COLLEGE ECONOMIE DOCTORAL ET GESTION PAYS DE LA LOIRE

L'INSTITUT agro Rennes Angers

THESE DE DOCTORAT DE

L'INSTITUT NATIONAL D'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR POUR L'AGRICULTURE, L'ALIMENTATION ET L'ENVIRONNEMENT

ECOLE DOCTORALE N° 640
Ecole doctorale Sciences économiques et sciences de gestion Pays de la Loire
Spécialité : *Sciences économiques*

Par

Maha BEN JABALLAH

Investissement numérique et performance économique et environnementale des exploitations agricoles

Thèse présentée et soutenue à Angers, le 19 décembre 2025
Unité de recherche : Structures et marchés agricoles, ressources et territoires (SMART), INRAe
Thèse N° : 2025AGRORA31

Rapporteurs avant soutenance :

Stéphane LEMARIE	Directeur de recherche, INRAe
Isabelle PIOT-LEPETIT	Directrice de recherche, INRAe

Composition du Jury :

Président :	Damien ROUSSELIERE	Professeur, L'Institut Agro Rennes Angers
Examinateurs :	Magali AUBERT	Ingénieure de recherche, INRAe
	Stéphane LEMARIE	Directeur de recherche, INRAe
	Isabelle PIOT-LEPETIT	Directrice de recherche, INRAe
Dir. de thèse :	Aude RIDIER	Professeure, L'Institut Agro Rennes Angers
Co-dir. de thèse :	Karine DANIEL	Directrice de recherche, ESA Angers

Investissement numérique & performance économique et environnementale des exploitations agricoles

BEN JABALLAH Maha

Thèse de doctorat
2025

Maha BEN JABALLAH : *Investissement numérique et performance économique et environnementale des exploitations agricoles*, Thèse de doctorat, ©2025

Directrices de thèse :
Aude Ridier
Karine Daniel
Co-encadrants :
Georgios Kloftadimos
Ghali Mohamed

Ecole doctorale : École Doctorale Économie Gestion pays de la Loire

Laboratoire de rattachement :
UMR 1302 - Structures et marchés agricoles, ressources et territoires - SMART - 200817993C

Laboratoire d'accueil :
Laboratoire de recherche LARESS, Ecole supérieure des agricultures d'Angers

Financements :
Ce travail a bénéficié d'un cofinancement de la Région Pays de la Loire (44 %, convention n° 2021-11384), de l'École Supérieure d'Agricultures - ESA (36 %) et du CIHEAM-IAMM (20 %, bourse de lauréat). La thèse est également labellisée #DigitAg, qui apporte un soutien au titre des frais de fonctionnement.

REMERCIEMENTS

La réalisation de cette thèse a constitué un véritable parcours, alliant apprentissages scientifiques, découvertes humaines et enrichissement personnel. Ces années de recherche ont été rythmées par des défis stimulants, des rencontres inspirantes et des étapes franchies avec autant d'enthousiasme que de persévérance.

Ce travail n'aurait jamais pu aboutir sans le soutien, la présence bienveillante et l'engagement de nombreuses personnes, que je souhaite ici remercier profondément et chaleureusement.

Je souhaite tout d'abord exprimer ma plus profonde gratitude à Aude Ridier et Karine Daniel, mes directrices de thèse. Bien plus que de simples encadrantes scientifiques, elles ont été un soutien constant et un repère solide tout au long de ce parcours. Leur soutien ne s'est jamais démenti, que ce soit dans les phases d'élan ou dans les moments de doute. Leur accompagnement, à la fois exigeant, stimulant et profondément humain, a donné toute sa richesse à cette aventure doctorale. Leurs conseils éclairés, leur écoute attentive, leur rigueur scientifique et leur bienveillance m'ont guidée et portée. Elles ont su être présentes dans toutes les dimensions de cette thèse, avec une intensité et une générosité rares. Je leur suis infiniment reconnaissante d'avoir été à mes côtés avec tant d'engagement, de confiance et de chaleur humaine.

Je remercie également Georgios Kloftadimos de l'IAMM, pour sa contribution à l'encadrement de la thèse.

J'adresse mes sincères remerciements aux membres de mon comité de suivi individuel, Pierre Labarthe, Pierre Dupraz et Leïla Temri, pour la qualité de leurs retours, leurs questionnements toujours pertinents et leurs regards bienveillants. Leurs remarques m'ont permis d'ajuster mes hypothèses, d'élargir mes perspectives, et ont enrichi considérablement cette recherche.

Je remercie également très chaleureusement : Stéphane Lemarié, Isabelle Piot-Lepetit, Damien Rousselière et Magali Aubert, d'avoir accepté d'être membres du jury de la thèse et d'apporter leur regard sur mon travail.

Je tiens à remercier Bertille Thareau, directrice du laboratoire LARESS, pour son attention constante à me fournir les conditions favorables à l'avancée de mon travail. Sa bienveillance et son efficacité ont été précieuses pour franchir cette thèse dans les meilleures conditions.

Je souhaite adresser un immense merci à toute l'équipe LARESS, qui a constitué mon environnement de travail principal, mais aussi un lieu d'échanges, de soutien et de convivialité. J'ai trouvé au sein de cette équipe une richesse humaine et une énergie collective précieuses. Je pense tout particulièrement à Frédérique Pellet, dont le soutien a été déterminant : tant sur le plan professionnel que personnel. Sa présence attentive, sa générosité et sa disponibilité ont été un repère constant.

Merci également à Giffona Justinia, Caroline Leroux, Soazig Dibianco, Jade Ballot, Annie Sigwalt, Claire Durand, Caroline Mazaud et Guilhem Anzalone pour leur aide, leur accueil, leurs échanges, leur bonne humeur et leur présence précieuse au quotidien.

Je remercie également les membres de l'équipe SMART, Kofivi Mawuenam Dzegle, Laurent Piet, Carole Ropars et Élodie Letort, pour leur accueil chaleureux, la qualité de nos échanges et les réflexions partagées tout au long de mon passage dans cette équipe.

Ce travail n'aurait pu être mené à bien sans le soutien déterminant de plusieurs institutions, que je tiens ici à remercier chaleureusement. Je remercie tout particulièrement l'École Supérieure d'Agricultures (ESA), le CIHEAM-IAMM et la Région Pays de la Loire pour leur appui financier. Leur soutien a permis de donner corps à cette recherche, de la faire vivre dans de bonnes conditions, et d'en garantir la réalisation jusqu'à son terme.

La thèse est également labellisée par l'Institut de Convergence DigitAg, que je remercie pour son soutien aux frais de fonctionnement, mais aussi pour l'animation scientifique, les rencontres et communautés interdisciplinaires auxquels j'ai eu la chance de participer. Cette ouverture sur l'univers du numérique en agriculture a fortement nourri mes questionnements.

Pendant cette thèse, j'ai eu la chance de faire mes premiers pas dans l'enseignement supérieur. Je remercie sincèrement toute l'équipe de la scolarité de l'ESA Angers pour leur confiance, leur appui logistique et leur accueil. J'ai beaucoup appris grâce à cette première expérience de transmission.

J'ai également eu le plaisir de participer à l'organisation de l'événement ESA Connect 2026. Ce fut une aventure collective enrichissante et motivante. Merci à toutes celles et ceux qui ont contribué à faire de ce moment un souvenir marquant.

À côté du travail scientifique, cette thèse a aussi été un chemin de vie. Je souhaite ici remercier toutes les personnes qui m'ont accompagnée, soutenue, écoutée, encouragée, souvent dans l'ombre, mais toujours avec une importance fondamentale.

Un merci immense à ma fille *Chams*, qui a été à mes côtés depuis le tout début de cette

aventure. Elle a été un véritable foyer d'apaisement et de motivation. Dans les moments de fatigue ou de doute, sa présence m'a recentrée, inspirée, redonné du souffle. Cette thèse est pour elle, un cadeau et un témoignage d'amour.

À mon mari, qui a toujours été derrière moi, avec une patience infinie, un soutien silencieux mais indéfectible, et une générosité quotidienne. Merci pour son écoute, son amour, sa capacité à porter avec moi les hauts comme les bas.

Je remercie de tout cœur mes parents pour leur soutien constant et inconditionnel, pour m'avoir transmis la force d'avancer et le goût du travail. Merci à mes sœurs *Hana* et *Mayssa*, pour leur présence, leur bienveillance et leur affection.

Je pense aussi à mes amies chères, Chayma, Amel, Hadhami, Marwa, et à toutes celles et ceux de mon entourage, pour leurs encouragements, leurs appels, leurs petits mots, leurs présences qui ont fait toute la différence.

Pour conclure…

Faire une thèse, c'est bien plus que produire de la connaissance. C'est apprendre à douter, à écouter, à faire des choix, à échouer parfois, à recommencer, à persévérer. C'est apprendre à se connaître, à construire avec les autres, à faire confiance à la lenteur du chemin. C'est aussi découvrir, parfois avec surprise, ses propres ressources.

Ce manuscrit est bien sûr l'aboutissement d'un travail personnel, mais il est surtout le reflet d'un cheminement collectif.

À toutes celles et ceux qui ont, d'une manière ou d'une autre, contribué à rendre ce chemin possible, enrichissant et lumineux : **merci**...

RÉSUMÉ

L'agriculture européenne fait face à des contraintes environnementales, économiques et institutionnelles croissantes qui fragilisent la durabilité des systèmes de production. Dans ce contexte, la transition numérique est promue comme un levier stratégique des politiques publiques, censé renforcer résilience, durabilité et compétitivité. La littérature scientifique, majoritairement axée sur les performances opérationnelles et les déterminants individuels d'adoption des outils numériques, accorde une attention encore marginale au coût total de ces outils, effectivement supporté par les agriculteurs. Celui-ci dépasse le prix d'acquisition et engage les exploitations sur les plans financier, organisationnel et humain, influençant leurs trajectoires productives et environnementales. Dès lors, cette thèse analyse l'impact des investissements en outils numériques sur la performance économique et environnementale des exploitations agricoles.

Cette thèse propose d'abord une clarification conceptuelle de l'investissement numérique en agriculture, à partir d'une revue systématique de la littérature. Elle élabore une classification distinguant quatre formes d'investissement (unitaires, complémentaires, intégrés et d'expansion). Sur cette base, un indicateur composite du coût total de possession (CTP) est développé pour quantifier l'investissement en outils numériques, intégrant les coûts d'acquisition, de maintenance, d'abonnement, de formation et d'externalisation de services. Une base de données originale (AgriTechCost_DB) a été constituée pour opérationnaliser cet indicateur et distinguer trois niveaux d'investissement (faible, moyen, fort), en tenant compte des coûts, de la nature, des usages, et des combinaisons d'outils numériques.

L'exploitation empirique de cette classification, à travers des modèles économétriques (logit et multinomial), montre que l'adoption du numérique ne suit pas une dynamique homogène. Elle est structurée par des variables individuelles (âge, formation, statut familial), structurelles (taille, statut juridique, système de production) et institutionnelles (coopérations, assurances, circuits courts). Le numérique apparaît ainsi comme un levier d'innovation sélectif, mobilisé différemment selon les trajectoires et profils d'exploitation. Les exploitations de grandes cultures et de viticulture adoptent majoritairement des niveaux d'investissement faibles ou moyens, tandis que les élevages porcins et volailles adoptent des investissements plus élevés. Enfin, une étude d'impact ciblée sur la viticulture, filière soumise à de fortes contraintes environnementales et réglementaires, révèle que les exploitations ayant investi dans des outils numériques à des niveaux d'investissement

faibles ou moyens réduisent significativement leur usage de produits phytosanitaires, sans toutefois enregistrer d'effet mesurable à court terme sur la productivité de la terre ou du travail. En conclusion, cette recherche montre que l'investissement numérique en agriculture ne peut être réduit à une simple adoption technologique. Il constitue un processus multidimensionnel et structurant, qui engage les exploitations dans des arbitrages complexes entre performance économique et durabilité environnementale.

ABSTRACT

European agriculture faces increasing environmental, economic, and institutional constraints that threaten the sustainability of production systems. In this context, the digital transition is promoted as a strategic policy lever intended to strengthen resilience, sustainability, and competitiveness. However, the scientific literature, which remains largely focused on operational performance and individual determinants of digital tool adoption, pays only limited attention to the total cost of these tools, which is effectively borne by farmers. This cost extends beyond the purchase price and involves financial, organizational, and human dimensions that influence farms' productive and environmental trajectories. Therefore, this thesis examines the impact of digital technology investments on farms' economic and environmental performance.

This research first clarifies the concept of digital investment in agriculture through a systematic literature review. It develops a classification distinguishing four forms of investment (unitary, complementary, integrated, and expansion-oriented). Based on this framework, a composite Total Cost of Ownership (TCO) indicator is constructed to quantify digital investment, incorporating acquisition, maintenance, subscription, training, and outsourcing costs. An original database, AgriTechCost_DB, was created to operationalize this indicator and identify three investment levels (low, medium, and high), taking into account costs, nature, uses, and combinations of digital tools.

The empirical analysis of this classification, using econometric models (logit and multinomial), shows that digital adoption does not follow a uniform pattern. It is structured by individual factors (age, education, family status), structural factors (farm size, legal status, production system), and institutional factors (cooperation, insurance, short supply chains). Digitalization thus emerges as a selective innovation driver, mobilized differently depending on farm trajectories and profiles. Field crop and winegrowing farms tend to adopt low or medium levels of investment, whereas pig and poultry farms show higher levels of adoption.

Finally, an impact study focusing on viticulture, a sector subject to strong environmental and regulatory constraints, reveals that farms with low or medium digital investment levels significantly reduce their use of plant protection products, although no measurable short-term effect on land or labor productivity is observed.

In conclusion, this research demonstrates that digital investment in agriculture cannot

be reduced to mere technological adoption. It constitutes a multidimensional and structuring process, engaging farms in complex trade-offs between economic performance and environmental sustainability.

TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION GENERALE

1. Contexte général et mutations structurelles de l'agriculture contemporaine 1

1.1. Une agriculture sous pression : une triple crise systémique 1

1.2. Le numérique en agriculture : vers une recomposition technologique des systèmes agricoles 1

1.3. Diffusion des technologies numériques : entre rationalisation, automatisation et pilotage de la complexité 3

1.4. Intégration du numérique et performance agricole : entre promesses économiques et incertitudes environnementales 5

1.5. Cadres politiques et institutionnels du numérique en agriculture : entre continuités productivistes et transition écologique 6

2. Problématique et question de recherche 9

3. Cadre conceptuel de l'investissement numérique en agriculture 12

4. Plan 14

CHAPITRE 1 : CARACTERISATION DE L'INVESTISSEMENT NUMERIQUE AGRICOLE

Introduction du chapitre 17

Farm digital tools: A systematic review of investments and environmental implications 19

1. Introduction 20

2. Methodology 22

3. Results 24

3.1. Trends in farm investment research in relation to time, country economic status, and production system 24

3.2. Different categories of farm investments 27

3.2.1. General farm investments 27

3.2.2. Investments in combined factors of production 28

3.2.3. Investments in individual factors of production 30

3.3. Farm equipment investments 31

3.3.1. Investment trends over time 31

3.3.2. Different categories of farm equipment investments 34

3.3.3. Environmental implications of farm equipment investments 36

4. Discussion and conclusion 38

Conclusion du Chapitre 42

CHAPITRE 2 : MESURER ET CARACTERISER L'INVESTISSEMENT NUMERIQUE AGRICOLE

Introduction du chapitre 44

Les investissements numériques dans les exploitations agricoles françaises : une classification selon les coûts totaux de possession 46

1. Introduction 47

2. Cadre analytique et coût total de possession 49

3. Méthode d'évaluation et de classification des investissements en outils numériques 50

4. Résultats 53

4.1. Offre commerciale des outils numériques agricoles en France 53

4.1.1. Caractéristiques d'usage des outils numériques 53

4 .1.2. Coût total de possession annuel par type d'outil numérique 54

4.2. Classification des niveaux d'investissements en outils numériques par exploitation 56

4.3. Analyse de la demande d'outils numériques par les exploitations agricoles françaises 57

5. Discussions et conclusion 59

Annexes 61

Dataset on digital agricultural tools in France: usage characteristics and total cost of ownership 62

Specifications table 63

Value of the data 64

Background 64

Data description 65

Experimental design, materials and methods 69

Limitations 71

Conclusion du Chapitre 72

CHAPITRE 3 : DETERMINANTS DES INVESTISSEMENTS NUMERIQUES AGRICOLES

Introduction du chapitre 73

Factors Influencing Digital Technology Investments on French Farms 75

1. Introduction 76

2. Identification of the factors influencing digital technology investment on farms 78

3. Data and methodology 80

3.1. Data 80

3.2. Data analysis: econometric methods....80
3.2.1. Binomial logistic regression....81
3.2.2. Multinomial regression....82
4. Results....84
4.1. Descriptive statistics....84
4.2. Factors influencing presence or absence of digital technology investment on French farms....86
4.3. Factors associated with different digital technology investment levels on French farms....89
5. Discussion and conclusions....91
Conclusion du Chapitre....94
CHAPITRE 4 : EFFETS DES INVESTISSEMENTS NUMERIQUES SUR LA PERFORMANCE ECONOMIQUE ET ENVIRONNEMENTALE : LE CAS DE LA VITICULTURE
Introduction du chapitre....95
Do Digital Technology Investments Improve Vineyard Performance? Findings on Farm Productivity and Pesticide Use in French Viticulture....97
1. Introduction....98
2. Methodology....100
2.1. Econometric strategy....100
2.2. Data and descriptive statistics....103
3. Results and discussion....106
3.1. Determinants of investment level and covariate balancing....106
3.2. Main treatment effects....108
3.3. Robustness checks....109
4. Conclusion....112
Appendix A. Supplementary materials....116
Conclusion du Chapitre....117
DISCUSSION ET CONCLUSION GENERALE
1. Synthèse et discussion des apports de la thèse....118
2. Recommandations....123
3. Limites et perspectives....125
Références bibliographiques....128
Annexes....161

TABLE DES FIGURES

Figure 1: Du champ à la filière : diffusion des outils numériques en agriculture 3
Figure 2 : De la mécanisation au numérique : évolution des technologies agricoles et initiatives politiques nationales et européennes (1950–2025) 9
Figure 3: Articulation théorique et empirique de l'analyse des investissements numériques agricoles.....16

Figure Ch1_ 1: PRISMA-based methodology used in our systematic review. 24

Figure Ch1_ 2: Appearance of farm investment research topics over time (n = 131 articles) 25
Figure Ch1_ 3: Changes in farm equipment investments over time (n = 49 articles).....33
Figure Ch1_ 4: Main categories of farm equipment investments.....36

Figure Ch2.1_ 1: Schématisation de la méthodologie d'analyse de l'offre commerciale et de la demande d'outils numériques par les exploitations agricoles françaises. 51

Figure Ch2.1_ 2: Répartition du CTP par type d'outils numériques selon les prix de l'offre commerciale.....55
Figure Ch2.1_ 3: Diagramme de Venn des différentes combinaisons d'outils numériques possibles et leurs CTP annuel moyen par exploitation standard. 56

Figure Ch3_ 1: Factors influencing digital technology investment by farmers (based on the typology described in Shang et al., 2021) 79
Figure Ch4_ 1: Distribution of propensity scores by investment level before (left) and after (right) weighting. 107

Figure Ch4_ 2: Absolute mean differences for covariates before and after sample weighting, where the vertical dashed line indicates the commonly accepted balance threshold of 0.1. 108
Figure Ch4_ 3: Estimated treatment effects (ATTs; 95% confidence intervals) of low- and moderate-level investments in digital technologies on land productivity 110
Figure Ch4_ 4: Estimated treatment effects (ATTs; 95 % confidence intervals) of low- and moderate-level investments in digital technologies on labour productivity. 111
Figure Ch4_ 5: Estimated treatment effects (ATTs; 95 % confidence intervals) of low- and moderate-level investments in digital technologies on pesticide expenditures 112

Figure A1_ 1: Comparaison des classifications des outils numériques agricoles dans la littérature scientifique et les initiatives nationales françaises - 163 -
Figure A2_ 1: Répartition de l'offre numérique agricole française par type de production et fonction d'usage - 164 -

Figure A2_ 2: Diagramme en Violon : répartition des outils numériques selon leur coût total de possession annuel. ..... - 167 -

Figure A4_ 1: Synthèse des facteurs d'adoption des outils numériques agricoles selon la littérature : fréquence et sens des effets (positif, négatif, non significatif) - 173 -

LISTE DES TABLEAUX

Tableau Ch1_ 1: Relative abundance of articles focused on each investment type 27
Tableau Ch1_ 2: Focus of articles addressing the environmental implications of DT investments. 38
Tableau Ch2.1_ 1: Répartition de l'offre commerciale des outils numériques selon leur usage et l'atelier de production concerné. 54
Tableau Ch2.1_ 2: Caractéristiques des exploitations agricoles selon leur niveau d'investissement en outils numériques 58

Table Ch2.2_ 1: Identification variables of digital agricultural tools in the AgriTechCost_DB dataset 66

Table Ch2.2_ 2: Functional and categorical descriptors of digital agricultural tools 66
Table Ch2.2_ 3: Investment and structural characteristics 67
Table Ch2.2_ 4: Economic and cost-related variables 68
Table Ch2.2_ 5: Standard farm size reference values (AC2020, France) 70

Table Ch3_ 1: Explanatory variables used in analysis of factors influencing digital technology investments on French farms 83

Table Ch3_ 2: Descriptive statistics for the explanatory variables in the regression models: comparison between French farms that had and had not invested in digital technologies 85
Table Ch3_ 3: Influence of different factors on the probability of digital technology investment on French farms (binomial regression results) 88
Table Ch3_ 4: Factors associated with different digital technology investment levels on French farms (multinomial regression results) 90

Table Ch4_ 1: Definition and descriptive statistics for the variables of interest by level of digital technology investment (none, low, moderate) 105

Table Ch4_ 2: Multinomial logistic regression results used in the estimation of the propensity scores. 106
Table Ch4_ 3: Estimated average treatment effects (ATTs) on vineyard performance determined using AIPW (bootstrap replications = 2,000).....109

Tableau A3_ 1: Description des variables explicatives (caractéristiques structurelles et postes de dépenses liés au numérique) utilisées dans les modèles de régression logistique - 169 -

Tableau A3_ 2:Résultats des régressions logistiques binaires expliquant les déterminants des niveaux d'investissement numérique (faible, moyen et fort).....- 171 -

Tableau A5_ 1: Synthèse bibliographique par filière de production : effets économiques et environnementaux des technologies numériques agricoles. - 178 -

LISTE DES ANNEXES

Annexe_ 1: Classifications des outils numériques agricoles..... - 161 -
Annexe_ 2: Analyse descriptive de la base de données « AgriTechCost_DB » de l'offre commerciale des outils numériques agricoles en France ..... - 164 -
Annexe_ 3: Analyse complémentaire des déterminants de l'investissement numérique en agriculture (postes des dépenses associés) ..... - 168 -
Annexe_ 4: Synthèse bibliographique des facteurs d'adoption des outils numériques agricoles..... - 172 -
Annexe_ 5: Synthèse bibliographique d'étude d'impact des outils numériques agricoles .. - 176 -

ACRONYMES

ATT : Average treatment effect on the treated

AGCO : Allis-Gleaner Corporation (groupe industriel agricole américain)

AGRITECHCOST_DB : Base de données sur le coût total des outils AgriTech développée pour la thèse

AI : Artificial Intelligence

AIC : Akaike Information Criterion (Critère d'information d'Akaike)

AIPW : Augmented Inverse Probability Weighting

AOC : Appellation d'Origine Contrôlée

ASPEXIT : Plateforme de recensement et d'analyse des outils numériques agricoles

CA : Consensus Agricol

CAP : Common Agricultural Policy

CEF-Digital : Connecting Europe Facility – Digital

CI : Confidence Interval (Intervalle de Confiance)

CNEEMA : Centre National d'Études et d'Expérimentation du Machinisme Agricole

CNH : Case New Holland (constructeur de machines agricoles)

CTP : Coût Total de Possession

CUMA : Coopérative d'Utilisation de Matériel Agricole

DIGITAG : Laboratoire Convergence sur le Numérique Agricole (Montpellier SupAgro – INRAE)

DT(s) : Digital Tool(s)

EAFRD : European Agricultural Fund for Rural Development

EDIH : European Digital Innovation Hubs

EIP-Agri : European Innovation Partnership for Agricultural Productivity and Sustainability

ESN : Entreprise de Services Numériques

ETA : Entreprise de Travaux Agricoles

ETP : Équivalent Temps Plein

EU : European Union

FADAT : Fonds d'Aide au Développement des Activités Techniques

FADN : Farm Accountancy Data Network

FDI : Foreign Direct Investment (Investissement Direct Étranger)

FEADER : Fonds Européen Agricole pour le Développement Rural

FNSEA: Fédération Nationale des Syndicats d'Exploitants Agricoles

GES : Gaz à Effet de Serre

GIEE : Groupement d'Intérêt Économique et Environnemental

GPS : Global Positioning System

HVE : Haute Valeur Environnementale

IA : Intelligence Artificielle

ICT : Information and Communication Technologies

IGP : Indication Géographique Protégée

INRA : Institut National de la Recherche Agronomique

IoT : Internet of Things

IPTW : Inverse Probability Treatment Weighting

IPTW_GBM : IPTW via Gradient Boosting Model

ITK : Intelligence Technology and Knowledge (start-up AgriTech française)

LASSOLeast : Absolute Shrinkage and Selection Operator (méthode de régularisation statistique)

MASA : Ministère de l'Agriculture et de la Souveraineté Alimentaire

OAD : Outil d'Aide à la Décision

OTEX : Orientation Technico-Économique

PAC : Politique Agricole Commune

PBS : Produit Brut Standard

PCAE : Plan de Compétitivité et d'Adaptation des Exploitations agricoles

PRISMA : Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses

PSN : Plan Stratégique National

Q : Quintal (100 kg)

RA : Recensement Agricole

RICA : Réseau d'Information Comptable Agricole

SAU : Surface Agricole Utile

SGP : Standard gross production

SIRET : Système d'Identification du Répertoire des Établissements

SMD : Standardized Mean Difference (Différence moyenne standardisée)

TCO : Total Cost of Ownership

TÉLÉPAC : Plateforme en ligne de gestion des aides PAC

TEO : The technical and economic orientation

UAA : Utilised Agricultural Area

UAV : Unmanned Aerial Vehicle (Drone)

VAN : Valeur Actuelle Nette

WIKIAGRITECH : Plateforme collaborative sur les technologies agricoles

Introduction générale

INTRODUCTION GENERALE

1. Contexte général et mutations structurelles de l'agriculture contemporaine

1.1. Une agriculture sous pression : une triple crise systémique

L'agriculture européenne est soumise à un ensemble croissant de contraintes environnementales, économiques et institutionnelles qui compromettent la stabilité et la durabilité des systèmes de production (Neuenfeldt et al., 2019; Pe'er et al., 2019). Les aléas climatiques (sécheresses, températures extrêmes, instabilité des précipitations) accentuent les pertes économiques et remettent en cause l'efficacité des pratiques agricoles conventionnelles (Hamidov et al., 2018; Pretty, 2018). Les trajectoires intensives adoptées au cours des dernières décennies, caractérisées par la spécialisation, la mécanisation et l'usage massif d'intrants, ont engendré des externalités négatives durables et une dégradation du capital naturel (Lal, 2012; Scialabba & Müller-Lindenlauf, 2010). Par ailleurs, les exploitations agricoles sont confrontées à des tensions économiques persistantes, liées à la hausse structurelle des coûts de production (énergie, intrants, semences) et à une forte volatilité des marchés agricoles depuis les années 2000. Ces dynamiques fragilisent les marges économiques des producteurs et accentuent les inégalités d'accès aux ressources (IMF & UNCTAD, 2011; Mustafa et al., 2024). Les récentes crises mondiales, notamment la pandémie de COVID-19 et la guerre en Ukraine, ont révélé la dépendance logistique et commerciale de l'agriculture européenne, liée à la spécialisation des filières et à l'importation d'intrants stratégiques (Giuliani & Baron, 2025; Sexton & Xia, 2018). Ces évolutions ont relancé les débats sur la souveraineté alimentaire et souligné la nécessité de politiques publiques renforcées pour gérer les risques et sécuriser les chaînes d'approvisionnement (Matthews et al., 2023).

1.2. Le numérique en agriculture : vers une recomposition technologique des systèmes agricoles

Dans une phase de recomposition structurelle du secteur agricole, les exploitations se trouvent confrontées à une pluralité d'objectifs parfois antagonistes : maintenir leur performance économique, intégrer les contraintes environnementales et répondre aux attentes sociétales (Lindblom et al., 2017). Cette tension oblige à repenser les modèles de production afin d'articuler efficacité, durabilité et résilience. Toutefois, cette adaptation se déploie dans un contexte marqué par la volatilité des revenus, l'érosion des prix agricoles,

la stagnation des gains de productivité et une raréfaction de la main-d'œuvre, largement liée à la faible attractivité du métier (Chartier & Chevrier, 2015; Daniel, 2019; de Frahan et al., 2017).

Dans ce contexte, deux trajectoires d'adaptation peuvent se distinguer. La première s'inscrit dans une logique d'efficience, centrée sur l'optimisation des intrants, dans la continuité des dynamiques de spécialisation et d'intensification. La seconde repose sur des modèles écologiquement intégrés, favorisant l'autonomie des exploitations et la valorisation des processus biologiques (Duru et al., 2015). Ces deux types d'évolutions peuvent s'appuyer désormais sur l'investissement dans les outils numériques, lesquels transforment les pratiques culturales, les modes de pilotage et l'organisation du travail agricole (Fielke et al., 2020).

La « transition numérique » prolonge un mouvement de modernisation amorcé dès les années 1950, marqué par la substitution progressive du travail par le capital. Elle s'est traduite par une mécanisation accrue, une réduction de la main-d'œuvre agricole engendrant une croissance soutenue de la productivité (Levi et al., 2016; Schultz, 1964). Aujourd'hui, l'essor des outils numériques marque une nouvelle étape de changement technique en agriculture, en transformant les logiques de production, les modes de gestion et de valorisation des ressources. Cette transformation repose sur l'intégration d'outils interconnectées tels que; les capteurs, les systèmes de géolocalisation (GPS), les drones, les outils d'aide à la décision (OAD), les dispositifs de télédétection, l'Internet des Objets (IoT), l'intelligence artificielle (IA), les algorithmes d'apprentissage automatique (Machine Learning), les chaînes de blocs (blockchain) ou encore les jumeaux numériques (Awais et al., 2025; Linaza et al., 2021; Mehedi et al., 2024; Nasirahmadi & Hensel, 2022). Ensemble, ces dispositifs contribuent à l'émergence d'une nouvelle orientation technologique, désignée sous les appellations de « Smart Farming », « agriculture numérique » ou « Agriculture 4.0 », ou encore d'« agriculture de précision » (Batra et al., 2024; Bellon-Maurel & Huyghe, 2016).

L'agriculture de précision mobilise des mégadonnées issues de capteurs et de dispositifs connectés, analysées par des outils avancés afin d'optimiser en temps réel les décisions de gestion agronomique (Janssen et al., 2017; Wolfert et al., 2017). Dans ce cadre, les tâches agricoles ne relèvent plus uniquement de l'expérience ou du savoir empirique, mais s'appuient sur des flux continus de données multidimensionnelles (météo, hydrométrie, qualité des sols, états phytosanitaires, etc.), collectées par des dispositifs embarqués ou autonomes (Laveglia et al., 2024; Wen et al., 2025). L'agriculture de précision, fondée sur

l'adaptation des intrants aux conditions pédoclimatiques spécifiques de chaque parcelle, devient ainsi une illustration majeure de cette transition numérique (Balafoutis et al., 2017; Sofia et al., 2025).

1.3. Diffusion des technologies numériques : entre rationalisation, automatisation et pilotage de la complexité

La diffusion du numérique en agriculture connaît une accélération notable, traduite par une adoption croissante d'outils connectés et automatisés dans les exploitations. Selon le rapport Agriculture-Innovation 2025, le marché mondial de la robotique agricole était estimé à 15 milliards d'euros dès 2020, reflétant l'ampleur croissante des investissements dans ce domaine (Bournigal et al., 2015). Cette dynamique ne se limite pas à des usages ponctuels ou administratifs, elle s'inscrit dans une logique systémique, déployée à plusieurs niveaux, de la parcelle à l'exploitation, en passant par les services de conseil et jusqu'à la filière dans son ensemble (figure 1).

Figure 1: Du champ à la filière : diffusion des outils numériques en agriculture



(Source : Auteur)

En France, cette dynamique se traduit par un taux élevé d'équipement numérique : 95 % des agriculteurs utilisent internet, et parmi eux, près de 70 % recourent à des applications professionnelles, principalement orientées vers la gestion comptable, la consultation météorologique, l'enregistrement des données culturales, ou encore l'accès à des informations réglementaires et commerciales (Bellon-Maurel et al., 2023; Taragola & Van Lierde, 2010).

En 2017, près d'un million d'hectares de grandes cultures (3 % de la SAU) étaient suivis par télédétection, principalement par satellite (85 %), afin de caractériser la variabilité

spatiale et temporelle des cultures et des sols (Chaire AgroTIC, 2018). Ces outils favorisent une gestion plus précise des intrants, l'optimisation des rendements et la réduction des impacts environnementaux (Paustian & Theuvsen, 2017). Cette dynamique est renforcée par des outils complémentaires tels que les capteurs de rendement (utilisés par 30 % des exploitants), les stations météorologiques connectées et les systèmes de prévision des risques sanitaires ou de gestion de l'irrigation. Dans des filières spécifiques comme la viticulture, le maraîchage ou l'arboriculture, ces outils facilitent l'analyse des bilans de millésimes, la prévention du gel ou la régulation hydrique (Kasimati, 2024). En parallèle, les systèmes de géolocalisation (autoguidage, modulation de la pulvérisation ou de la fertilisation) sont adoptés par un agriculteur sur deux, illustrant une intégration croissante du numérique dans les pratiques agronomiques (Chaire AgroTIC, 2018).

Dans les systèmes d'élevage, le numérique s'appuie principalement sur des dispositifs de captation de données physiologiques, comportementales et productives. Les robots de traite en constituent une illustration emblématique : en 2018, plus de 10 000 des 12 000 robots actifs en France équipaient des élevages bovins laitiers (Bellon-Maurel et al., 2023). D'autres équipements (capteurs d'activité, dispositifs de rationnement automatique, stations de nettoyage robotisées) participent à réduire la pénibilité, améliorer le bien-être animal et optimiser les performances technico-économiques (Edwards et al., 2014; Hansen, 2015; Jacobs & Siegford, 2012).

Par ailleurs, les Outils d'Aide à la Décision (OAD) connaissent un essor soutenu, impulsé à la fois par les services de conseil privé, les coopératives agricoles et les dispositifs d'incitation publique (Di Bianco et al., 2019; Fielke et al., 2020). Offrant des interfaces ergonomiques et des simulations contextualisées, ces outils guident les décisions techniques et économiques des exploitants, qu'il s'agisse de l'alimentation des troupeaux, des traitements phytosanitaires, de la rentabilité ou de la durabilité (Rose et al., 2016). Leur usage est particulièrement répandu dans les systèmes spécialisés (grandes cultures, élevage, horticulture), tout en tendant à se diffuser progressivement dans les exploitations intermédiaires (Florez, 2018).

À une échelle plus globale, la montée en puissance de mégadonnées et des infrastructures d'interopérabilité (plateformes collaboratives, blockchains, bases sectorielles) favorise une gouvernance plus intégrée de la chaîne de valeur agricole. Ces dispositifs permettent de fluidifier les échanges d'information, de renforcer la coordination entre les acteurs et de soutenir des stratégies collectives de gestion et d'innovation (Bhat et al., 2022; Wolfert et al., 2017).

1.4. Intégration du numérique et performance agricole : entre promesses économiques et incertitudes environnementales

Dans ce contexte de mutations, le numérique ne relève plus d'une simple modernisation instrumentale, mais s'impose comme un vecteur de transformation productive et organisationnelle. En articulant mécanisation de précision, automatisation et OAD, il crée de nouvelles marges d'efficience. Toutefois, sa valeur pour les exploitants dépend de sa capacité à générer des bénéfices tangibles en termes de performance technico-économique, de traçabilité, de conditions de travail et de maîtrise des impacts environnementaux (Gonzalez-de-Soto et al., 2016; Yi et al., 2024; Zhai et al., 2020). Cette convergence entre performance et durabilité fait émerger un nouveau référentiel productif, fondé sur la granularité des données, la réactivité décisionnelle, et l'intelligence distribuée dans les systèmes agri-numériques (Abiri et al., 2023; Hrustek, 2020).

Plusieurs travaux montrent que l'intégration des outils numériques au sein des exploitations se traduit par des gains substantiels en matière de productivité et d'efficience économique. Ces bénéfices proviennent principalement d'une meilleure allocation des intrants, rendue possible par la télédétection, les capteurs embarqués, les systèmes d'information géographique et les OAD, qui permettent d'optimiser la conduite culturale et les processus zootechniques (Zeng et al., 2022). En Europe, l'usage des technologies de précision permettrait de réduire en moyenne de 10 à 20 % les coûts d'intrants tout en augmentant la productivité de 6 à 15 %, d'après des évaluations issues d'essais expérimentaux et de modèles économétriques sur des exploitations de grandes cultures (Balafoutis et al., 2017). Une enquête menée auprès de 2 000 agriculteurs européens montre également que ceux ayant adopté au moins deux outils numériques déclarent une hausse de rentabilité comprise entre 6 et 12 % (Barnes et al., 2019). En élevage laitier, des analyses longitudinales et comparatives montrent que l'adoption des robots de traite a permis d'accroître la productivité individuelle des vaches de 5 à 10 % tout en réduisant la charge de travail de l'éleveur de près de 30 % (Edwards et al., 2014; Jacobs & Siegford, 2012). Au-delà de ces effets techniques, le numérique favoriserait une modernisation organisationnelle, en renforçant la planification, la traçabilité et l'adaptation à la volatilité des marchés et aux aléas climatiques (Sargani et al., 2025; Zhou et al., 2023).

Au-delà des bénéfices économiques, les outils numériques contribueraient également à la performance environnementale. En permettant une application ciblée et différenciée des intrants, l'agriculture de précision réduirait en moyenne de 10 à 15 % les pertes azotées et diminuerait les émissions de gaz à effet de serre (GES) de 6 à 20 %, selon des essais

expérimentaux réalisés dans différents contextes pédoclimatiques européens (Balasundram et al., 2023; Cillis et al., 2018; Higgins et al., 2019). En élevage, les technologies embarquées (capteurs physiologiques, systèmes de monitoring comportemental, dispositifs de rationnement automatisé) facilitent la gestion de l'alimentation, de la reproduction et de la santé des animaux. Cette maîtrise accrue des paramètres zootechniques améliorerait l'efficience des systèmes d'élevage, tout en réduisant leur impact environnemental, avec des baisses estimées des émissions de GES de 5 à 10 % et des pertes azotées de 8 à 30 % selon les contextes étudiés (Ferguson et al., 2024; González et al., 2018). En structurant des pratiques d'élevage de précision, ces dispositifs contribueraient à une transition vers des modèles plus durables, conciliant performances écologiques et bien-être animal (Papakonstantinou et al., 2024; Tullo et al., 2019; Van Hertem et al., 2017).

Toutefois, malgré les bénéfices économiques et environnementaux soulignés, l'impact écologique des outils numériques reste l'objet de controverses. De nombreux travaux mettent en évidence une hétérogénéité des résultats, fortement conditionnée par les contextes d'usage, les types de systèmes de production et les logiques de déploiement technologique (Clapp & Ruder, 2020; Gardezi et al., 2022; Lajoie-O'Malley et al., 2020). Dans certains cas, les gains d'efficience permis par les technologies peuvent produire des effets paradoxaux à l'échelle agrégée, en augmentant indirectement la consommation globale de ressources. Cet effet rebond, aussi nommé paradoxe de Jevons, désigne la situation où une amélioration de l'efficience entraîne une hausse de la demande et, in fine, un surcroît d'usage des intrants (Jevons, 1866; Sears et al., 2018).

En agriculture, cette dynamique est complexe à évaluer du fait de l'interdépendance entre les facteurs de production (eau, énergie, sols, intrants chimiques). Si la majorité des études confirment des réductions nettes d'usage des ressources, certaines révèlent des effets-rebond indirects ou des transferts d'impact, comme l'expansion des surfaces irriguées ou l'intensification des usages énergétiques, induisant une augmentation des émissions de GES (Benjamin & Giraldo Hurtado, 2021; Li & Zhao, 2018).

1.5. Cadres politiques et institutionnels du numérique en agriculture : entre continuités productivistes et transition écologique

Sur le plan politique et institutionnel, les pouvoirs publics français et européens ont progressivement mis en place un cadre incitatif visant à accompagner et accélérer l'adoption des outils numériques dans le secteur agricole (Gupta, 2024). Cette orientation s'inscrit dans la continuité d'une histoire longue de modernisation agricole. En France, dès

l'après-guerre, des dispositifs tels que le Plan Marshall, l'action des institutions nationales (INRA, CNEEMA, FNSEA), et surtout le lancement de la Politique Agricole Commune (PAC) en 1962, ont favorisé une mécanisation rapide, une homogénéisation des systèmes de culture, ainsi qu'une forte augmentation de la productivité. Ces dynamiques ont marqué l'avènement du modèle productiviste (Coulomb & Delorme, 1989; Farmer, 2020; Martiin et al., 2016) (figure 2).

Aujourd'hui, dans un contexte de transition écologique, le numérique ne se limite plus à son rôle de levier d'efficacité technique ou de compétitivité. Il est désormais perçu et promu comme un moyen de concilier performance agricole et réduction des impacts environnementaux(Milian Gómez & Byttebier, 2025; Prost et al., 2023; Viera-Arroyo et al., 2025). Cette évolution de perception s'accompagne d'une réorientation des politiques publiques, aux échelles européenne et nationale, qui intègrent le numérique comme outil stratégique au service de la durabilité.

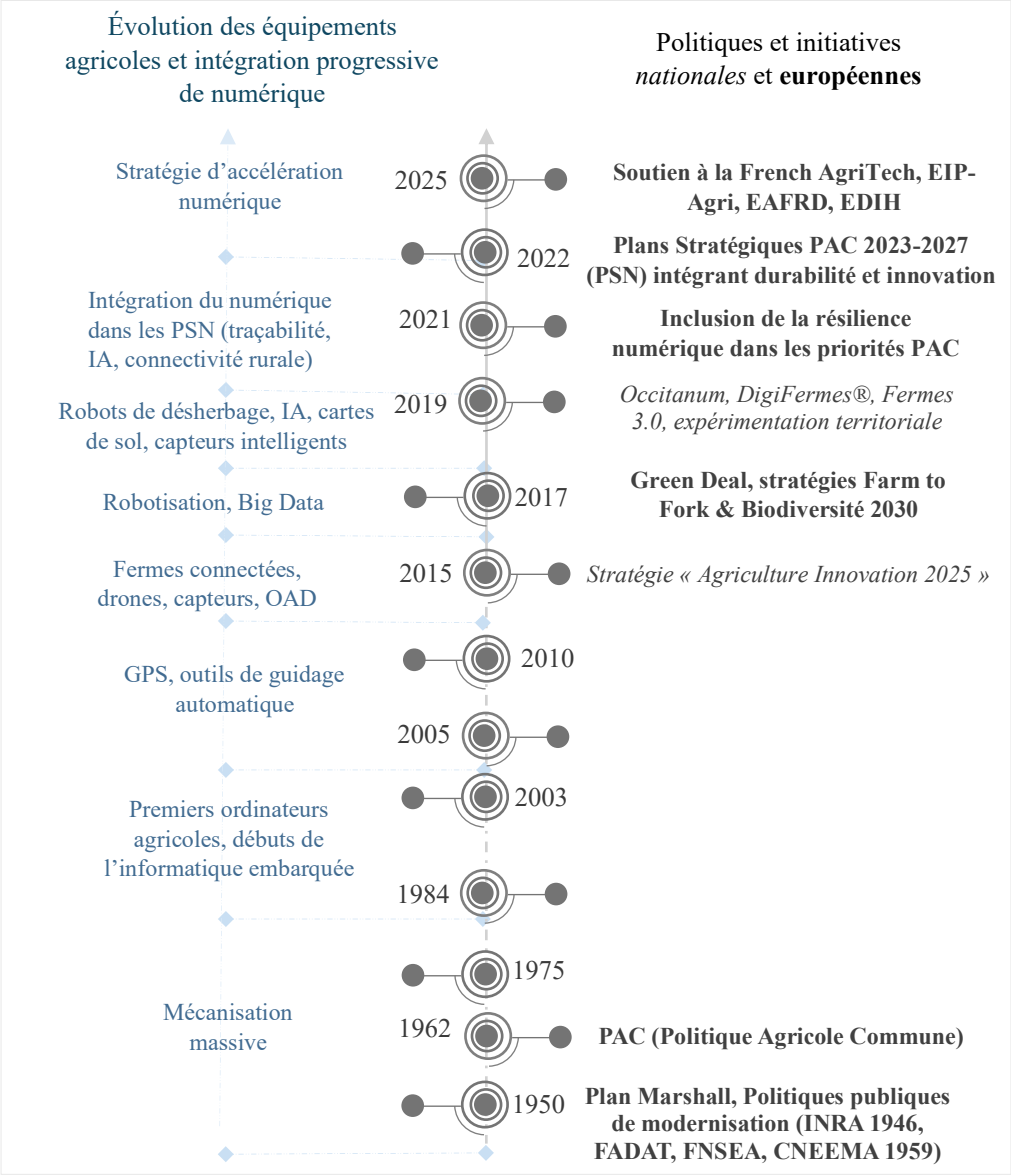
À l'échelle européenne, ces dynamiques s'inscrivent dans le cadre du Green Deal et de sa stratégie « De la ferme à la fourchette ». Cette stratégie fixe des objectifs ambitieux à l'horizon 2030 : réduction de 50 % de l'usage des pesticides, diminution des pertes d'azote, et 25 % des terres agricoles en agriculture biologique (Mezzacapo, 2024; Wesseler, 2022). Le numérique y est positionné comme levier central de durabilité, d'efficience environnementale et de connectivité rurale (European Commission, 2020). Dans cette perspective, des dispositifs tels que les *European Digital Innovation Hubs (EDIH)*, le programme *Connecting Europe Facility – Digital (CEF-Digital)* ou encore les *EIP-Agri* (Partenariat européen pour l'innovation en agriculture) ont été mis en place. Ils visent à stimuler les transferts technologiques, renforcer la connectivité des zones rurales et favoriser l'intégration intersectorielle des innovations numériques agricoles (Czyżewska-Misztal, 2024; Eckerberg et al., 2023; Rossi, 2024). En complément, plusieurs instruments financiers européens (tels que *Next Generation EU*, *le Fonds Européen Agricole pour le Développement Rural (FEADER)*, ou encore le programme *Horizon Europe*) soutiennent les investissements dans des technologies numériques appliquées à l'agriculture, qu'il s'agisse d'agroéquipements connectés ou de plateformes d'aide à la décision.

En France, des financements soutiennent également des dispositifs nationaux à travers des démonstrateurs territoriaux, tels que les DigiFermes®, Occitanum ou Fermes 3.0, destinés à ancrer la transition agro-numérique dans les dynamiques locales au moyen de projets pilotes, de *living labs* et d'expérimentations collaboratives (Barbier-Gauchard & Simon, 2022; Bellon-Maurel et al., 2023; Eckerberg et al., 2023). À une échelle plus

stratégique, le plan « Agriculture-Innovation 2025 », porté par le Ministère de l'Agriculture et de la Souveraineté Alimentaire (MASA), positionne le numérique comme un levier central pour relever les défis de durabilité, de compétitivité et de souveraineté alimentaire. Il met l'accent sur l'usage des données massives, leur accessibilité via un portail national et la convergence entre recherche, innovation et services agricoles (Bellon-Maurel et al., 2023; Bournigal et al., 2015). Dans la continuité, la feuille de route « Agriculture et Numérique », publiée en 2022, érige le numérique en « pilier de la troisième révolution agricole », au service d'une agriculture « plus résiliente, moins dépendante des intrants et écologiquement performante » (Ministère de l'agriculture et de l'alimentation, 2022).

En parallèle, les acteurs privés (machinisme agricole, start-ups AgriTech, entreprises de services numériques (ESN)) jouent un rôle moteur dans le développement et la diffusion de solutions techniques (Heimstädt, 2022). Celles-ci sont présentées comme adaptées aux enjeux agroécologiques et ouvrent une nouvelle opportunité de marché majeure pour le secteur de l'agrofourniture. Les grands constructeurs d'équipements (ex. John Deere, AGCO, CNH) intègrent désormais des modules d'agriculture de précision permettant la modulation intra parcellaire des apports d'azote ou de phytosanitaires, favorisant une gestion fine des hétérogénéités pédoclimatiques et limitant les externalités environnementales négatives (Pham & Stack, 2018). De nombreuses start-ups françaises et européennes (Chouette, Sencrop, Hiphen, ITK, Carbon Bee, Agreenculture, etc.) proposent des capteurs, drones, plateformes de gestion, ou outils d'aide à la décision conçus pour faciliter l'adoption de pratiques agroécologiques : agriculture de conservation, réduction d'intrants, diagnostics de fertilité des sols, suivis hydriques, etc. Ces solutions reposent souvent sur une interopérabilité renforcée, l'analyse algorithmique des données, et des interfaces simplifiées, favorisant leur intégration dans les pratiques agricoles courantes (Rana et al., 2021; Sauvagerd et al., 2024).

Figure 2 : De la mécanisation au numérique : évolution des technologies agricoles et initiatives politiques nationales et européennes (1950–2025)



(Source : Auteur)

2. Problématique et question de recherche

La double transition agroécologique et numérique s'est imposée comme un axe stratégique des politiques publiques, présentée comme une réponse convergente à la crise du secteur agricole. Porteuse d'espoirs en matière de résilience, de durabilité environnementale et de compétitivité économique, cette double transition est de plus en plus intégrée dans les orientations de la politique européenne. Toutefois, sa mise en œuvre, loin d'être homogène ou linéaire, dépend de la diversité des systèmes agricoles et des ressources (financières, humaines, cognitives) que les agriculteurs sont en mesure de mobiliser.

Ainsi, l'analyse des outils numériques agricoles reste encore largement dominée par une approche fonctionnelle, centrée sur leurs performances technico-opérationnelles ou sur les facteurs d'adoption individuels. Cette approche fonctionnelle, souvent promue par les discours politiques et industriels, tend à invisibiliser une dimension pourtant centrale : le coût global de l'investissement supporté par les agriculteurs, dans toutes ses dimensions financières, organisationnelles et stratégiques (Bolfe et al., 2020; Shepherd et al., 2020). L'adoption d'un outil numérique représente bien plus que des fonctionnalités techniques ou un usage immédiat. Elle implique un investissement parfois important pour les agriculteurs (Diederen et al., 2003), engageant l'exploitation au-delà de la simple acquisition d'équipement. Certains outils supposent des engagements limités et peu capitalistiques (abonnements, capteurs manuels, mobiles), tandis que d'autres impliquent une transformation structurelle plus profonde, avec des coûts différés significatifs et des effets systémiques sur l'organisation de l'exploitation (capteurs, drones, robots). Le développement du numérique en agriculture mobilise à la fois des ressources financières (achat, maintenance, services externalisés), du capital humain (formation, compétences) et du capital organisationnel (révision des routines de gestion, adaptation des structures de travail).

La décision d'adopter une technologie numérique relève alors d'un arbitrage économique complexe, étroitement lié aux trajectoires de développement de l'exploitation. Elle peut correspondre à une logique de renouvellement, lorsque l'objectif est de remplacer un équipement obsolète ou amorti afin de maintenir les capacités opérationnelles. Elle peut aussi viser l'amélioration des conditions de travail (par la réduction de la pénibilité et l'optimisation de la production), où l'extension de la capacité productive, qu'il s'agisse d'augmenter les volumes ou de diversifier les activités (Levi et al., 2016; Steeneveld et al., 2012). Enfin, certaines décisions liées à l'adoption du numérique visent explicitement la durabilité environnementale, en réduisant l'usage des intrants et en limitant les externalités négatives sur les ressources naturelles (Blasch et al., 2022).

Ces logiques stratégiques d'adoption se traduisent concrètement par une grande diversité de formes d'investissement, dont l'intensité capitalistique et les modalités d'engagement varient fortement. Elles peuvent prendre la forme d'une acquisition directe d'équipements (tracteurs connectés, capteurs, stations météo, robots de traite) où d'une location ponctuelle de matériel ou de logiciels. Elles incluent également des solutions plus flexibles, comme la sous-traitance via des entreprises de travaux agricoles (ETA) ou la mutualisation d'équipements au sein de coopératives d'utilisation de matériel agricole (CUMA) (Agreste, 2016; Dupraz & Latruffe, 2015; Ji et al., 2012). À ces configurations

s'ajoutent les services numériques externalisés (abonnements à des plateformes de gestion, conseil agronomique à distance, outils d'aide à la décision fondés sur l'intelligence artificielle), qui requièrent une moindre capitalisation initiale mais engagent l'exploitation dans des relations contractuelles continues, potentiellement génératrices de dépendances fonctionnelles (Mann & Iazzolino, 2021; Ruder, 2025).

Ces différentes configurations révèlent que l'adoption du numérique en agriculture ne peut être réduite à une simple question technique ou fonctionnelle. Elle engage des arbitrages d'investissement qui conditionnent les trajectoires productives et organisationnelles des exploitations agricoles.

Pourtant, si ces technologies sont valorisées pour leurs promesses de compétitivité, de modernisation et de durabilité, leur efficacité réelle reste controversée, en particulier sur le plan écologique. La littérature actuelle se concentre majoritairement sur les déterminants de l'adoption et sur les effets techniques ponctuels, sans approfondir les modalités concrètes d'investissement, ni les arbitrages stratégiques que ces outils imposent aux agriculteurs entre objectifs économiques et environnementaux (Fielke et al., 2020; Klerkx et al., 2019; Lindblom et al., 2017). Elle tend également à négliger le fait que l'appropriation, l'adaptation au contexte propre de chaque exploitation et les modalités de mise en œuvre diffèrent considérablement, alors même que ces dynamiques conditionnent largement les impacts observables (Clapp & Ruder, 2020; Schnebelin, 2022).

Dans ce contexte, le numérique ne peut plus être envisagé comme un simple levier technique. Il apparaît comme un facteur de recomposition des systèmes de production, dont les dimensions financières, organisationnelles et humaines doivent être intégrées à l'analyse de sa contribution potentielle à la durabilité. Dès lors, notre recherche s'articule autour de la question suivante :

Les investissements en outils numériques contribuent-ils à la performance économique et environnementale des exploitations agricoles ?

Cette question invite à dépasser une approche purement technico-économique, centrée sur les performances opérationnelles ou les seuls déterminants individuels d'adoption du numérique en agriculture. Elle conduit à interroger la manière dont ces technologies s'inscrivent dans les exploitations et participent à redéfinir les arbitrages que les agriculteurs opèrent entre performance économique et durabilité environnementale.

3. Cadre conceptuel de l'investissement numérique en agriculture

Pour appréhender cette question nous revenons sur les fondements théoriques en économie qui sous-tendent l'analyse des décisions d'investissement en agriculture. En effet, comprendre l'adoption du numérique ne peut se réduire à une simple lecture comportementale ou technologique ; elle nécessite d'analyser les conditions économiques, institutionnelles et temporelles dans lesquelles ces choix sont formulés. C'est pourquoi, en amont de notre investigation empirique, nous présentons, dans une forme simplifiée, le modèle d'investissement sous-jacent utilisé, en économie agricole, afin de situer le numérique au croisement des logiques d'arbitrage intertemporel, des contraintes financières et des perspectives de valorisation différée du capital. Le présent cadre conceptuel vise ainsi à poser les bases d'une lecture économique de l'investissement numérique agricole, en intégrant ses spécificités sectorielles, ses déterminants structurels, et ses implications en matière de rentabilité, et de soutenabilité.

Les modèles d'optimisation intertemporelle fondés sur la valeur actuelle nette (VAN) intègrent le prix du temps et les coûts d'ajustement du capital (Bond & Meghir, 1994; Jorgenson & Stephenson, 1967), permettant de modéliser les décisions d'investissement en tenant compte i) des décalages temporels entre le moment de l'investissement et la génération des bénéfices attendus, ii) des incertitudes sur les prix futurs et iii) des frictions financières.

À l'échelle de l'exploitation agricole, les investissements peuvent concerner le capital vivant (terre, cheptel), le capital technique (équipements matériels et numériques) et le capital humain (formation, savoir-faire, apprentissage) (Bocean, 2024; Deichmann et al., 2016; Shelkovnikov et al., 2022; Yu, 2025). Le numérique occupe une place particulière, car il implique aussi des dimensions à la fois financières, organisationnelles et humaines.

Dès lors, une question émerge : ***quelles formes prennent les investissements numériques agricoles et quels coûts engendrent-ils pour les exploitations ?***

Pour répondre à cette question, je pose l'hypothèse que *les investissements numériques agricoles ne se réduisent pas à l'acquisition d'un équipement ou d'un logiciel isolé. Ils s'apparentent à des investissements systémiques, pouvant porter sur un ensemble complet (accessoires, formation, infrastructures spécifiques), sur la complémentarité avec des équipements existants, et incluant des coûts connexes de maintenance et de capital humain, indispensables à leur déploiement et à leur usage effectif dans les exploitations*.

Une fois reconnue la spécificité des investissements numériques agricoles, une difficulté réside dans leur caractérisation et leur quantification. Un indicateur pertinent doit en effet intégrer à la fois le coût initial d'acquisition et les coûts indirects ou immatériels, tels que la maintenance, les mises à jour, la connectivité, la formation, l'adaptation organisationnelle ou la mobilisation de capital humain (Vargas et al., 2024; Voronin et al., 2020). Or, il n'existe pas aujourd'hui de base de données unifiée permettant, à l'échelle de chaque exploitation, de retracer simultanément la composition des outils numériques, la valeur des investissements réalisés et les dépenses associées (Rose et al., 2021).

Dès lors, on s'interroge sur : ***quel indicateur permettrait de caractériser de façon intégrée ces investissements numériques ? Comment distinguer et catégoriser les outils numériques dans leur diversité, et comment les analyser tels qu'ils sont réellement mobilisés dans les exploitations, souvent sous forme de combinaisons d'outils complémentaires ?***

Nous formulons ainsi l'hypothèse que *les outils numériques agricoles se caractérisent par une forte hétérogénéité. Certains outils sont gratuits ou présentent uniquement un coût d'acquisition modeste, tandis que d'autres combinent un coût initial et des charges récurrentes souvent supérieures au prix d'achat. Dès lors, chaque exploitation affiche un niveau d'investissement numérique spécifique, déterminé par les combinaisons d'outils qu'elle mobilise, en fonction de son système de production, de ses besoins particuliers et de ses caractéristiques structurelles.*

L'adoption du numérique ne dépend pas uniquement de ses caractéristiques techniques ou de son coût direct. Elle s'inscrit dans des logiques différenciées, liées au niveau d'investissement qu'il représente, aux contraintes propres aux exploitations et aux spécificités de leurs systèmes de production (Bolfe et al., 2020; Gabriel & Gandorfer, 2023; Giua et al., 2022).

Dès lors, une autre interrogation se pose : ***les facteurs d'adoption des outils numériques varient-ils selon le niveau d'investissement engagé et selon les contextes productifs dans lesquels ils sont mobilisés ?***

J'avance l'hypothèse que *ces facteurs diffèrent en fonction du type d'outil et du coût total de possession associé, tandis que la nature et l'ampleur des investissements varient selon les systèmes de production, traduisant des besoins spécifiques et des trajectoires d'adoption contrastées entre exploitations.*

Ainsi, l'adoption des investissements numériques ne s'explique pas uniquement par les caractéristiques socio-économiques et institutionnelles des exploitations, mais également par le rôle que ces investissements jouent dans l'atteinte des objectifs des agriculteurs (Blasch et al., 2022; Michler et al., 2019; Schimmelpfennig, 2016). En effet, au-delà des déterminants structurels, la décision d'investir dépend aussi de la capacité des outils numériques à améliorer la productivité des facteurs de production, en accroissant la productivité de la terre, en renforçant l'efficacité du travail et en réduisant l'usage des intrants.

Cela conduit à s'interroger sur : ***comment l'investissement en outils agricoles numériques affecte-t-il les composantes clés de la fonction de production (terre, travail et intrants) et existe-t-il des impacts différenciés selon le type d'investissement engagé ?***

L'hypothèse que je formule est que *les investissements numériques ont un impact sur l'ensemble des facteurs de production, quel que soit le type d'outil mobilisé, mais qu'ils varient selon les types d'exploitations et les contextes*.

4. Plan

Afin de répondre aux questions de recherche formulées dans cette thèse, la démarche analytique adoptée s'articule en quatre étapes complémentaires, à la fois autonomes par les jeux de données et méthodes mobilisées, mais interconnectées (Figure 3). Le manuscrit s'inscrit dans le format d'une thèse par articles. À ce titre, les chapitres de résultats correspondent à quatre articles scientifiques ainsi qu'un data paper, chacun accompagné d'une introduction, d'une bibliographie et d'une conclusion propres.

Le *chapitre 1* a pour objectif de définir et de caractériser l'investissement numérique en agriculture. Il est structuré autour d'un article paru dans la revue *Resources and Environmental Economics* (Ben Jaballah et al., 2024). Il s'appuie sur une revue systématique de la littérature scientifique, couvrant 131 articles et aboutit à la construction d'une classification des formes d'investissement numérique identifiées dans les travaux académiques. Toutefois, cette approche, centrée exclusivement sur les publications scientifiques, ne permet pas d'appréhender l'ampleur et la structure des investissements numériques tels qu'ils se déploient au niveau des exploitations agricoles.

C'est précisément à cette problématique que répond le *chapitre 2*, dont l'objectif est d'examiner l'offre commerciale en outils numériques agricoles. Il s'appuie sur la construction d'une base de données originale (appelée *AgriTechCost_DB*), élaborée

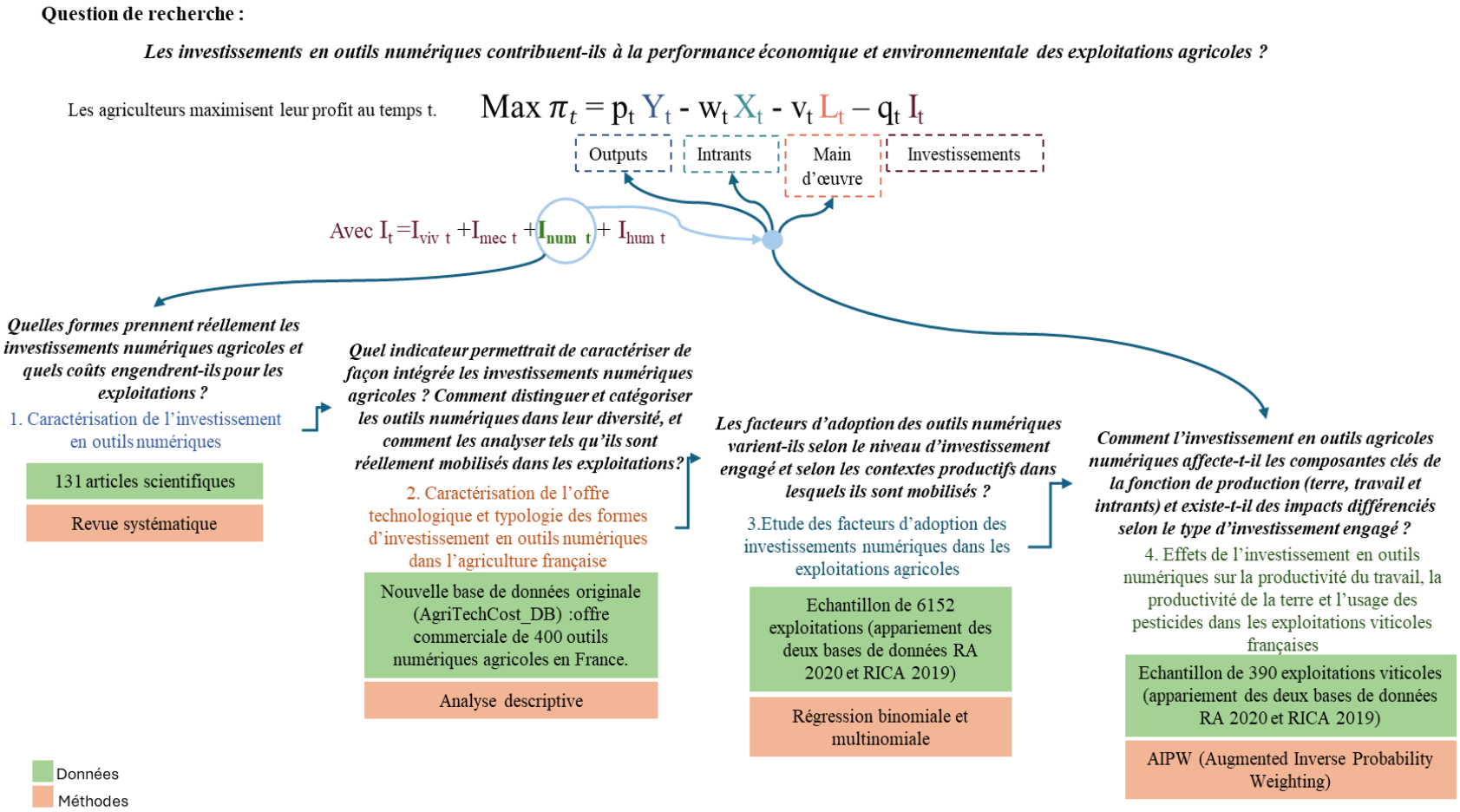
spécifiquement pour cette recherche, dont la structure, le contenu et la méthodologie font l'objet d'un *data paper*. L'exploitation de cette base de données permet de proposer une classification des investissements numériques fondée sur i) la notion de « coût total de possession », ii) le type d'outil ou de combinaisons d'outils, ceci afin de mieux rendre compte de la diversité technologique et des formes de capitalisation numérique (Ben Jaballah et al., soumis).

Le *chapitre 3* prolonge cette analyse en interrogeant les déterminants d'adoption des différents niveaux d'investissement identifiés au *chapitre 2*, tout en intégrant l'hétérogénéité des exploitations agricoles. Il mobilise une analyse économétrique multivariée, fondée sur des modèles logistiques (binaires et multinomiaux) appliqués aux bases RICA 2019 et RA 2020 (6 152 observations). Ce chapitre permet ainsi de passer de la caractérisation de l'offre en outil numérique à la compréhension des logiques d'adoption des exploitations (Ben Jaballah et al., soumis).

Le *chapitre 4* vise enfin à estimer les effets-propres des investissements numériques sur trois dimensions clés de la performance : la productivité du travail, la productivité de la terre et la performance environnementale vue à travers la réduction de l'usage d'intrants phytosanitaires. L'analyse est centrée sur les exploitations viticoles françaises, en raison de la haute valeur ajoutée de ce secteur et de sa forte intensité d'usage des intrants phytosanitaires. Elle mobilise la méthode d'évaluation d'impact *Inverse Probability Treatment Weighting* (IPTW) (Ben Jaballah, soumis).

La *discussion et conclusion générale* revient sur les principaux apports de chaque chapitre afin d'en dégager des perspectives de recherche et des pistes opérationnelles. Elles confrontent les résultats obtenus à d'autres travaux menés dans des filières et territoires variés, dans le but d'analyser plus largement le rôle structurant de l'investissement numérique dans l'évolution des systèmes agricoles.

Figure 3: Articulation théorique et empirique de l'analyse des investissements numériques agricoles



où l'indice t fait référence à la t-ème période ; π_t est le bénéfice de l'exploitation ; le capital agricole K_t est une variable de stock et l'investissement I_t est une variable de flux ; X_t est le niveau d'intrants variables utilisé sur l'exploitation ; L_t est la main d'œuvre ; r_t est le taux d'intérêt ; δ est le taux d'amortissement ; E_t est l'espérance conditionnelle à l'information dont dispose l'agriculteur au début de la période t, les anticipations portant sur les prix et technologies futurs

(Source : Auteur)

Chapitre 1

1

CHAPITRE 1 : CARACTERISATION DE L'INVESTISSEMENT NUMERIQUE AGRICOLE

Introduction du chapitre

L'agriculture, en Europe comme à l'échelle mondiale, traverse une phase de mutation profonde sous l'effet conjugué de la transition agroécologique et de la transition numérique. La viabilité économique des exploitations agricoles dépend, entre autres, de leur capacité à investir dans des innovations technologiques susceptibles de répondre aux nouvelles contraintes environnementales, économiques et institutionnelles (Bacco et al., 2019; Finger et al., 2019; Rose & Chilvers, 2018).Traditionnellement, l'investissement agricole renvoie à l'acquisition de facteurs de production (terre, capital ou travail) destinés à générer de la richesse future (Akimowicz et al., 2016; Czubak & Pawłowski, 2024). Il englobe aussi bien le renouvellement d'équipements existants que le développement de nouvelles capacités productives, et peut inclure des investissements matériels, immatériels ou financiers (Sage, 2018). Cependant, la nature de l'investissement évolue. L'orientation actuelle tend à privilégier des investissements en faveur de la transition agroécologique (Szymańska et al., 2021), tout en encourageant l'adoption d'outils numériques (drones, capteurs connectés, logiciels de gestion, systèmes d'aide à la décision, tracteurs autonomes ou robots de traite), considérés comme des leviers majeurs pour développer des systèmes agricoles à la fois productifs et durables (Barrett & Rose, 2022; Kamilaris et al., 2017; Miranda et al., 2019). Ces outils ouvrent aux exploitants de nouvelles perspectives pour améliorer la productivité, optimiser l'utilisation des ressources et promouvoir des pratiques plus respectueuses de l'environnement (Balafoutis et al., 2020; Daniel & Courtade, 2019; Pivoto et al., 2019).

Malgré l'engouement pour ces innovations, la notion d'« investissement numérique » appliquée à l'agriculture demeure insuffisamment définie. Dans la littérature scientifique comme dans les discours des politiques publiques et des acteurs économiques, les termes *adoption*, *équipement numérique* ou *digitalisation* sont souvent utilisés de manière interchangeable, sans consensus sur leur portée conceptuelle. Dans certains contextes, cette notion renvoie à l'acquisition ponctuelle d'un outil spécifique (tel qu'un logiciel de gestion ou un capteur connecté) alors que dans d'autres, elle désigne la mise en place d'un système

intégré combinant matériel, logiciels, services de traitement de données et actions de formation. L'absence d'une définition partagée complique non seulement la comparaison des trajectoires d'adoption, mais aussi l'identification des facteurs explicatifs et l'évaluation de leurs effets, notamment sur la performance environnementale des exploitations agricoles.

La littérature scientifique reflète cette ambiguïté. Les travaux récents qui analysent de manière systématique la diversité des formes d'investissements numériques agricoles restent limités. Rares sont également ceux qui abordent ces investissements en les replaçant dans leur contexte d'intégration réel, tels qu'ils se déploient à l'échelle de l'exploitation, avec leurs spécificités techniques, organisationnelles et stratégiques. De plus, si les implications économiques et environnementales de ces investissements sont fréquemment mentionnées, elles font encore l'objet de peu d'évaluations empiriques approfondies. Les tentatives de classification existantes apparaissent fragmentées, centrées sur des technologies particulières ou limitées à des approches théoriques.

Dans ce contexte, ce chapitre a pour ambition, à partir d'une analyse de la littérature scientifique, d'identifier les différentes formes que recouvre la notion d'« investissement numérique » dans les exploitations agricoles. L'objectif est de mettre en lumière la diversité des définitions retenues par les chercheurs et la variété des situations qu'ils décrivent. Il vise également à examiner dans quelle mesure ces travaux intègrent, ou non, la dimension environnementale dans leur analyse.

Ce travail constitue une base conceptuelle pour les analyses empiriques présentées dans les chapitres suivants. Il repose sur une méthodologie de revue systématique de la littérature, mobilisant 131 articles sélectionnés selon des critères explicites et reproductibles.

Article

Farm digital tools: A systematic review of investments and environmental implications

Maha Ben Jaballah Mohamed Ghali Nejla Ben Arfa Georgios Kleftodimos Karine Daniel Aude Ridier

Article publié dans Resources and Environmental Economics, en Mai 2024, volume 5

DOI : 10.25082/REE.2023.01.003

Abstract

Farm-level investment in digital tools is often viewed as a necessary part of the agroecological transition. However, its actual relevance remains unclear due to currently ambiguous definitions of farm investments in general and equipment investments in particular. We conducted a systematic review of the farm investment literature to characterize the different categories of digital tools investments seen and to determine how often the environment is considered in this field of research. A total of 131 articles met our eligibility criteria and were subject to further analysis. First, we found that research on farm investments has looked at general farm investments, investments in combined factors of production, and investments in specific factors of production. Second, we discovered that there are four main investment categories for farm equipment (including digital tools). Third, we noted that few studies have addressed the environmental implications of investing in digital tools. Our findings emphasize that, to facilitate the agroecological transition, it will be important to promote broader strategies that encourage farmers to invest in digital tools.

Keywords:

Farm investment, typology, digital tool investment, environment.

1. Introduction

Agricultural systems are rapidly changing as they seek to feed the growing global population, a challenge that demands greater economic efficiency, environmental sustainability, and production levels. A key factor facilitating these transformations is farm-level investment in digital tools (DTs) (Barrett & Rose, 2022; Kamilaris et al., 2017; Miranda et al., 2019). For farms to remain economically viable and competitive, it is fast becoming necessary to employ DTs such as drones, sensors, software, and automated equipment (Small, 2017). This integration of DTs into agricultural systems represents a paradigm shift that is ushering in a new era of precision, productivity, and sustainability (Ben Arfa & GHALI, 2019; Gutiérrez et al., 2008; Langlais, 2023; Salimi et al., 2020).

When investing in DTs, farmers are not simply adopting new technologies; they are fundamentally changing how they farm (Balafoutis, Evert, & Fountas, 2020). With DTs, farmers have access to real-time information, which allows them to enhance productivity (Barnes et al., 2019; Meyer-Aurich et al., 2008), minimize environmental impacts (Balafoutis et al., 2017; Finger, 2023; Sarkar & Chanagala, 2016), and mitigate risks, thereby promoting the long-term viability of their operations (Adenuga et al., 2020; Salimi et al., 2020). However, there is an absence of research examining how investments in DTs concretely affect farm economic and environmental performance. The few studies published to date have shown that effects on performance depend on the type of DT analyzed, the context of DT usage, and the performance indicators chosen.

While farmers invest in DTs for a range of reasons, they all tend to share the strategic objective of renewing or growing their assets. (Levi et al., 2016) explained that renewal-centered investment focuses on replacing depreciated equipment. In contrast, growth-centered investment takes one of three forms: 1) investments that enhance working conditions and boost labor productivity, 2) investments that increase capital to expand production capacity (Levi et al., 2016), and 3) investments that aim to promote agricultural sustainability by mitigating the negative environmental impacts of farming practices (Blasch et al., 2022).

Furthermore, DT investments vary in the degree of financial commitment required. For instance, some DTs require a substantial initial investment and represent long-term assets; examples include connected devices such as tractors, sprayers, and milking robot (Steeneveld et al. 2012). Other DTs have regular supplementary costs and necessitate low

levels of capital in the form of current expenses (e.g., internet contracts, purchase of a personal computer or smartphone).

The transition toward digital farming has the potential to greatly transform agricultural systems. However, understanding the dynamics of this transition will require less ambiguous definitions of the term "investment." To date, the perspective has been one of accounting: all operations that ultimately result in depreciation are considered to be investments. Other investment types, such as those involving intangibles, tend to fall outside this definition (Gaillard & Thuillier, 1968), even if intangibles such as human capital are essential for effectively utilizing farm equipment, including DTs (Kuvaeva et al., 2019). As a consequence, DT investments lack a clear definition. Indeed, some researchers state that such investments only encompass initial expenditures on equipment (Ji et al., 2012), while other researchers include related expenses, such as the human capital, the cost of accessories, and any training expenses (needed for equipment installation) (Wang et al., 2019).

Despite this absence of clarity, it seems evident that investments in DTs extend beyond the mere acquisition of materials and software, as noted above. Additionally, there are crucial points of intersection between the environmental impacts of DTs and the complex financial landscape occupied by farms. To promote more sustainable agricultural systems, we must better understand the variety of DT investments and their relative consequences for the environment.

Here, we characterized farm investments in DTs by systematically reviewing the literature in the field of agricultural economics. Our main objective was to clearly situate DT investments within the greater context of farm investments. We explored the extent to which DT acquisition is treated as an investment and the type of investment it represents. We were specifically interested in research that addressed the environmental implications of DT investments (e.g., DT adoption was considered within an environmental context or the study was interested in how DTs could improve input use efficiency or farm environmental sustainability). A better understanding of DT investments and their environmental impacts could help inform public policies, paving the way for the agroecological transition and enhancing farm economic competitiveness.

In this study, we conducted a systematic literature review to summarize and synthesize current knowledge regarding farm investments in general and farm equipment investments in particular. We paid notable attention to research on DT investments. Based on our

results, we propose a classification system for farm investments and farm equipment investments. Our findings paint a comprehensive picture of how investments in DTs interconnect, influence agricultural practices, and affect the environment. We offer key insights and a forward-looking perspective on the shifting landscape of DT investments and their importance in the agroecological transition.

2. Methodology

Systematic reviews are recognized for their rigor and objectivity. Using a robust and structured framework, they allow for the aggregation and synthesis of current knowledge (Booth et al., 2021; Nambiema et al., 2021; Rethlefsen et al., 2021; Vindrola-Padros et al., 2021). In this study, we utilized an approach based on the Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis (PRISMA) protocol (www.prisma-statement.org) to examine the existing body of research on farm investments.

Our systematic review comprised several key steps. First, we needed to formulate a target query related to farm investments in DTs. We performed a preliminary bibliographical search but found few publications on DT investments. This gap in the literature may exist because DTs are largely addressed from a usage perspective rather than an investment perspective. We consequently broadened the scope of our search to consider research on farm investments in general, which are likely to encompass investments in farm equipment, including DTs.

We carried out a Boolean search for the following combination of keywords in the titles of articles published in English or French: agricultur* OR farm* AND investment*. This search was conducted across seven databases: Google Scholar, ScienceDirect, Cairn, Taylor & Francis, Wiley Online Library, BASE, and Sage Journals. It was run for the last time on February 28, 2023. We retrieved additional references by manually searching the literature cited in a relevant subset of articles. A detailed description of our review methodology is depicted below (Figure Ch1_1).

Our initial search yielded 2,534 documents, from which we eliminated certain document types, including comment papers, case studies, informational notes, brief reviews, mini reports, PowerPoint presentations, and articles in languages other than French or English. Next, we imported the remaining references into reference management software (Zotero) to eliminate any duplicates. We then manually screened the titles and abstracts of the remaining 407 articles. When it was unclear from the title and abstract whether an article was of relevance, we reviewed the full text.

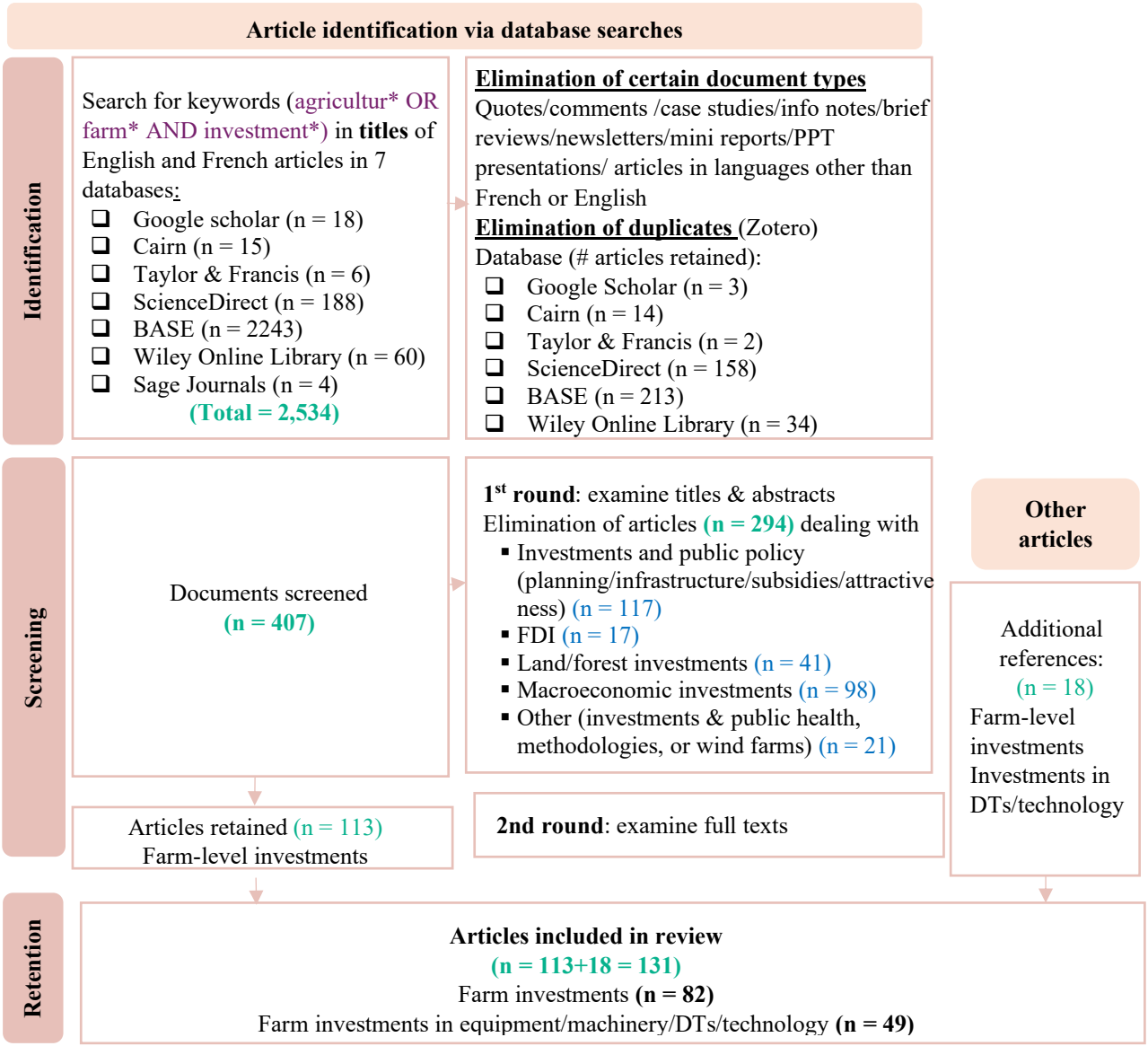
We then assigned these 407 articles to one of the following categories based on their focal theme: (i) farm-level investments; (ii) investments and public policy (e.g., related to development, infrastructure, subsidies, and public aid/attractiveness); (iii) foreign direct investment (FDI); (iv) land and forestry investments; (v) macroeconomic investments; and (vi) other—the impacts of investments on public health; methodological research on investments; or investments in wind farms.

We excluded 294 articles that did not meet our eligibility criteria (i.e., focus, scale, and context). Our research objective was to examine farm-level investments. We therefore eliminated articles that had a macroeconomic perspective as well as articles that centered on investment sources (i.e., public, private, or foreign). We also eliminated articles examining the effects of intensive agricultural production on public health and those focused on wind farm investments.

We read the full texts of the 113 remaining articles and searched for additional references among their citations, which led to the identification of 18 additional articles of relevance. As a result, our review was based on a total of 131 articles focused on farm-level investments.

We then utilized an extraction technique to consolidate information on article author(s), year of publication, research context, research objectives, investment categories, investment details (e.g., scope, cost, components), and inclusion of environmental factors. We performed a descriptive analysis of this information using pivot tables.

Figure Ch1_ 1: PRISMA-based methodology used in our systematic review.



3. Results

3.1. Trends in farm investment research in relation to time, country economic status, and production system

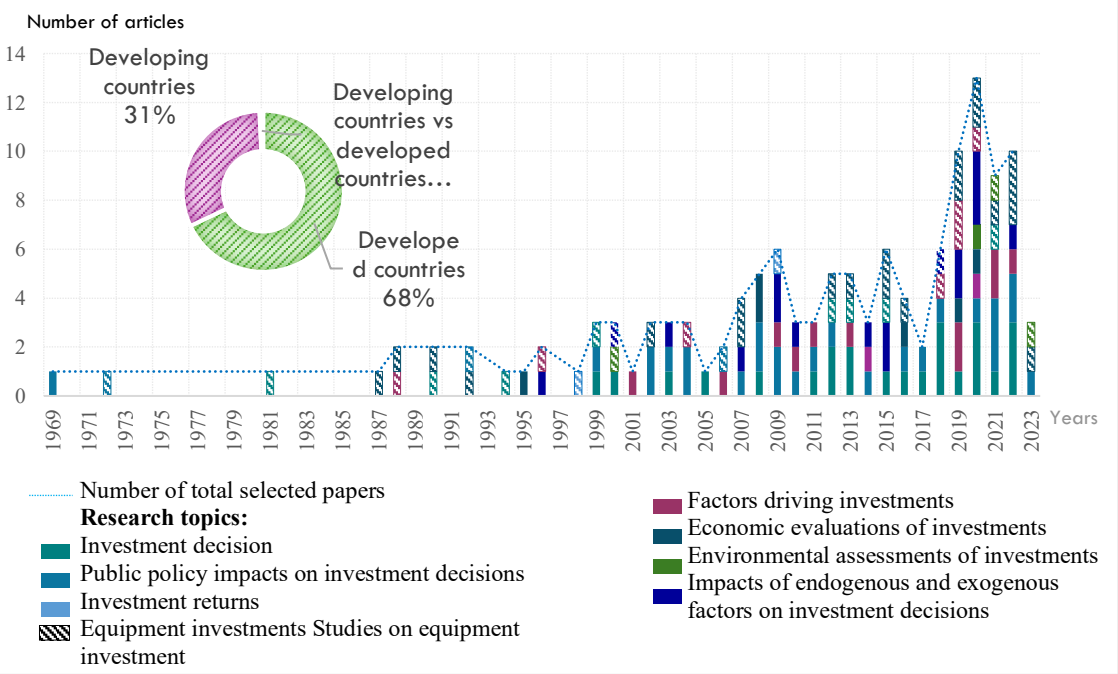
Based on the 131 articles used in the review, farm investment research has grown substantially since the 1960s in both low-to-middle-income countries and high-income countries (Figure Ch1_2). This finding indicates the topic has increased in academic interest and relevance over time, likely because of a burgeoning awareness of sustainable practices, environmental conservation efforts, and public policies promoting eco-friendly farm investments. These factors may then have prompted research into the economic

implications of said investments (Horrillo et al., 2022; Issanchou et al., 2018) and the role of related public policies (Adimassu, 2019; Anderson & Weersink, 2014; Vondolia et al., 2021).

We found that farm investment research was sparse until the 1980s, which could be because few studies prior to this period were indexed in the online databases. However, we did observe a pronounced increase in publications starting in the 2000s. There were distinct peaks in 2019 (n = 10 articles), 2020 (n = 13 articles), and 2022 (n = 10 articles).

This rise in farm investment research can be explained by diverse factors, including shifts in agricultural conditions, market conditions (e.g., variation in input and product costs) (Hoogeveen & Oostendorp, 2003; Ihli et al., 2014), and public policies (e.g., access to subsidies, public funding, credit) (Abokyi, 2022; Kusz et al., 2014), as well as the development of DTs (Jelocnik et al., 2022; Yao, 2020) and a growing awareness of environmental issues (Bennett et al., 2021; Weng et al., 2023).

Figure Ch1_ 2: Appearance of farm investment research topics over time (n = 131 articles)



(Source : literature ; processed by authors)

We also noted that research is more focused on high-income countries than other countries (Figure Ch1_2; 68 % of the articles). For example, 69 of the 131 articles described farm investments in European countries. This pattern in the literature likely results from the unique agricultural context in Europe (Sckokai & Moro, 2009; Vercammen, 2007) and the considerable impacts of the Common Agricultural Policy (CAP) on farm

investment decisions (Annosi et al., 2019; Sckokai & Moro, 2009; Viaggi et al., 2010). Poland in particular has experienced a surge in farm investment research, largely because of the country's unique political and agricultural conditions. Specifically, Poland experienced a significant demographic shift, marked by a decrease in rural populations. After becoming a member of the European Union, Poland implemented various measures to encourage and enhance farm investments. Consequently, a number of studies have examined how public sources of financial support and easier access to credit have affected farm investments (Kusz, 2014; Latruffe, 2004; Zalewski et al., 2022).

Research in France and Italy has primarily focused on the investment behavior of farmers (Femenia et al., 2021) and the factors influencing their investment decisions (Benjamin et al., 1999; Benjamin & Phimister, 2001, 2002). Compared to Europe, the United States has produced less research (n = 14 articles). The latter mainly occurred prior to the 2000s and focused on investments in specific equipment and technological devices, such as irrigation systems, tractors, milking robot, and various types of machinery (Armstrong et al., 1992; Huffaker & Whittlesey, 2000; Penson et al., 1981). Indeed, most of the articles from high-income countries addressed farm investments without specifying the production system in question. These studies primarily focused on decision-making during farm investments (Jannot & Cairol, 1994; Scheierling et al., 2006; Tămăşilă et al., 2018) and the impact of exogenous factors (e.g., public sources of financial support, access to credit, market conditions, off-farm income) on overall farm investment decisions (Czubak et al., 2021; Huffaker & Whittlesey, 2000).

Our findings indicate that systems for breeding cattle, especially dairy cattle, and producing crops (e.g., cereals such as wheat and corn, as well as oilseeds such as sunflower and soybean) are the predominant production systems represented in farm investment research. This result is likely due to the greater financial requirements of these systems. Notably, to maintain economic and technical competitiveness, farmers must invest in capital assets such as buildings, livestock, materials, and DTs (e.g., automated milking systems, sensors, GPS-enabled devices) (Bradfield et al., 2023; Rutten et al., 2018; Upton et al., 2015). A lower percentage of the articles (32 %) described research in low-to-middle-income countries. They examined farm investment decisions within specific production systems (e.g., rice, pineapple, cassava, tea, arboriculture, coffee, and coconut). In these studies, the aim was to explore farm investment dynamics under conditions of constrained resources, and the primary focus was placed on water and soil conservation practices and irrigation systems (Adimassu, 2019; Ghalawat et al., 2022; Musafili et al., 2021; Yigezu et al., 2018).

Overall, researchers have broadly addressed the topic of farm investments, but their research objectives have greatly differed because of inherent disparities in public policies, production strategies, and context-specific economic dynamics. This diversity emphasizes that we must clarify the specific nature of farm investments to better characterize the scope of DT investments undertaken by farmers.

3.2. Different categories of farm investments

Based on our results, we propose that farm investments have been defined in diverse ways within the literature but can be classified into one of three broad categories: (i) general farm investments, (ii) investments in combined factors of production, and (iii) investments in individual factors of production (e.g., farm equipment, including DTs) (Table Ch1_1).

Tableau Ch1_ 1: Relative abundance of articles focused on each investment type

Investment category		% of articles	Examples
General farm investments		20.61 % (n = 27 articles)	(Bakucs et al., 2010; Kolapo et al., 2022; Letcher, 2003; Levi et al., 2016)
Investments in combined factors of production (e.g., specific crops; new practices)		23.66 % (n = 31 articles)	(Adimassu, 2019; Femenia et al., 2021; Hertz, 2009; Horrillo et al., 2022; Kessler, 2006; Kleemann et al., 2014; Musafili et al., 2021; Weng et al., 2023)
Investments in individual factors of production	Factor of production	18.32 % (n = 24 articles)	(Balietti et al., 2018; Key, 2020; Kuvaeva et al., 2019; Radeva, 2020)
	Equipment (e.g., DTs)	37.4 % (n = 49 articles)	(Jelocnik et al., 2022; Ji et al., 2012; Konrad et al., 2019; Labajova et al., 2022; Szűcs et al., 2020; Upton et al., 2015; Yao, 2020)
Total		**100 % (n = 131 articles)**	

(Source : literature ; processed by authors)

3.2.1. General farm investments

We found that researchers have often used a comprehensive approach when analyzing farm investments. They may adopt an accounting perspective that does not clearly identify the different components or factors of production associated with the investment. As a result, such work generates indicators and analyses based solely on financial definitions.

One of these key indicators is general farm investment, which refers to a farmer's allocation of financial resources toward various farm assets or activities (Kolapo et al., 2022; Medeiros et al., 2009; Tămăşilă et al., 2018). Some researchers have focused on specific components of farm investment, namely capital investment, which is the

allocation of financial resources toward factors of production (Alburquerque, 1969; Qian, 2021; Vercammen, 2007) with a view to spurring improvements.

Researchers have also employed specific indicators, such as net investment, to quantify changes in capital stock, which can include long-term tangible assets (e.g., land, buildings, equipment), intangible assets (e.g., milk licenses, software), and financial assets (equity investments in other companies and non-commercial real estate). Certain researchers (Bakucs et al., 2010; Kusz et al., 2014; Olsen & Henningsen, 2011) have used net investments to explore farm investment dynamics. Another common metric is gross investment, which accounts for depreciation and thus provides a broader perspective on the investment landscape (Curtiss et al., 2007; Ivanović et al., 2020). The data needed to calculate net and gross investment are readily accessible, and these indicators are valuable tools for obtaining an overview of farm assets and, thus, farm investments.

However, many of the researchers who have examined farm investments in general have overlooked specific investments in farm equipment, including DTs. Their main research goal was to explore how general farm investments were affected by market variability (Benjamin & Phimister, 2001), off-farm income (Bakucs et al., 2010), access to credit (Petrick, 2004), and public policies (Sckokai & Moro, 2009). Some researchers have delved into the relationship between agricultural investments and agricultural performance in the context of technological development (Levi et al., 2016). However, they did not conduct a detailed examination of certain factors of production, such as farm equipment.

While this research approach has yielded information on different categories of capital, it does not clearly and consistently differentiate among investments in specific factors of production (e.g., land, equipment, livestock, services, knowledge) that are part of general farm investments. Indeed, in industrial firms, the main form of capital is equipment. Consequently, capital investment is primarily directed toward equipment, as it is the main factor driving production (Creamer et al., 2015). However, for farming operations, the situation is much more complex. The fixed capital on farms is equipment as well as land and livestock. Furthermore, capital investments extend beyond fixed capital to circulating, intangible, and human capital. As a result, it can be challenging to identify specific investments in different types of farm equipment.

3.2.2. Investments in combined factors of production

Some researchers have taken an integrated analytical approach to exploring farm-level investments and have examined different combinations of factors of production (Radeva,

2020). These combinations have included factors tied to fixed capital, such as land and buildings (Feinerman & Peerlings, 2005) as well as equipment and livestock (St-Pierre et al., 2000; Szymańska et al., 2021). However, these factors may also be tied to circulating, intangible, or human capital (e.g., rental fees for specific machinery services (Viaggi et al., 2010), training and knowledge (Musshoff & Hirschauer, 2008), input supply costs (Abokyi, 2022). Each farm has specific input requirements, which are influenced by crop type, geographical location, and agricultural practices; these requirements can lead to variability in factor combinations. In crop production, the most common combination of factors includes land, equipment, machinery, buildings, and inputs (Femenia et al., 2021; Ihli et al., 2014). In arboriculture, the cost of plantations is added to this group (Arango-Aramburo, Acevedo, & Sonnemans, 2019; Lambarraa, Spiro, Stephane, & Gil, José, 2009; Spiegel, Severini, Britz, & Coletta, 2020); in animal production systems, the cost of acquiring animals is included (Bradfield et al., 2023; Hertz, 2009; Ivanovic, 2008).

Other research has looked at long-term investments in combinations of factors aimed at promoting agroecological approaches, such as organic farming, water and soil conservation, and climate-smart agriculture. These approaches seek to limit environmental impacts, enhance climate resilience, and increase sustainability by gradually expanding a farm's suite of eco-friendly factors of production, such as those that boost soil quality, water management efficiency, and biodiversity. Additionally, these factors collectively help increase agricultural productivity over time. This overall tactic fits with fundamental investment principles: resources are strategically allocated to generate long-term benefits. As demonstrated by (Kleemann et al., 2014) as well as by (Musshoff & Hirschauer, 2008), farmers invest in organic production systems for non-monetary reasons. Obtaining organic certification involves a range of investments: the costs associated with making technical changes, acquiring the necessary equipment, and providing the requisite training to ensure compliance with organic farming standards. Such investments involve not only financial expenditures, but also the development of human capital (e.g., the knowledge and expertise needed for organic farming).

(Hoogeveen & Oostendorp, 2003; Musafili et al., 2021) examined the financial implications of investments in water and soil conservation. Their assessment encompassed input-related costs, such as soil amendments and erosion control measures, as well as expenses associated with land management (Issanchou et al., 2018; Kousar & Abdulai, 2016). Depending on the conservation approach, such assessments might also need to consider additional time and labor costs, which highlights the diverse investments associated with sustainable land use practices (Kessler, 2006).

(Horrillo et al., 2022) explored agroecological investments in biosecurity practices, namely those aimed at safeguarding livestock health and preventing disease outbreaks. Their evaluation accounted for the various costs engendered by the biosecurity measures, including non-financial expenses that help ensure the long-term protection of animal capital, an essential asset for sustainable production.

Adimassu (2019), Amadu et al. (2020), and Place et al. (2007) studied climate-smart agricultural practices, which constitute an agroecological investment for adapting to and mitigating the effects of climate change. This type of investment involves a range of expenses, including those related to climate-resilient crop varieties, weather monitoring systems, and innovative soil management techniques. Included in their assessment was the additional labor and expertise needed for the successful implementation of these practices.

Work exploring this category of investment has primarily focused on the exploitation of new production systems and combinations of factors of production at an operational level. Thus, while the factors of production were well defined within their respective combinations, few details were available regarding the investment in each factor or regarding factor type, number, and nature; this information was not necessarily relevant to the researchers' primary objectives. We were therefore unable to distinguish investments in equipment from investments in other factors of production.

3.2.3. Investments in individual factors of production

Approximately 50 % of the 131 articles focused on investments in specific factors of production. For example, farmer investment in land has been a focal study subject (Maart-Noelck & Musshoff, 2013; Tubetov et al., 2012) because agricultural land is a long-term asset that can generate a steady level of income, which distinguishes it from shorter-term assets.

The purchase of pathogen-resistant seeds or organic inputs is generally considered to be an investment (Balietti et al., 2018; Weng et al., 2023) because these supplies can enhance crop yields while contributing to economic viability and environmental sustainability over the long term. Their use creates more resilient agricultural conditions and promotes consistent production across seasons.

Certain researchers have viewed improvements to human capital as farm investments (Kuvaeva et al., 2019) because enhancing workers' skills can optimize resource utilization

and improve operational efficiency. In general, such investments promote productivity, foster innovation, and ensure farm sustainability.

As would be expected given technological advances in farm equipment and the rise of precision agriculture, a fair amount of research (n = 49 articles) has focused on investments in equipment (Annosi et al., 2019; Bennett et al., 2021; Khanna et al., 2000; Kotu et al., 2023). Interest in this topic has been fueled by the diversity of equipment and production systems, which each have distinct characteristics and applications, whether or not DTs are involved. However, this area of study is complex to navigate because it is challenging to define and explore investments associated with farm equipment in general and DTs in particular. For many other factors of production, it is easy to assess investment returns via production levels or operational efficiency. Furthermore, such investments frequently involve a one-time purchase or relatively simple cost-benefit calculations. Such is not the case for investments in farm equipment, which are continuously involved in shifting interactions. For example, farm equipment must be regularly maintained and updated to ensure its effectiveness, and workers must be trained in its proper usage (Ji et al., 2012; Shortall et al., 2016).

Overall, in work on farm investments, researchers have employed a variety of complementary approaches that consider different scales: some have used a general approach, some have used a combined approach, and others have used an individual approach. While their findings have provided valuable insights, it is important to note that farm equipment must be treated as a distinct factor of production when assessing investment consequences. Adopting this perspective will make it possible to examine all relevant factors, their scope of impact, and their interactions with other factors of production.

3.3. Farm equipment investments

3.3.1. Investment trends over time

We extracted data from the 49 articles focused on farm equipment investments. We found that investments in equipment have greatly shifted over time, moving away from traditional farming equipment, such as tractors and machinery, and heading toward DTs, such as automated and robotic systems (Figure Ch1_3). From the 1970s to the 2000s, investments were primarily directed toward machinery (e.g., tractors and their accessories) (Conway et al., 1990; Jannot & Cairol, 1994; LeBlanc et al., 1992; Penson et al., 1981; Reid & Bradford, 1987). During this era of mechanization, which arose on the heels of the

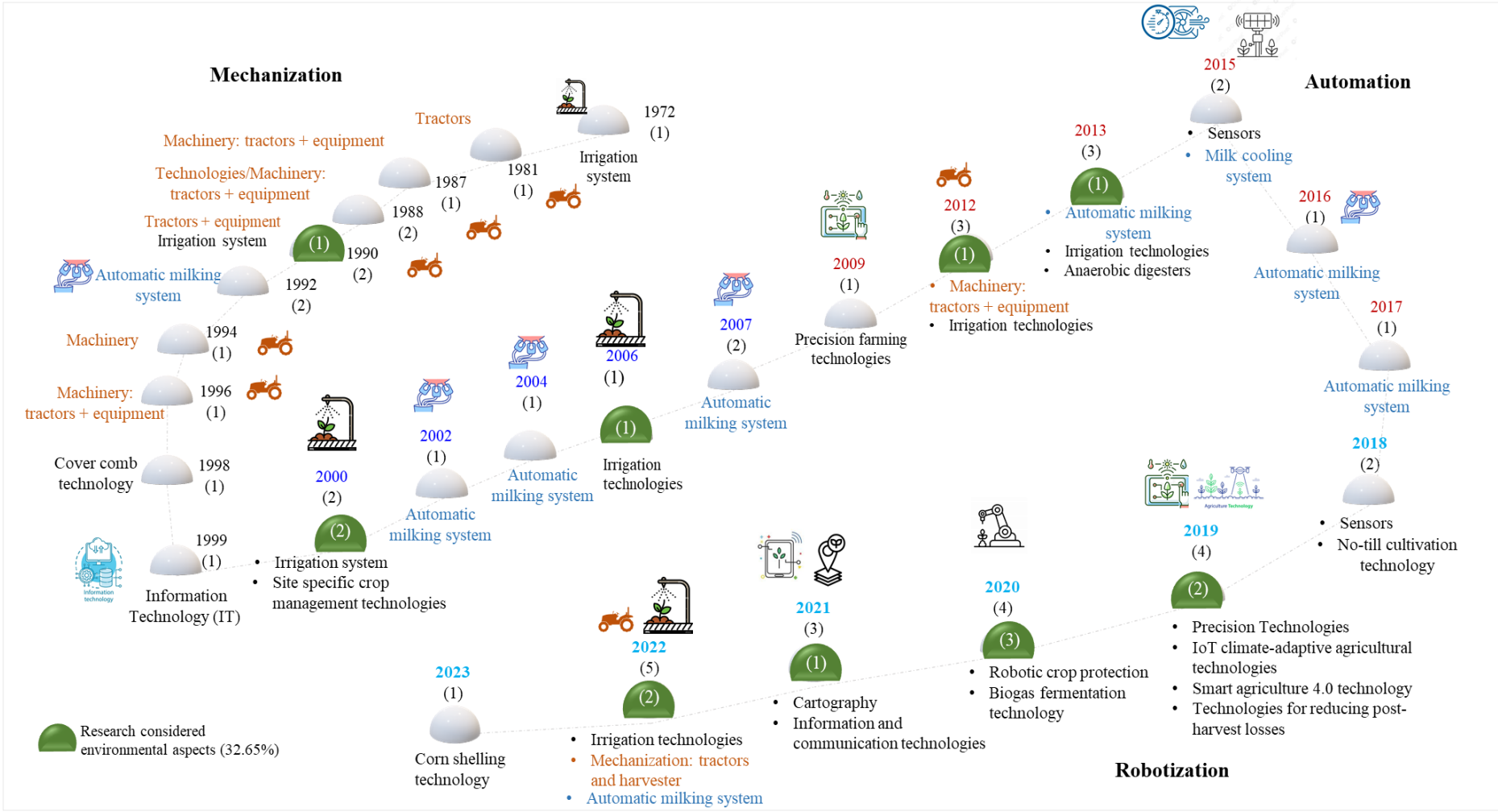
Green Revolution, significant technological advances were made, and the introduction of new technologies played a crucial role in enhancing agricultural productivity (Hamdan et al., 2022; van Zanden, 1991).

Next, investments shifted as agricultural practices were automated: farmers increasingly purchased higher-tech irrigation systems (Huffaker & Whittlesey, 2000; Ihli et al., 2014; Scheierling et al., 2006) and milkers (Hogeveen et al., 2004; Shortall et al., 2016; Upton et al., 2015). As robotics became more sophisticated and various agricultural DTs were developed, farmers again changed their investment patterns. More recently, they have begun to purchase advanced DTs to improve farm performance and competitiveness. These DTs include precision agriculture devices (Konrad et al., 2019), the Internet of Things (IoT) (Montesclaros et al., 2019), automated systems (Kudryavtseva & Skhvediani, 2020), Industry 4.0 technologies (Annosi et al., 2019), information and communication technologies (ICTs) (Jablanovic, 2021), and robotic milking systems (Baudracco et al., 2022; Zalewski et al., 2022).

In tandem, research on agricultural investments has begun to address the environmental effects of these technological advances, a trend that can be explained by a simultaneous shift in agricultural objectives: from pure financial gain to greater environmental stewardship. Thus, at this stage, it has become crucial for researchers to consider how investments in DTs can improve the sustainability of agricultural systems. We observed that only 32.56 % of the 49 articles on equipment investments concomitantly addressed the latter's environmental context (Figure Ch1_3).

Prior to 2012, research in this domain centered on the development of more efficient irrigation systems, given that the prevailing political objective was to preserve natural resources. This work was primarily conducted in the western United States, where state governments promoted water conservation by encouraging farmers to adopt more efficient irrigation technologies (Huffaker & Whittlesey, 2000; Scheierling et al., 2006). Since 2019, several studies have highlighted how investments in DTs can improve farm agroecological performance and adaptation to climate change. Research of this type is especially relevant because public policies are increasingly informed by environmental considerations and are more frequently advancing DT-based solutions.

Figure Ch1_ 3: Changes in farm equipment investments over time (n = 49 articles)



(Source : literature ; processed by authors)

3.3.2. Different categories of farm equipment investments

Most of the research on equipment investments has focused on the cost of acquiring equipment, with certain studies also considering additional associated expenses. Such has been the case because investment breadth differs. Based on the results of our review, we propose that there are four categories of farm equipment investments (Figure Ch1_4).

The first category comprises the simplest investments: a single type of equipment that operates independently and that does not require any additional investment or accessories. Examples include sprayers, automated corn shelling machines, Industry 4.0 technologies, information and communication technologies, and no-till cultivation technologies. These DTs function as independent pieces of equipment. Thus, their investment cost is equivalent to their purchase cost and can be evaluated using accounting classification criteria if amortization occurs (Dooley et al., 1998; Jablanovic, 2021; Kotu et al., 2023; Mujuka et al., 2019).

The second category comprises investments in set combinations of equipment, including for example irrigation systems (e.g., pumps, wells, pipes, sensors) (Khanna et al., 2000; Lockwood, 1972; Montesclaros et al., 2019); dairy milking and management systems (Baudracco et al., 2022; Schulte et al., 2018; Tubetov, 2013), and piglet production technology (Szűcs et al., 2020). These combinations may also be a mixture of mechanical and digital equipment (e.g., software and/or accessories). Examples include robotic systems for organic crop protection, which require the acquisition of drones and adapted software (Kudryavtseva & Skhvediani, 2020), or the use of information technologies in dairy cattle farming, for which computers and specific software are required (Van Asseldonk et al., 1999). In this category, DTs do not function independently—they are pieces of equipment within a system composed of tangible components (materials and robotic devices) and intangible components (sensors and software). The investment cost is the sum of the purchase or leasing costs and other essential expenses, such as software subscriptions and operational services. In contrast to the more traditional investment approach illustrated in the first category, second-category investments may not be subject to amortization. Instead, they are associated with services and software expenses.

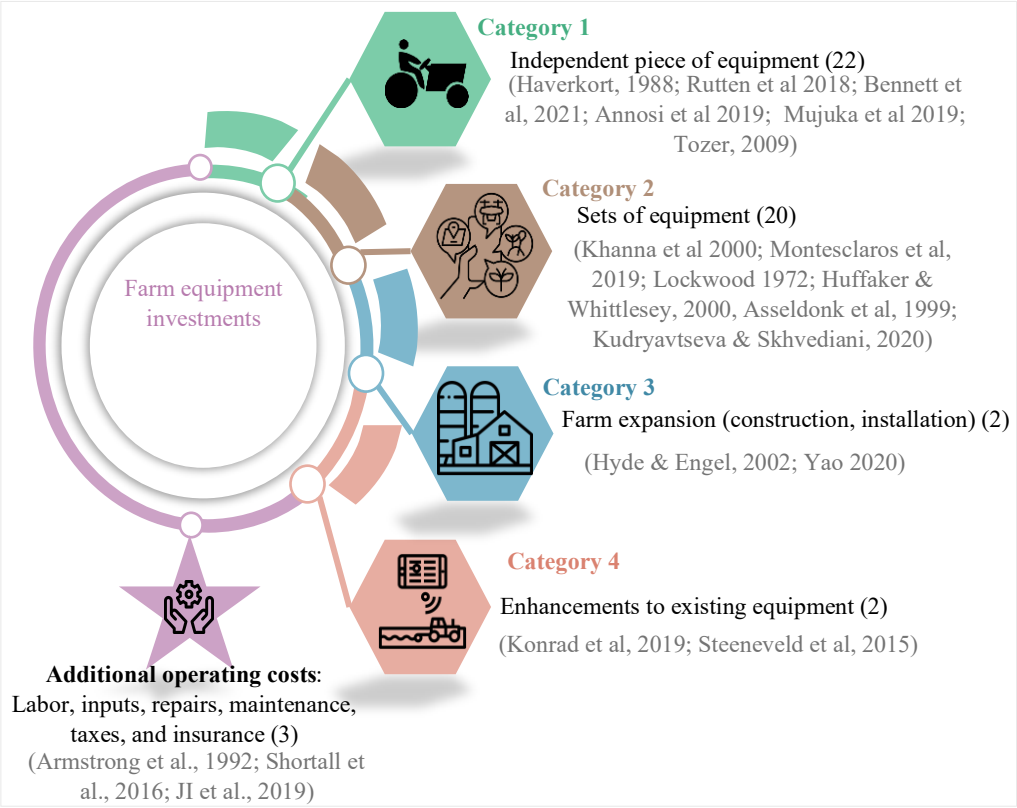
The third category comprises investments made with the objective of expansion, such as when farmers invest in specialized types of facilities, which require specific types of farm equipment. One example is a pig farm's incorporation of biogas fermentation technology, which requires the presence of specific infrastructure for collecting and storing

the biogas generated during organic fermentation (Yao, 2020). Similarly, for robotic milking systems to function effectively, farmers need various types of buildings and other infrastructure—milking facilities, a resting area, a feeding zone, and a control or supervision room, as well as electrical and computer networks (Hyde & Engel, 2002). Thus, these investments are the sum of the costs for acquiring the farm equipment as well as the costs of setting up and constructing the facilities.

Finally, the fourth category comprises investments for enhancing existing farm equipment, when farmers acquire accessories or additional equipment to boost tool performance or to explore newer technologies. Examples include investments in precision agriculture, such as in nutrient reduction technologies (Konrad et al., 2019) and investments in sensors on dairy farms (Steeneveld et al., 2015). Farmers make these investments because they have a longer-term vision for their agricultural practices. It is worth noting that, in such situations, there may be a phenomenon of path dependence (Kay, 2003) because an initial investment in certain DTs can significantly constrain the trajectory of future farming practices. Farmers potentially become locked into inflexible techno-economic paths and are limited in their capacity to adapt to environmental, economic, and institutional changes.

In addition, some researchers have also defined investments to include other expenses, such as the labor costs associated with operating the machinery (Shortall et al., 2016), as well as the money spent on inputs (e.g., fuel and lubricants; Ji et al., 2012), repairs and maintenance, taxes, and insurance (Dowle & Armstrong, 1990).

Figure Ch1_ 4: Main categories of farm equipment investments



(Source : literature ; processed by authors)

Investments in DTs also fall into these four categories. In some cases, DTs essentially function as independent pieces of equipment whose investment can be amortized using conventional accounting standards. In other cases, DTs enhance existing equipment, improving performance or allowing farmers to explore newer technologies. Finally, DTs may belong to a complex system composed of tangible and intangible assets and, potentially, human capital.

We can arrive at a better understanding of farm equipment investments and their relationship with shifts in the agricultural sector by exploring the nature of different investment strategies and their interactions with ecosystems. This work requires examining the environmental implications of equipment investments.

3.3.3. Environmental implications of farm equipment investments

Over time, shifts in farm equipment investments have occurred in tandem with increasing societal concern for the environment (Figure 3). Consequently, in more recent research, there has been a growing acknowledgment that farm equipment investments will have environmental impacts, given the economic complexities of the investment landscape. This change in research focus reflects an increasing awareness of the interconnectedness

among agricultural systems, the economy, and the environment. Farmers make equipment investment decisions based on more than just profitability and productivity. They are also influenced by how their investment choices can affect the quality of ecosystems, air, water, and soil; the state of biodiversity; and the ability to adapt to climate change.

In some articles, researchers briefly mentioned the importance of environmental impacts when acknowledging conservation concerns or natural resource scarcity in the focal study system (Chindarkar et al., 2020; Varghese et al., 2013) (Table Ch1_2).

To understand the environmental implications of these investments at different levels, certain researchers have taken a more holistic approach, emphasizing the bidirectional relationship between DTs and the environment. They have evaluated the environmental impacts of DTs through the lens of optimizing resource utilization, and they have analyzed environmental incentives that promote DT investments.

Most of this research has found that DT investments have environmental benefits, which generally arise from optimized input utilization. DTs contribute to the preservation and efficient use of natural resources (Huffaker & Whittlesey, 2000) and can help farmers adapt to climate change (Jelocnik et al., 2022). For example, legume farms in Singapore that employ DTs have significantly greater rates of resource use efficiency and, therefore, better environmental performance than do legume farms that employ traditional practices (Montesclaros et al., 2019). Similarly, farms that utilize site-specific crop management technologies can more rapidly respond to nitrogen contamination in surface waters and groundwater, resulting in pronounced environmental benefits (Khanna et al., 2000).

Additionally, environmental concerns, especially about soil quality and on-farm conditions, are driving DT investments. For farmers, equipment investment decisions are tempered by individual convictions and especially the degree of environmental awareness (Konrad et al., 2019). Therefore, investments in DTs on farms are affected by public policies that promote resource conservation, as well as by the supply and demand dynamics of agricultural production. This situation illustrates the concept of induced innovation as described by (Hayami & Ruttan, 1985): social, economic, and regulatory frameworks that support environmental objectives can stimulate DT investments.

Tableau Ch1_ 2: Focus of articles addressing the environmental implications of DT investments.

No. of articles	Environmental implications	References
3	Contextual: conservation and improved use of natural resources, sales of eco-friendly products	Chindarkar et al., 2020; Kudryavtseva & Skhvediani, 2020; Varghese et al., 2013
9	DT investments enhance resource use efficiency and improve environmental conditions, providing a means of mitigating climate change	Anderson & Weersink, 2014; Bennett et al., 2021; Huffaker & Whittlesey, 2000; Jelocnik et al., 2022; Khanna et al., 2000; Montesclaros et al., 2019; Scheierling et al., 2006; Yao, 2020; Zalewski et al., 2022
2	Environmental concerns influence investment decisions regarding farm equipment	Dowle & Armstrong, 1990; Konrad et al., 2019
Subtotal = 14 of 49 articles		

(Source : literature ; processed by authors)

4. Discussion and conclusion

In this systematic review, we examined the various types of farm investments with a specific interest in exploring investments in equipment. We found that farm equipment has a high degree of functional complexity. While factors of production can have independent roles within agricultural production, farm equipment is generally interactive in nature. As a result, equipment effectiveness must be ensured via customization to fit current farm practices, regular updates, proper maintenance, continuous training, and appropriate adjustments.

Indeed, DTs often interact with each other (e.g., automated machinery interacting with sensors, data collection devices, management software) and with physical infrastructure (e.g., greenhouses, processing equipment). By systematically integrating DTs into their operations, farmers can fully harness the potential of digital technologies.

Our work emphasizes the limitations of traditional accounting methods, which primarily focus on the depreciation of tangible assets. These methods thus fail to capture the complexity of DT investments. First, investments in fixed capital, such as the buildings in which DTs are installed (Yao, 2020), are often excluded from balance sheets. Instead, they are categorized as investments in building and construction operations, which does not reflect the fact that DTs are an integral part of agricultural infrastructure. Second, a large portion of the expenses associated with DTs involve investments in circulating capital, such as the purchase of accessories or spare parts. Traditional accounting methods tend to

overlook these additional costs, which are essential for maintaining and optimizing DT functionality (Steeneveld et al., 2015).

Furthermore, investments in intangible capital, such as software and online service subscriptions, are crucial to the effectiveness and profitability of DTs (Kudryavtseva & Skhvediani, 2020). They are essential if farmers wish to fully exploit the capabilities of DTs and ensure the latter's seamless integration into agricultural operations. Additionally, traditional accounting methods often underestimate investments in human capital. DTs cannot be used effectively without certain requisite skills and knowledge (Kuvaeva et al., 2019); regular training, skill updating, and continuous technical support are necessary to optimally utilize digital technologies.

Going forward, researchers must recognize DTs as factors of production that are in continuous interaction with other forms of equipment, making them essential in the optimization of agricultural processes. From a functional perspective, their utility extends beyond simply providing information or acting as an independent piece of equipment. Instead, they are crucial elements in the technological ecosystem responsible for the efficiency, sustainability, and profitability of agricultural operations.

At present, most researchers in the field are defining DTs based on their functionality and apparent benefits. However, DTs are not just technologies that can reduce input costs and optimize field management via detailed spatial information (Barnes et al., 2019; Griffin et al., 2018; Schimmelpfennig, 2016; Wolfert et al., 2017), nor are they simply devices for collecting and analyzing data (Pham & Stack, 2018). They must also be understood as tools of greater breadth and complexity, considering their range of requirements for optimal functioning. In other words, DTs should be seen as complex systems composed of different types of capital. They are more than their physical manifestation, their effective and reliable usage requires certain accessories, the infrastructure into which they are installed, software, support services, and training programs.

In this investment perspective, DTs are viewed as interconnected rather than independent elements. When DTs are treated as goods or production services, it becomes possible to more accurately evaluate their impacts on farms and the broader digital ecosystem. To improve understanding of the interactive role played by DTs within farms, it is crucial to acknowledge that DTs are essential components of integrated systems. Thanks to this approach, DT effectiveness and profitability can be analyzed in detail, and it will become more straightforward to identify potential synergies with other agricultural

technologies and practices. Moreover, farmers can increase their strategic use of DTs, leading to more sustainable, efficient, and adaptive agricultural practices.

Thus, the development of DTs is inherently connected to the agroecological transition, a relationship that could have significant implications for environmental sustainability (Bellon Maurel & Huyghe, 2017; Brown et al., 2015; Okayasu et al., 2017). The research we reviewed demonstrates that evaluations of DT investment decisions are increasingly accounting for the tools' environmental impacts. More specifically, DTs are seen as having the potential to promote conservation (Anderson & Weersink, 2014; Zalewski et al., 2022) and help farmers adapt to climate change (Jelocnik et al., 2022).

Indeed, recent research has demonstrated that DTs provide opportunities to enhance the efficiency of agricultural resource use (Montesclaros et al., 2019), especially via optimized crop irrigation (Huffaker & Whittlesey, 2000) and optimized crop fertilization and management (Zheng et al., 2018). For instance, digital monitoring systems enable farmers to closely monitor crop conditions, thereby minimizing water and input waste. Similarly, advanced weather forecasting models can help predict extreme weather events, giving farmers time to implement preventive measures (Kharin et al., 2013). Furthermore, DTs can facilitate the transition to more sustainable agricultural practices by facilitating the implementation of precision agriculture and agroecological practices. These approaches encourage targeted input usage, limiting environmental harm while improving agricultural productivity.

However, to date, research examining these impacts has not dealt with DTs as complex and interactive forms of equipment. Notably, it is important to recognize that DTs do not automatically yield environmental benefits; the result largely depends on tool type, implementation, and supplementary needs. For example, a DT could be environmentally friendly during stand-alone usage but become energetically costly as a consequence of required software and data processing services. Similarly, excessive reliance on technology can lead to greater resource use and higher energy consumption, potentially negating any anticipated environmental benefits. This situation can result in a rebound effect (e.g., Jevons paradox; (Jevons, 1866)).

Investments in agricultural DTs can have implications far beyond farm-scale economics and environmental impacts. Indeed, public policies are promoting a broader strategic vision of agricultural development (Latruffe & Desjeux, 2016) and digitalization (Lajoie-O'Malley et al., 2020).

In this vein, public policies must be re-evaluated if they are to better foster the adoption of agricultural practices that simultaneously espouse digital technologies and ecological sustainability. Notably, they must encourage a more comprehensive approach that treats DTs as integral components of a full-fledged agricultural system. It must become more broadly understood that DTs interact with many other components of agricultural operations, such as farm infrastructure and farming practices. Furthermore, public policies need to account for the diverse expenses (e.g., on software, support services, training, and accessories) that are necessary to ensure optimal DT usage. Finally, public policies should facilitate coordination among the various stakeholders involved in the development, implementation, and use of agricultural DTs. This work will involve building partnerships among government agencies, research institutions, the private sector, and farmers themselves, with a view to creating conditions conducive to innovation and the adoption of new technologies.

At this stage, it is crucial to analyze various means for promoting investments in DTs, especially with regards to potential public funding to ease the financial burden on farmers. For example, it would be worth considering whether to prioritize support for expensive DTs, which can be amortized over the long term, or whether to favor more affordable DTs. However, farmers may be less likely to adopt the latter, given that they cannot be amortized.

It is also important to consider the "economy of sustainability" that can arise from the widespread adoption of low-cost DTs. As more and more farmers commit to their use, resource use efficiency will grow at the landscape level. Regionally, the ecological footprint of agriculture could shrink as water consumption drops, inputs are applied more strategically, and crop management becomes more precise.

In this context, public policies should consider utilizing a balanced approach that accounts for both the economic and environmental implications of farm investments in DTs. Farmers should be encouraged to adopt low-cost DTs that furnish environmental benefits while also limiting environmental harm. This objective could be achieved through targeted subsidies, fiscal incentives, or informational programs aimed at promoting sustainable agricultural practices.

Conclusion du Chapitre

Ce chapitre permet de lever une ambiguïté persistante dans la littérature scientifique autour de la notion d'« investissement numérique » en agriculture. En s'appuyant sur une revue systématique de 131 articles, il montre que cette notion recouvre une diversité de réalités, rarement analysées de manière exhaustive et encore moins replacées dans le contexte concret des exploitations agricoles. L'examen de la littérature révèle que les approches existantes sont souvent fragmentées, centrées sur des technologies particulières, et intègrent de manière inégale, voire marginale, la dimension environnementale.

L'analyse permet de clarifier et de structurer la manière dont les chercheurs abordent la question de l'investissement en agriculture, en distinguant trois grandes orientations. Certaines études se concentrent sur l'investissement global de l'exploitation, qu'il soit mesuré en termes bruts, nets ou de capital. D'autres analysent la combinaison de plusieurs facteurs de production, souvent en lien avec des pratiques environnementales telles que l'agriculture biologique ou la conservation des sols. Un troisième groupe se focalise sur un facteur unique de production, en particulier l'équipement, les intrants ou la formation. C'est dans ce dernier champ que s'inscrit pleinement l'investissement en outils numériques, objet central de ce travail.

En examinant spécifiquement cette catégorie, la revue de littérature a permis d'identifier quatre formes récurrentes d'investissement numérique agricole. La première correspond à un investissement initial dans un outil unique, tel qu'un logiciel ou un capteur autonome. La deuxième relève d'un investissement dans un système combiné, nécessitant l'intégration de plusieurs équipements complémentaires, comme des capteurs, des logiciels ou des dispositifs de captation d'images. La troisième forme se rapporte à un investissement d'expansion, impliquant des modifications structurelles de l'exploitation afin de permettre l'intégration de la technologie. Enfin, la quatrième forme correspond à un investissement complémentaire, consistant à ajouter un équipement numérique à un matériel déjà existant.

Ces investissements ne se résument pas à un prix d'achat : ils comprennent aussi des coûts de fonctionnement récurrents (maintenance, réparation, assurances, formation, intrants spécifiques), ce que la littérature mentionne rarement de manière systématique. De plus, la dimension environnementale reste peu explorée : si certaines études mentionnent la réduction des intrants ou un usage en agriculture biologique, l'environnement n'est que rarement au cœur de l'analyse.

L'ensemble de ces résultats conduit à la proposition d'un cadre analytique permettant de caractériser l'investissement numérique agricole de manière claire, précise et opérationnelle. Ce socle conceptuel, construit à partir d'une analyse approfondie de la littérature, offre une base solide pour les investigations empiriques menées dans la suite du manuscrit. La question qui se pose désormais est celle du passage de la théorie à la mesure : comment évaluer concrètement le niveau d'investissement numérique d'une exploitation agricole ? Et surtout, comment établir une classification opérationnelle, mobilisable à partir de bases de données existantes, afin de permettre une évaluation systématique et comparable ? C'est à cette question que répond le chapitre suivant, en élaborant un indicateur de mesure, puis en l'appliquant pour définir les niveaux d'investissement observés sur le marché des équipements agricoles numériques.

Chapitre 2

2

CHAPITRE 2 : MESURER ET CARACTERISER L'INVESTISSEMENT NUMERIQUE AGRICOLE

Introduction du chapitre

Le chapitre précédent a permis de clarifier la notion « d'investissement dans les outils numériques » agricoles en proposant une revue systématique de la littérature. Toutefois, cette approche, centrée exclusivement sur des travaux publiés, ne permet pas de mesurer l'ampleur et la structure des investissements numériques à l'échelle des exploitations agricoles, ni d'identifier les profils d'adoption et les logiques économiques et de gestion qui les structurent.

Le présent chapitre vise précisément à répondre à cette question, qui se décline en deux volets : d'une part, comment mesurer de manière opérationnelle et comparable l'investissement numérique dans les exploitations agricoles ; d'autre part, comment, à partir de cette mesure, élaborer une classification des investissements numériques mobilisable dans des analyses statistiques et comparatives à l'échelle nationale.

Le marché des outils numériques agricoles est en pleine expansion et propose une gamme toujours plus diversifiée de technologies et de services. Cette dynamique, portée par l'innovation continue, s'accompagne d'un renouvellement rapide des produits : de nouveaux produits apparaissent constamment, tandis que certains disparaissent ou deviennent obsolètes en quelques années. Ce rythme d'évolution soutenu crée un environnement incertain pour les agriculteurs, qui doivent évaluer la pertinence d'investissements dans un contexte technologique en perpétuel changement. En France, cette difficulté est accentuée par l'absence d'une source publique centralisée recensant l'ensemble des outils disponibles. Les informations relatives au coût total supporté par les agriculteurs, à leurs usages, à leur compatibilité technique ou à leur intégration dans les systèmes de production sont dispersées, incomplètes et parfois détenues uniquement par les fournisseurs. Ce déficit d'information constitue un obstacle majeur à la prise de décision éclairée et limite également la capacité des chercheurs et des décideurs à disposer d'analyses fiables pour orienter les politiques publiques.

Par ailleurs, les classifications existantes reposent le plus souvent sur des critères fonctionnels, sans prise en compte systématique des données économiques, et apparaissent parfois obsolètes (annexe 1). Les évaluations disponibles des outils numériques demeurent ponctuelles et privilégient l'étude d'outils pris isolément, négligeant leur insertion dans un ensemble cohérent d'équipements et la diversité des combinaisons possibles au sein des exploitations. Cette approche fragmentée limite considérablement la compréhension des stratégies d'investissement et des facteurs économiques, techniques ou organisationnels qui les influencent.

Le présent chapitre propose un dispositif méthodologique visant à caractériser de manière empirique et détaillée l'investissement numérique agricole en France. Il s'appuie sur la création d'une base de données originale, **AgriTechCost_DB**, qui recense les outils numériques disponibles sur le marché national en décrivant leurs caractéristiques d'usage, leur nature technique. À partir de cette base de données, un classement des investissements numériques par exploitation agricole est réalisé, intégrant à la fois les types d'outils et combinaisons d'outils (gestion, observation, exécution), et le niveau de coût total de possession. Cette approche permet de rendre compte de la diversité des niveaux d'investissements d'une exploitation à l'autre

Ce travail fournit un cadre empirique permettant de croiser les données, réunies par nos soins, de l'offre commerciale d'outils numériques avec celles de la demande en outils numériques à partir du Recensement Agricole 2020.

Article

Les investissements numériques dans les exploitations agricoles françaises : une classification selon les coûts totaux de possession

Maha Ben Jaballah Mohamed Ghali Nejla Ben Arfa Karine Daniel Aude Ridier

Article soumis en juillet 2024

Résumé

L'adoption d'outils numériques dépend, au-delà de leur prix d'achat, de leur coût total de possession (CTP). Notre analyse croise l'offre commerciale recensée dans une base de données originale (AgriTechCost_DB) et la demande observée dans le recensement agricole de 2020. L'estimation, par exploitation, d'un CTP qui dépend des combinaisons d'outils présents et de leur coût estimé, permet d'établir un classement des niveaux d'investissement (faible, moyen ou fort). Les résultats révèlent une offre variée, centrée sur la production végétale. En 2020, 59 % des exploitations étaient équipées d'outils numériques, surtout celles de surface agricole utile et de dimension économique plus élevées. Les investissements faibles ou moyens dominent en grandes cultures, les plus forts en élevage.

Mots clés : Agriculture numérique, Investissement, Coût total de possession annuel

Abstract

Digital tool adoption depends, beyond the purchase price, on the total cost of ownership (TCO). Our analysis cross-references the commercial supply recorded in an original database (AgriTechCost_DB) and the demand observed in the 2020 agricultural census. The estimation of a TCO, which depends on the combinations of tools present and their estimated cost, makes it possible to establish a classification of investment levels (low, medium or high). The results reveal a diversified supply of digital tools, primarily focused on crop production. In 2020, 59 % of farms were equipped, mostly those with larger farmland and economic size. Low or moderate investments are predominant in specialized crop farming, whereas the share of high investments is larger in livestock farms.

Keywords : Digital agriculture, Investment, Annual total cost of ownership

1. Introduction

Depuis les années 1950, l'agriculture française a connu une modernisation progressive, marquée par la mécanisation, l'essor des technologies de l'information et de la communication (Brynjolfsson et McAfee, 2014), suivi par celui de l'agriculture de précision, axé sur l'optimisation des intrants. Plus récemment, l'agriculture numérique a émergé (Bellon-Maurel et Huyghe, 2019), appuyée par l'intelligence artificielle pour l'analyse des données (Fuentes *et al.*, 2022). Cette transition s'inscrit dans un marché en forte expansion, où la robotique représentait près de 680 millions d'€ en 2023 (Grand View Research, 2024).

Les outils numériques sont majoritairement adoptés par les grandes exploitations, notamment dans certaines productions spécialisées, dans une logique de transformation de la gestion par l'intégration des données, l'automatisation et la robotisation (Gabriel et Gandorfer, 2023 ; Knierim *et al.*, 2018). Cette transformation produit des résultats contrastés (Sarkar et Chanagala, 2016 ; Zaytseva *et al.*, 2021). Certaines études soulignent des gains de productivité des animaux et de la terre, voire du travail (Balafoutis *et al.*, 2020 ; Medel-Jiménez *et al.*, 2024). Ce point, peu exploré, constitue un enjeu majeur, notamment dans un contexte de pénurie de main-d'œuvre et de mutation des formes d'organisation du travail (Bellon-Maurel et Huyghe, 2016 ; Hostiou *et al.*, 2017). D'autres travaux distinguent les technologies incorporées et non incorporées et montrent que ces dernières sont plus attractives lorsque les ressources financières sont limitées et le niveau de mécanisation moindre (Birner *et al.*, 2021). D'autres études révèlent des effets limités, voire négatifs sur les performances des exploitations (Colaço et Bramley, 2018 ; Samborski et al., 2016). De plus, les gains d'efficacité peuvent entraîner une augmentation de la consommation de ressources par un effet-rebond[1] (Paul *et al.*, 2019 ; Smarieri et Ferreira, 2024).

Ces divergences peuvent s'expliquer par le contexte d'adoption, la nature des outils et leurs usages. Elles révèlent aussi que les effets du numérique ne se limitent pas aux performances productives, mais touchent aussi aux dimensions organisationnelles et décisionnelles des exploitations (Jeanneaux, 2018 ; Stone, 2022). L'évaluation des impacts des outils numériques reste souvent ponctuelle et privilégie l'étude isolée des outils plutôt que leur intégration globale dans l'exploitation (Fielke *et al.*, 2020 ; Nowak, 2021 ; Rana

[1] Formulé par William Jevons (1866), l'effet rebond ou paradoxe de Jevons désigne le phénomène selon lequel l'amélioration de l'efficacité dans l'utilisation d'une ressource naturelle peut paradoxalement entraîner une augmentation de sa consommation, en raison des ajustements économiques et comportementaux des utilisateurs (Sears *et al.*, 2018).

et al., 2021)**,** limitant ainsi l'analyse de leurs impacts économiques et environnementaux et de leurs effets cumulatifs.

Les outils numériques, dans la majorité des études, sont classés selon leurs fonctionnalités et applications spécifiques (Justinia, 2020). Or, bien que pertinente pour distinguer les outils et comprendre leur utilité et leur intégration dans les pratiques agricoles, cette approche accorde peu d'attention au coût supporté par l'agriculteur. En effet, l'adoption d'un outil numérique constitue un investissement parfois important (Diederen *et al.*, 2003). Au-delà du coût d'achat initial, cela inclut l'ensemble des dépenses afférentes à son utilisation : maintenance, mises à jour, formation et adaptation des infrastructures. Le coût total de possession (CTP) mesure ces dépenses et semble un indicateur-clé pour évaluer l'investissement en outil numérique (Burnham *et al.*, 2021).

Dans cet article, nous proposons d'appréhender et de classer les outils numériques dans les exploitations agricoles françaises en les considérant non pas isolément mais en combinaison et en estimant leur coût total de possession. Une telle approche nous permet de classer les exploitations selon leur niveau d'investissement en outils numériques et d'interroger comment les niveaux d'investissement varient selon les caractéristiques structurelles des exploitations (taille économique, surface agricole utile, orientation de production).

Il n'existe pas à ce jour de base de données unifiée renseignant simultanément, à l'échelle de chaque exploitation, la composition exacte et la valeur des investissements numériques, les coûts de maintenance et les investissements immatériels. Depuis 2010, les enquêtes statistiques françaises intègrent des questions sur la connectivité et l'usage des logiciels de gestion. En 2016, la chaire AgroTIC et l'institut de convergence DigitAg ont créé un observatoire pour suivre leur adoption (Lachia *et al.*, 2019). A partir de 2019, la plateforme Aspexit a été mise en place pour cartographier l'offre numérique. Par ailleurs, l'étude Agrinautes-2020 a révélé l'essor des outils d'aide à la décision et de l'e-commerce (Debris, 2021), tandis que le Recensement Agricole 2020 (RA2020) a introduit un module spécifique sur l'usage des outils numériques. L'enquête Agrinautes 2022 a ensuite approfondi l'analyse de leurs impacts (Carpon, 2023). Plus récemment, en 2024, Aspexit est devenu WikiAgriTech, ajoutant un annuaire des fabricants à son répertoire de solutions numériques (Wiki Agri Tech, 2024).

L'ensemble de ces enquêtes propose aujourd'hui un support d'information riche à la fois sur l'offre commerciale des outils numériques agricoles en France et sur leur utilisation

par les agriculteurs. Face à certaines limites des approches existantes et disposant de bases de données de plus en plus riches, même si disparates, sur les outils numériques, nous proposons d'approcher à la fois les coûts et les utilisations combinées d'outils numériques dans l'agriculture française en mobilisant deux sources de données complémentaires : d'une part une base de données de l'offre commerciale que nous avons constituée (AgriTechCost_DB), permettant d'estimer les coûts totaux de possession par exploitation et d'élaborer une typologie d'investissement ; d'autre part, la base de données du RA2020, qui renseigne sur le type d'outils déclarés et permet d'analyser les disparités d'utilisation selon les profils d'exploitation.

La section 2 présente le cadre d'analyse et de calcul de coût total de possession, la section 3 détaille la méthodologie adoptée : les données, la classification et l'analyse descriptive de la base de données. Enfin, la section 4 présente l'analyse de l'offre des outils numériques, sur la base de l'indicateur de CTP ainsi que l'analyse de la classe d'investissement en outils numériques selon les caractéristiques des exploitations agricoles françaises.

2. Cadre analytique et coût total de possession

Nous analysons la place des outils numériques au sein des exploitations agricoles selon deux dimensions complémentaires : d'une part une dimension fonctionnelle perçue à travers l'articulation des usages qui se traduit par la mobilisation possible de plusieurs types d'outils en combinaison ; d'autre part une dimension économique, à travers leur coût total représenté par l'ensemble des charges directes et récurrentes supportées par les exploitants.

L'analyse des coûts totaux conduit à considérer l'investissement en outils numériques comme un investissement productif durable, mobilisable sur plusieurs cycles de production et distinct des dépenses de fonctionnement par sa nature capitalisable. Il englobe à la fois des acquisitions de capital physique (matériels, équipements, infrastructures) et immatériel (logiciels, formations) (Ben Jaballah *et al.*, 2023 ; Gallerani *et al.*, 2008). Cependant, l'évaluation de cet investissement ne se limite pas au coût d'achat initial. En effet, les outils numériques induisent des dépenses récurrentes : maintenance, mises à jour, assistance, formation, voire adaptation des infrastructures. C'est pourquoi la notion de coût total de possession (CTP) nous semble pertinente pour appréhender ces investissements. Le CTP a été introduit par Gartner en 1986 pour évaluer le coût réel des systèmes informatiques, au-delà du prix d'achat initial (Hoffman, 2002 ; Mieritz et Kirwin, 2005). Le CTP, désormais appliqué à divers domaines de la gestion et de l'économie, permet d'analyser l'ensemble

des coûts d'acquisition d'un bien sur sa durée d'utilisation. Il prend en compte des dépenses récurrentes telles que l'administration, la maintenance, les mises à jour et le support technique et permet d'évaluer l'ensemble des dépenses associées aux outils numériques (Burnham *et al.*, 2021). Le CTP annuel par outil numérique est calculé pour standardiser la comparaison entre des équipements ayant des durées d'amortissement différentes, sans actualisation. A ce coût d'achat s'ajoutent des coûts annuels récurrents, évalués généralement à partir des préconisations des fabricants (Equation 1).

$$\textbf{\textit{CTPannuel / outil}} = \frac{\text{Coût d'achat initial des équipements}}{\text{Durée d'amortissement}} + \sum \text{coûts annuels récurrents (Equation 1).}$$

Considéré à l'échelle de l'exploitation agricole, Le CTP annuel d'une exploitation « standard »[2] est le CTP par outil multiplié par le nombre d'unités nécessaires (Equation 2). Dans notre cas, le dimensionnement des besoins en outils a été défini sur la base des recommandations des fournisseurs, en fonction de la surface cultivée ou de la taille du troupeau, selon le type de production. Par exemple, pour un troupeau moyen de 70 vaches, quatre caméras de surveillance sont requises (source : Copeeks).

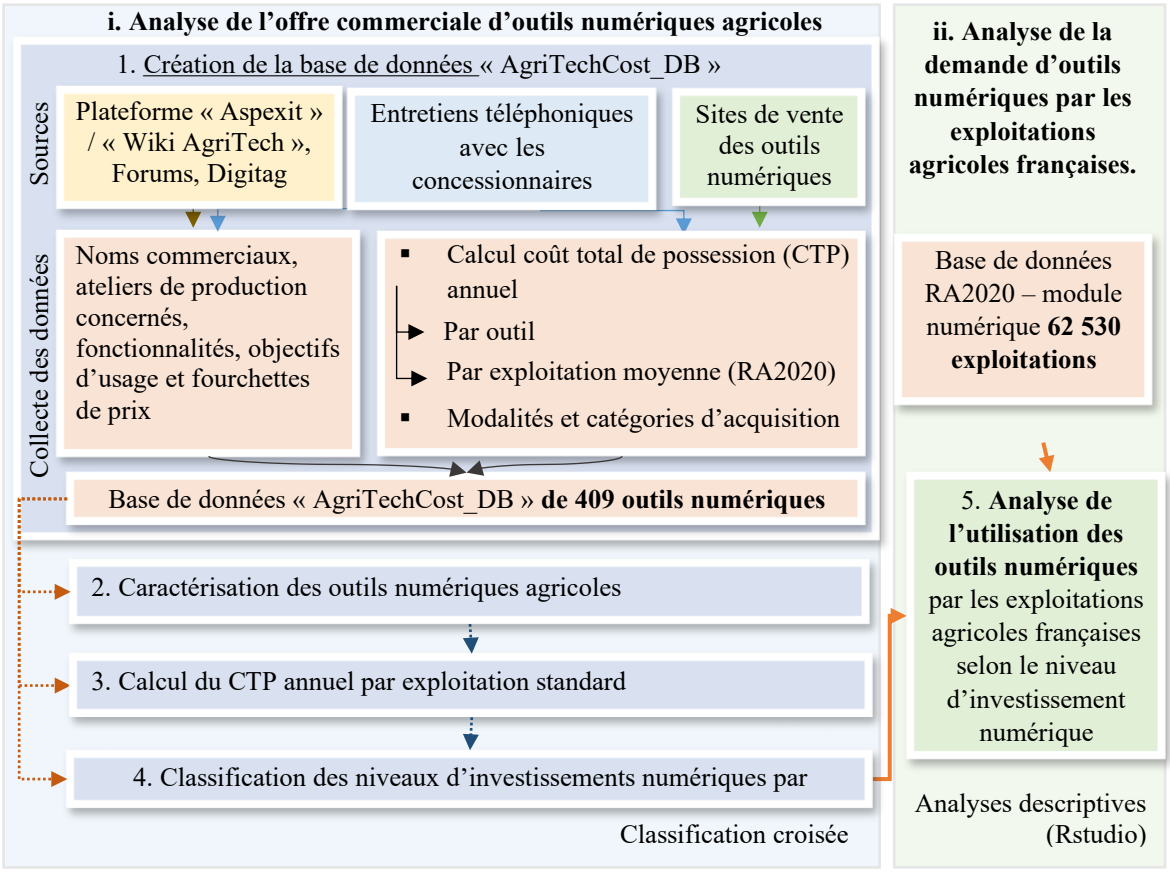
CTP annuel /exploitation = (CTP annuel / outil)×(Nb d'unités outils numériques)(Equation 2)

3. Méthode d'évaluation et de classification des investissements en outils numériques

La méthode procède en deux étapes : (i) l'analyse de l'offre commerciale des outils numériques agricoles, à travers une classification intégrant à la fois leurs usages et leurs CTP annuels, et (ii) l'étude de leur demande effective, basée sur leur utilisation dans les exploitations françaises (figure Ch2.1_1). Pour cela, nous utilisons deux bases de données différentes : « AgriTechCost_DB » que nous avons constituée pour l'analyse de l'offre et le RA2020 pour l'étude de la demande.

[2] Les exploitations standards ont été définies à partir des caractéristiques structurelles moyennes par OTEX, issues du RA2020 (par exemple : 83 ha de SAU pour une exploitation spécialisée en grandes cultures _OTEX 15 ; 19 ha pour une exploitation viticole _OTEX 35).

Figure Ch2.1_ 1: Schématisation de la méthodologie d'analyse de l'offre commerciale et de la demande d'outils numériques par les exploitations agricoles françaises.



Face à l'absence des données combinant utilisation détaillée et coût des outils numériques agricoles, nous avons développé une base de données « AgriTechCost_DB » (Agricultural Technology Cost Database), à partir de plusieurs sources de données en ligne, principalement la plateforme Aspexit. Plus de la moitié des outils étudiés en proviennent, offrant des informations sur leurs fonctionnalités, usage et fourchettes de prix. L'autre moitié des outils a été recensée à partir de différents sites de vente, complétant et affinant les données sur l'offre du marché. Les prix proviennent exclusivement des catalogues de fournisseurs et des plateformes commerciales, bien qu'ils incluent parfois des outils obsolètes et des prix différents de ceux réellement pratiqués lors des transactions. Pour réduire les éventuels écarts de prix entre fournisseurs et fiabiliser nos estimations, nous avons harmonisé les données en croisant plusieurs sources (AgriExpo, Agridiscount, forums) et en calculant une moyenne des prix. En cas d'absence ou de divergence des prix en ligne, nous avons sollicité directement les fournisseurs par téléphone. Pour évaluer la durée d'amortissement des équipements, nous avons utilisé les données communiquées par les fabricants. Des sources complémentaires (presse spécialisée, forums d'agriculteurs, etc.) ont également permis d'enrichir la base. La collecte des données a été finalisée en

février 2024, aboutissant à une base comprenant 409 outils numériques, classés selon leur nom commercial, nature, usage et détails d'investissement (modalité d'acquisition, catégorie et CTP annuel) (figure Ch2.1_1).

Le RA2020 comprend un module d'enquête complémentaire spécifique au numérique, administré auprès d'un sous-échantillon de 62 530 exploitations agricoles (soit 16 % de l'ensemble), sélectionnées pour répondre à ce questionnaire additionnel en complément du questionnaire de base. Ce module renseigne uniquement sur les types d'outils numériques regroupés selon 4 catégories : (A) les logiciels de gestion de l'exploitation, (B) les outils pour l'observation des cultures, (C) les outils pour l'observation de l'élevage et (D) les outils pour certaines interventions (Recensement Agricole, 2020). Le niveau de détail du RA2020 s'arrête à cette typologie générale et ne renseigne ni le type exact d'outil, ni leur nombre, ni leur coût. Pour assurer la cohérence entre les données du RA2020 et celles collectées dans « AgriTechCost_DB », les outils de cette dernière ont été regroupés selon les mêmes quatre catégories A, B, C et D, ce qui a permis de rapprocher les deux sources malgré des niveaux de granularité différents. À partir de ces catégories, nous avons construit l'ensemble des 15 combinaisons théoriques de types d'outils numériques (par tirage sans remise). Pour chacune d'elles, le CTP est la somme des CTP moyens des outils des catégories concernées, issus de la base AgriTechCost_DB : pour une seule catégorie (A, B, C ou D), il correspond à son CTP moyen de l'outil ; pour plusieurs (AB, ABC, ABCD), au cumul des CTP moyens de chaque catégorie. Ces combinaisons constituent un référentiel pour une analyse exploratoire de la demande en outils numériques en l'absence de données plus précises sur leurs types ou fonctions.

D'abord, nous avons cherché à caractériser les outils présents dans l'offre commerciale et à examiner la variabilité des coûts selon les différents types ou usages (gestion, observation, exécution) (section 4.1.1). Ensuite, afin de conduire l'analyse de la demande à partir des déclarations du RA2020, les combinaisons d'outils numériques ont été classées sur la base de leur CTP moyen (section 4.1.2), selon trois modalités pour la variable « investissement numérique » (faible, moyen, fort). Cette variable traduit au final les niveaux d'investissement en fonction des types d'outils et des combinaisons d'outils.

Ainsi, chaque exploitation a d'abord été associée à l'une des 15 combinaisons, en fonction des déclarations d'usage des quatre catégories d'outils numériques dans le RA2020 (présence ou absence). À chaque combinaison a été ensuite attribuée un CTP, calculé à partir des CTP moyens estimés pour les catégories concernées, selon AgriTechCost_DB. Cette valeur a in fine été utilisée pour attribuer à chaque exploitation

une classe d'investissement, selon trois seuils empiriques. La variable d'investissement ainsi construite constitue un indicateur synthétique qui articule l'offre (représentée par les prix catalogue issus d'AgriTechCost_DB) et la demande (mesurée par les outils déclarées dans le RA2020). Il s'agit d'un choix analytique visant à proposer une approximation cohérente de l'offre, à partir des données disponibles.

Enfin, nous présentons quelques statistiques descriptives simples visant à identifier les profils des utilisateurs des outils numériques, selon les niveaux d'investissement, en les rapportant aux caractéristiques des exploitations. Cette analyse compare les moyennes et proportions entre les exploitations équipées et non équipées en outils numériques. Pour ce faire, nous mobilisons des tests de Student pour les variables numériques et des tests de Fisher pour les catégorielles. Les comparaisons portent sur l'orientation technico-économique des exploitations (OTEX), la surface agricole utile (SAU), la dimension économique (mesurée par le Produit Brut Standard) ainsi que le rapport entre surface agricole (en hectares) et volume de travail mobilisé (en équivalent temps plein).

4. Résultats

4.1. Offre commerciale des outils numériques agricoles en France

L'analyse de l'offre issue de AgriTechCost_DB révèle une forte diversité d'outils en termes de nature, d'utilisation et de CTP annuel. La majorité est dédiée à la production végétale (53 %) (tableau Ch2.1_1).

4.1.1. Caractéristiques d'usage des outils numériques

Environ 42 % de l'offre d'outils numériques sont des logiciels de gestion, incluant des portails de données, des plateformes de communication, ainsi que des sites de e-commerce. Ils répondent principalement aux besoins d'organisation et de gestion (20 %), d'information et de données (12 %), de commercialisation (4 %), et de communication (4 %). Les outils d'observation et de mesure représentent environ 37 % de l'offre commerciale. En production végétale, ils incluent divers types de capteurs fixes et embarqués, ainsi que des drones et des robots d'observation. En élevage, la majorité sont des capteurs embarqués. Les outils d'exécution représentent 22 % des outils numériques et incluent les robots, les tracteurs et les équipements stationnaires ou embarqués. Ils facilitent la gestion des tâches agricoles et optimisant l'utilisation des intrants, notamment en production végétale (tableau Ch2.1_1).

Tableau Ch2.1_ 1: Répartition de l'offre commerciale des outils numériques selon leur usage et l'atelier de production concerné.

Objectifs d'usage des outils numériques	Utilisation transversale (n=58)	Outils dédiés à l'élevage (n=135)	Outils dédiés aux cultures (n=216)	Total (n=409)
❖ **Logiciels de gestion et d'organisation (%)**	**13**	**11**	**18**	**42**
Organisation et gestion (%)	4	7	9	20
Information et données (%)	6	2	5	12
Commercialisation (%)	1	0	3	4
Echange et communication (%)	2	1	1	4
❖ **Observation et mesure (%)**	**1**	**13**	**22**	**37**
❖ **Exécution (%)**	**0**	**9**	**13**	**22**
Total général (n=409)	**14** %	**33** %	**53** %	**100** %

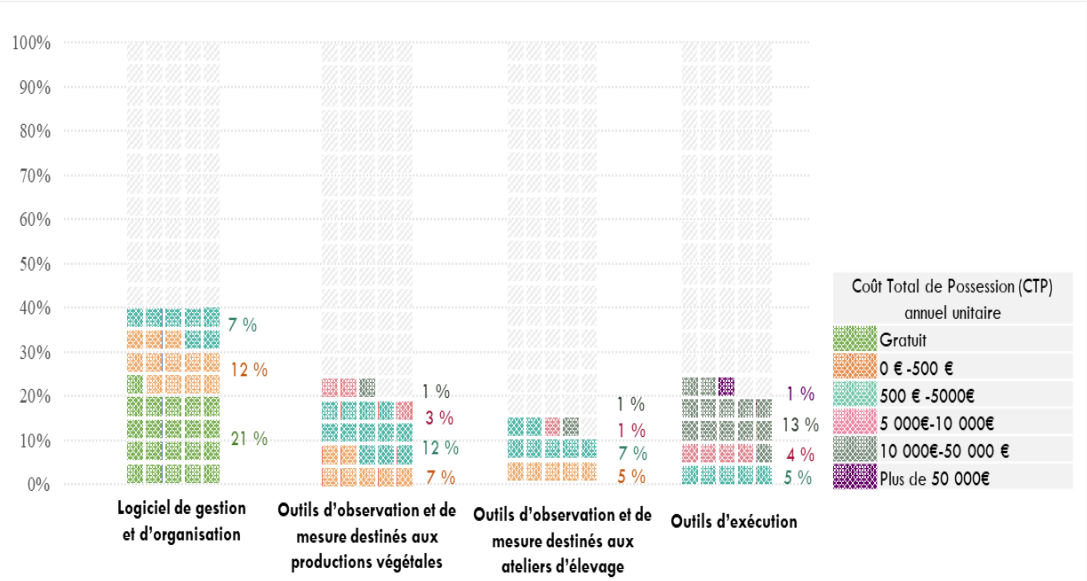
(Source : AgriTechCost_DB/ Traitement des auteurs)

4 .1.2. Coût total de possession annuel par type d'outil numérique

Le CTP annuel des outils numériques recensés dans l'offre commerciale varie selon leur nature et leur usage, allant de solutions gratuites jusqu'à des outils dont le CTP peut atteindre 260 000 €.

La figure Ch2.1_2 présente la répartition du CTP annuel en fonction des types d'outils numériques, selon les quatre catégories proposées dans le questionnaire du RA2020. Elle révèle des variations significatives de coût. Les logiciels de gestion et d'organisation ont un CTP annuel inférieur à 5 000 € et ils sont souvent proposés en abonnement ou en services. Plus de la moitié de ces logiciels (54 %) sont gratuits, tandis que les logiciels payants se situent dans une gamme entre 40 € et 5 000 €, avec une moyenne de 620 € et un écart-type de 1 356 €. Parmi eux, 64 % coûtent moins de 500 €, incluant des portails de données et des plateformes de communication. Environ 23 % se situent entre 500 et 1 000 €, regroupant des logiciels de traçabilité et de cartographie. Enfin, 13 % coûtent entre 1 000 et 5 000 €, correspondant à des logiciels de gestion (figure Ch2.1_2).

Figure Ch2.1_ 2: Répartition du CTP par type d'outils numériques selon les prix de l'offre commerciale



(Source : AgriTechCost_DB/ Traitement des auteurs)

Les coûts des outils d'observation et de mesure varient selon leur sophistication et leur degré de précision. Pour la majorité de ces outils (soit 55 % dédiés aux cultures et 58 % à l'élevage), plus de 70 % du CTP annuel est constitué de dépenses récurrentes (formation, traitement des données, abonnements). Les outils dédiés aux cultures incluent principalement des capteurs fixes avec un CTP annuel qui varie de 60 € à 14 000 €, avec une moyenne de 2 600 €. La majorité (80%) coûtent moins de 5 000 €, dont 52 % entre 500 et 5 000 €, regroupant des capteurs et drones. Environ 20 % dépassent 5 000 €, dont 14 % se situent entre 5 000 et 10 000 €, comprenant des capteurs embarqués sur tracteurs et des systèmes d'autoguidage. Enfin, 5 % dépassent 10 000 €, comprenant des capteurs avancés. Bien que majoritairement destinés à l'observation et au suivi, certains intègrent aussi des services d'exécution, comme l'épandage par drones, et souvent associés à des équipements sophistiqués. Les outils d'observation et de mesure d'élevage coûtent en moyenne 2 000 € mais varient de 17 € pour des réfractomètres portables, à 18 000 € pour des solutions plus avancées. Près de 38 % de ces outils coûtent cependant moins de 500 €, incluant des capteurs embarqués sur équipements. La majorité (47 %) se situent entre 500 à 5 000 €, comprenant des compteurs de pâturage et des sondes d'insémination, tandis que 15 %, au-delà de 5 000 €, comprennent des capteurs sophistiqués (figure Ch2.1_2).

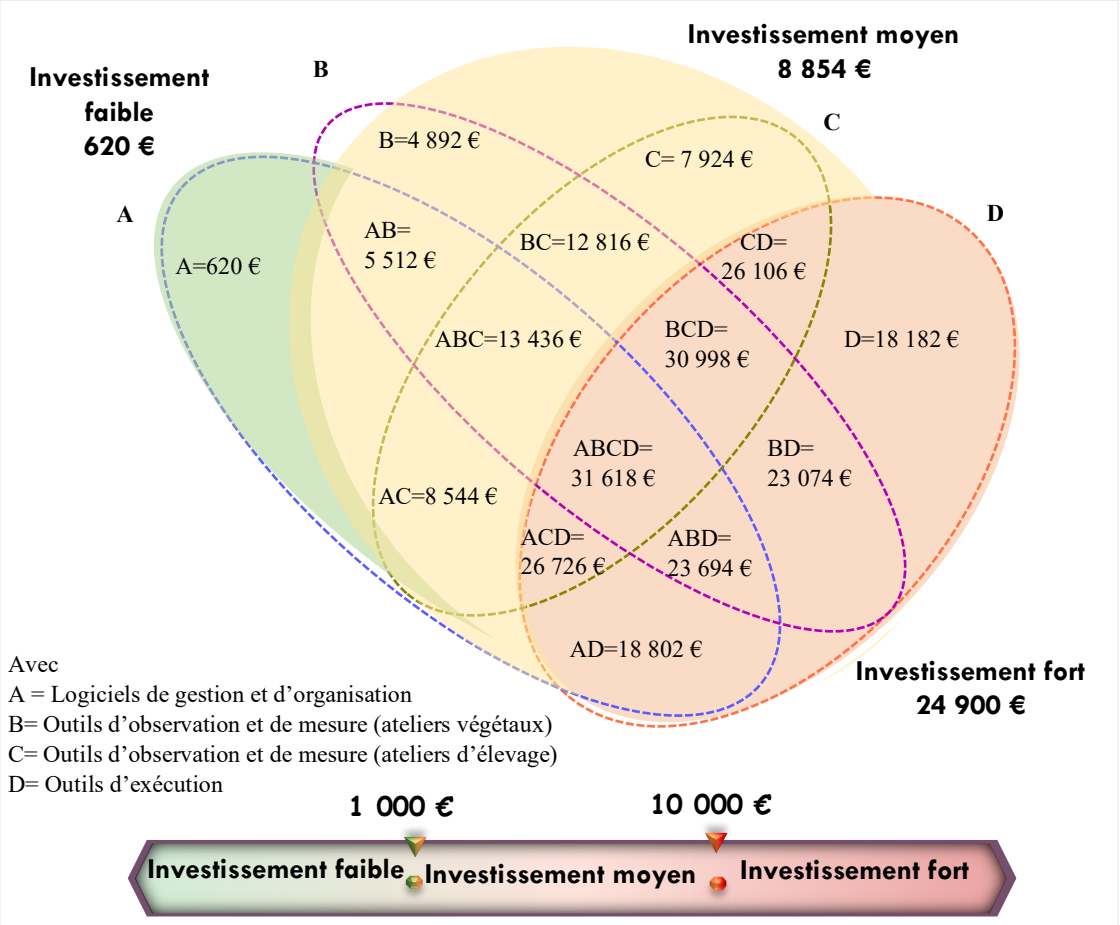
Les outils d'exécution, principalement destinés aux productions végétales (61 %), ont un CTP annuel allant de 5 000 à 90 000 €, avec une moyenne de 17 400 €. Près de 23 % coûtent moins de 5 000 €. Environ 19 % se situent entre 5 000 et 10 000 €, principalement des robots et des équipements spécialisés, tels que des écimeuses et des robots-racleurs. La

majorité (54 %) se situe dans la tranche 10 000 - 50 000 €, regroupant des équipements et des agri-robots hautement spécialisés. Une minorité (4 %) comprend des tracteurs numériques dépassant 50 000 €, et pour lesquels le CTP annuel moyen est de 18 000 € par exploitation dont 65 % sont des coûts récurrents (accessoires, services, conseil, logiciels, maintenance).

4.2. Classification des niveaux d'investissements en outils numériques par exploitation

Les outils numériques agricoles sont souvent intégrés et interdépendants, incitant les agriculteurs à combiner plusieurs types d'outils selon leurs besoins spécifiques. Le diagramme de Venn (figure Ch2.1_3) illustre les 15 combinaisons possibles, pouvant être potentiellement intégrées aux exploitations agricoles. Chaque configuration présente les CTP annuels moyen de ces combinaisons calculés pour une exploitation standard (référence aux OTEX, RA2020).

Figure Ch2.1_ 3: Diagramme de Venn des différentes combinaisons d'outils numériques possibles et leurs CTP annuel moyen par exploitation standard.



(Source : AgriTechCost_DB/ Traitement des auteurs)

Le calcul des coûts moyens des 15 combinaisons a conduit à une classification tenant compte à la fois des types d'outils (symbolisés sur la figure par les lettres A, B, C et D) et du CTP annuel par outil, pour une exploitation standard. Trois catégories de combinaisons émergent (figure 3) : (i) *Investissement faible* (0 à 1 000 €) avec un coût moyen de 620 €, incluant les logiciels de gestion. Essentiels à la gestion quotidienne des exploitations. (ii) *Investissement moyen* (1 000 à 10 000 €) avec un coût moyen de 9 000 €, associe les outils d'observation aux logiciels de gestion. Ces outils, parfois dotés de capteurs ou de drones, sont souvent dédiés au suivi et à la surveillance. Enfin, (iii) *Investissement élevé* (> à 10 000 €), regroupe les solutions intégrant des outils d'exécution aux outils d'observation et logiciels de gestion, avec un coût moyen de 25 000 €. Cette catégorie inclut des robots agricoles et des équipements de précision. Leur coût élevé s'explique par leur sophistication technologique et leurs coûts récurrents importants.

4.3. Analyse de la demande d'outils numériques par les exploitations agricoles françaises

L'enquête RA2020 recueille des informations sur les outils numériques présents, par type d'usage sans préciser leur nature, nombre et coût. Pour compléter ces informations, une variable supplémentaire a été créée afin d'attribuer à chaque exploitation un type d'investissement en fonction de l'utilisation de quatre catégories d'outils déclarés (Annexe 1). Cette classification d'investissement repose sur l'estimation de CTP issus de AgriTechCost_DB (section 4.2) (Figure 3).

L'analyse des données du RA2020 croisées avec notre classification d'investissement montre que 59 % des exploitations ont investi dans des outils numériques, avec des niveaux d'engagement variés (tableau 2). Parmi elles, 21 % auraient opté pour des investissements faibles (des logiciels de gestion <1 000 €), 20 % pour des investissements moyens (1 000 à 10 000 €), combinant majoritairement logiciels et outils d'observation des cultures (10,8 %) (Annexe2). Enfin, 18 % ont des investissements forts (> 10 000 €) en capteurs avancés, automatismes ou robots, où les combinaisons les plus fréquentes associent les outils d'intervention aux logiciels de gestion (4.9 %) ou outils de suivi de l'élevage (3.9 %).

Tableau Ch2.1_ 2: Caractéristiques des exploitations agricoles selon leur niveau d'investissement en outils numériques

		Aucun outil	Faible investissement		Moyen investissement		Fort investissement	
				p value		p value		p value
Nombre d'échantillon (total n= 62 530)		**25 538 (41 %)**	**13 370 (21 %)**		**12 418 (20 %**		**11 204 (18 %)**	
Dimension économique	Micros (PBS< 25 000 €)	25 %	4 %	0,000***	2 %	0,000***	1 %	0,000***
	Petites (25 000 € <PBS<100 000 €)	27 %	14 %	0,000***	7 %	0,000***	3 %	0,000***
	Moyennes (100 000<PBS<250 000 €)	24 %	33 %	0,000***	25 %	0,8	15 %	0,000***
	Grandes (PBS>250 000 €)	24 %	49 %	0,001*	66 %	0,000***	81 %	0,000***
OTEX	Grandes cultures	21 %	25 %	0,000***	32 %	0,000***	5 %	0,000***
	Maraîchage et horticulture	10 %	6 %	0,002**	6 %	0,000***	3 %	0,000***
	Viticulture	17 %	17 %	0,000***	17 %	0,000***	2 %	0,000***
	Cultures fruitières et autres cultures permanentes	7 %	3 %	0,000***	6 %	0,000***	1 %	0,000***
	Bovin lait	5 %	10 %	0,6	9 %	0,000***	21 %	0,000***
	Bovin élevage et viande	8 %	10 %	0,000***	7 %	0,1	1 %	0,000***
	Bovin combinés	1 %	2 %	0,000***	2 %	0,03*	4 %	0,000***
	Ovins, caprins et autres herbivores	12 %	8 %	0,000***	3 %	0,000***	8 %	0,000***
	Porc et volaille	7 %	7 %	0,000***	6 %	0,000***	41 %	0,000***
	Polyculture et polyélevage	11 %	12 %	0,007*	13 %	0,07	17 %	0,000***
SAU (ha)	Moyenne	56,5	125	0,000***	152	0,000***	132	0,000***
Productivité du travail (ha/ETP)	Moyenne	51,1	73,8	0,000***	79,9	0,000***	50	0,23

Les niveaux de significativité statistique : 0,0001'***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1. OTEX : Orientation Technico-Économique des Exploitations, SAU : Surface Agricole Utile, ETP : Équivalent Temps Plein

(Source : RA2020/ Traitement des auteurs)

Les résultats montrent que les exploitations sans outils numériques sont surreprésentées parmi les micros (PBS< 25 000 €) et petites (25 000 € <PBS<100 000 €) structures. Par ailleurs, les exploitations qui auraient une adoption marquée d'outils à faible ou moyen investissement sont majoritairement de taille moyenne (100 000 € <PBS< 250 000 €) ou grande (PBS > 250 000 €). Les exploitations qui auraient une adoption marquée d'outils à

niveau d'investissement fort seraient majoritairement de grandes exploitations (81 %). Les exploitations sans outils numériques disposent d'une SAU moyenne significativement moins élevée que les autres (56,5 ha).

L'analyse par OTEX montre que les exploitations en grandes cultures et en viticulture adopteraient davantage des combinaisons d'outils numériques à niveaux d'investissement faibles et moyens, tandis que les systèmes bovins lait et surtout élevage hors sol concentreraient une part plus importante des exploitations ayant des investissements fort (41 %). À l'inverse, les filières plus spécialisées (maraîchage, ovins-caprins) resteraient peu-représentées dans les catégories ayant des combinaisons d'outils numériques à niveau d'investissement moyen à élevé.

Ces résultats révèlent également que les exploitations ayant des investissements faibles ou moyens en outils numérique présentent un ratio de surface par travailleur plus élevée, suggérant un gain de productivité du travail lié à une meilleure planification, traçabilité et gestion. En revanche, les exploitations à fort investissement, ne présentent pas de gain significatif. Ce résultat pourrait s'expliquer par des coûts organisationnels élevés liés à la mise en œuvre et à la maintenance de ces technologies, par la mobilisation de main-d'œuvre qualifiée, ou encore par une phase de transition technologique durant laquelle les effets attendus demeurent partiels ou différés.

5. Discussions et conclusion

Notre étude met en évidence la diversité du marché des outils numériques agricoles en France et de leur utilisation dans les exploitations agricoles. L'offre commerciale se caractérise par une large gamme d'outils, allant des logiciels aux robotiques avancées, avec une prédominance des solutions destinées à la production végétale (53 %). Cette hétérogénéité d'usages entre les orientations de production, également observée par Crichard, (2022), souligne le développement plus soutenu des outils numériques en grandes cultures par rapport à l'élevage.

Une classification basée sur une approche combinant à la fois le CTP annuel et l'usage a été élaborée afin d'offrir une vision plus complète de la diversité des niveaux d'investissements en outils numériques. Cette approche permet d'identifier trois niveaux : (i) les investissements faibles (0 à 1 000 €) concernent principalement les logiciels de gestion, accessibles et peu onéreux ; (ii) les investissements moyens (1 000 à 10 000 €), combinant les outils d'observation des cultures et de l'élevage, avec des logiciels de gestion

; et enfin, (iii) les investissement forts (> 10 000 €), associant les outils d'observation de culture et d'élevage et les logiciels de gestion aux outils d'exécution.

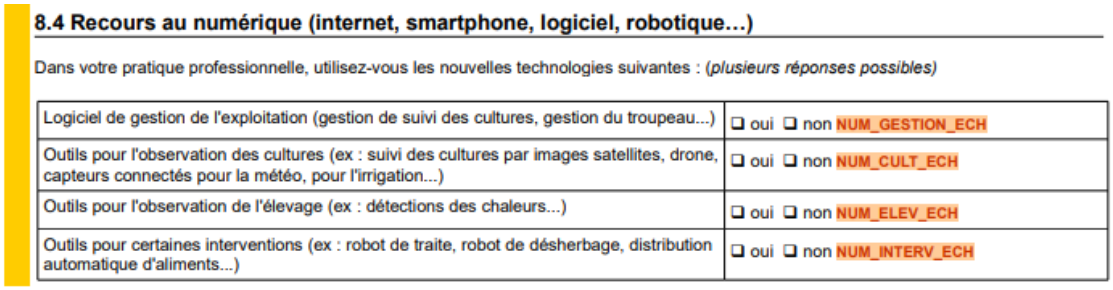
L'analyse des usages, à partir du RA2020, montre que 59 % des exploitations ont adopté des outils numériques, avec des niveaux d'investissement hétérogènes. Environ 60 % des exploitations utilisatrices d'outils numériques sont spécialisées en élevage et elles présentent, en moyenne, une surface agricole utile deux fois plus grande, une plus grande dimension économique ainsi qu'un ratio de surface par travailleur plus élevé que les exploitations non équipées.

La mise en relation de l'analyse de l'offre et de la demande laisse à penser que l'adoption marquée des investissements faibles et moyens concernerait en particulier les exploitations spécialisées en grandes cultures et viticulture. L'adoption de ces investissements est probablement freinée par leur coût et les compétences techniques requises pour exploiter les données collectées (Barnes *et al.*, 2019 ; Groher *et al.*, 2020). De plus, leur rentabilité reste limitée dans certaines cultures, rendant l'investissement difficilement justifiable (Späti *et al.*, 2021). Les systèmes d'automatisation et les robots agricoles présentent des niveaux d'investissement forts (> 10 000 €), d'autant plus que l'entretien et la maintenance impliquent des coûts supplémentaires en raison de leur complexité. Ils sont principalement adoptés par les exploitations d'élevage porcs, volailles et bovins.

Le recensement utilisé dans cette étude couvre une grande partie d'outils disponibles sur le marché français et reflète leur diversité. Toutefois, compte tenu de l'évolution rapide de ce secteur, cette base ne saurait être exhaustive : de nouveaux outils émergent régulièrement, tandis que d'autres deviennent obsolètes ou sont retirés de l'offre.

Annexes

Annexe 1 : Recours au numérique dans les exploitations agricoles – Données issues du Recensement Agricole 2020 (Recensement Agricole, 2020).



8.4 Recours au numérique (internet, smartphone, logiciel, robotique…)

Dans votre pratique professionnelle, utilisez-vous les nouvelles technologies suivantes : (*plusieurs réponses possibles*)

Logiciel de gestion de l'exploitation (gestion de suivi des cultures, gestion du troupeau…)	❑ oui ❑ non NUM_GESTION_ECH
Outils pour l'observation des cultures (ex : suivi des cultures par images satellites, drone, capteurs connectés pour la météo, pour l'irrigation…)	❑ oui ❑ non NUM_CULT_ECH
Outils pour l'observation de l'élevage (ex : détections des chaleurs…)	❑ oui ❑ non NUM_ELEV_ECH
Outils pour certaines interventions (ex : robot de traite, robot de désherbage, distribution automatique d'aliments…)	❑ oui ❑ non NUM_INTERV_ECH

Annexe2 : Tableau de répartition des exploitations selon les niveaux d'investissement numérique, les combinaisons de types d'outils et la part des adoptants

Le tableau ci-dessous présente la répartition des exploitations agricoles selon les niveaux d'investissement numérique, en distinguant les différentes combinaisons de types d'outils et la part relative des adoptants.

Niveau d'investissement	Combinaisons de types d'outils numériques	% des adoptants	Total par niveau
Aucun	Aucun	41 %	41 %
Faible investissement	A	21,4 %	21 %
Moyen investissement	B	3,3 %	20 %
	C	1,2 %	
	AB	10,8 %	
	AC	3,3 %	
	CB	0,1 %	
	ABC	1 %	
Fort investissement	D	3,4 %	18 %
	AD	4,9 %	
	BD	0,4 %	
	CD	1 %	
	ABD	2,1 %	
	ACD	3,9 %	
	BCD	0,1 %	
	ABCD	2 %	
Total			100 %

(Source : RA2020/ Traitement des auteurs)

Avec A = Logiciels de gestion et d'organisation ; B= Outils d'observation et de mesure (ateliers végétaux) ; C= Outils d'observation et de mesure (ateliers d'élevage) ; D= Outils d'exécution

Data paper

Dataset on digital agricultural tools in France: usage characteristics and total cost of ownership

Maha Ben Jaballah

Article en cours

Abstract

This article introduces a dataset documenting 409 digital agricultural tools currently available to French farmers. The dataset includes detailed information on each tool's functional purpose, usage characteristics, acquisition modality, and estimated total cost of ownership. Data were collected from various openly accessible online sources, including specialized platforms, commercial websites, and professional forums. Manual verification and cross-checking procedures were applied to harmonize pricing information and usage classifications. This dataset fills a gap in the availability of structured information on digital agricultural offerings in France and supports decision-making by researchers, agricultural cooperatives, policy makers, and technology providers. It can be used to conduct techno-economic assessments, map the digital agricultural landscape, and inform future investments in precision farming and digital transformation initiatives.

Keywords

“Investment”, "Digital tools”; “Agriculture"; “total cost of ownership”

Specifications table

Subject	Social Sciences
Specific subject area	Agricultural digital technologies and cost analysis
Type of data	Table
Data collection	Data were manually collected from online sources including Aspexit, vendor websites (AgriExpo, Agridiscount), professional forums, and trade media. Catalog prices and functional details were cross verified across platforms and averaged to ensure consistency. Missing or unclear data were completed via direct supplier contact. Only tools with sufficient information on cost and usage were retained. The data were structured in an Excel table comprising 409 digital agricultural tools. Finalization occurred in February 2024.
Data source location	*Data were compiled at Groupe ESA, France, using secondary data from Aspexit, AgriExpo, Agridiscount, forums, and manufacturers. The dataset is structured in Excel format and is stored in an online public repository (INRAE Dataverse, open access).*
Data accessibility	Repository name: *Recherche Data Gouv*
Related research article	(Ben Jaballah et al., 2025)

Value of the data

- This dataset compiles detailed information on 409 digital agricultural tools available in France, including type, functional objectives, usage characteristics, acquisition modes, and total cost of ownership.

- The dataset provides researchers with structured insights into a selection of digital agricultural tools currently available in France, allowing analysis of technological offerings, their uses, acquisition modalities, and total cost of ownership.

- Policymakers and public institutions may use the dataset to map digital offerings and design investment incentives aligned with agricultural digitalization strategies.

- Agricultural cooperatives, advisory services, and training institutions can use the dataset to inform farmers about available digital tools and their financial implications.

- Developers and suppliers may benchmark their products and pricing strategies using market-wide information extracted from public and commercial sources.

- The structured format (Excel) allows for immediate reuse, filtering, and integration into simulation models or multi-criteria decision-making tools in farm management contexts.

Background

The use of digital tools in agriculture, including software, sensors, and automation technologies, is increasingly promoted as a way to enhance productivity while reducing environmental impacts (Monteiro et al., 2021). However, the assessment of their economic and environmental impacts remains fragmented, often limited to case-specific studies, and rarely considers cumulative effects at the farm scale (Schimmelpfennig & Ebel, 2016). Most evaluations focus on the functional purposes of digital tools, such as monitoring or automation, while the financial and economic implications of their adoption are often not sufficiently highlighted (Finger, 2023; Masi et al., 2022). This has led to heterogeneous and sometimes contradictory findings, making it difficult to establish a comprehensive evaluation framework (Shockley et al., 2019).

To address these gaps, it is essential to consider not only the functionalities of digital agricultural tools but also their investment costs and recurring expenses, which directly influence adoption decisions (Sanyaolu & Sadowski, 2024). Despite the growing number

of studies on agricultural digitalisation, there is still no comprehensive and reliable database that integrates both usage and cost information in a systematic way (Finger, 2023).

The AgriTechCost_DB was therefore developed to catalog digital tools used in French agriculture, compiling information on their functionalities, intended uses, and associated investment costs. This dataset aims to fill a critical gap by providing structured cost data to support economic analyses of digitalisation in agriculture, while ensuring consistency with national statistics such as the French Agricultural Census (AC2020).

Data description

This article presents the AgriTechCost_DB.xlsx dataset, which documents 409 digital agricultural tools currently available in France and applicable across diverse agricultural production systems. The dataset provides a structured inventory of these tools, detailing their technical characteristics, economic costs, and applicability. It is designed as a reference resource for researchers, practitioners, and policymakers interested in the adoption and economics of digital agriculture.

Data collection was carried out between October 2023 and February 2024, drawing primarily on official supplier websites, commercial platforms, and specialized agricultural databases. The resulting dataset classifies digital tools by commercial name, functional nature, intended use, acquisition mode, and detailed components of the annual Total Cost of Ownership (TCO). To ensure completeness, consistency, and reliability, the compilation involved manual selection and expert validation at each stage. The dataset is structured into two worksheets:

- **Glossary**: a companion worksheet providing standardized definitions of each variable, including categorical modalities, descriptions, and calculation formulas. This ensures consistent understanding and reusability of the dataset.

- **Main dataset (database)**: the core worksheet containing 409 tools described by 38 variables, covering their technological nature, intended uses, acquisition modes, and detailed cost components contributing to the Total Cost of Ownership (TCO).

Each row in the main dataset corresponds to a single digital agricultural tool, identified by its commercial name. Together with a unique identifier, these variables allow precise referencing and ensure the integrity of the database.

Table Ch2.2_ 1: Identification variables of digital agricultural tools in the AgriTechCost_DB dataset

Column	Column Name	Description	Measure Unit
1	Number	Unique identifier assigned to each digital tool.	Integer (1–409)
2	Commercial name	The commercial or brand name of the digital tool, as provided by the developer or distributor.	Text

The dataset is then structured into multiple dimensions that capture the technical, functional, and categorical characteristics of each tool. These descriptors specify the agricultural production contexts in which the tools are applicable (e.g., crop farming, livestock, viticulture, apiculture), their functional purposes (monitoring, data management, decision support, etc.), and their technological categories (software, sensors, drones, robotic equipment). They also include standardized typologies from the AC2020 framework. These variables are presented in Table Ch2.2_2.

Table Ch2.2_ 2: Functional and categorical descriptors of digital agricultural tools

Column	Column Name	Description	Measure Unit
3	Production	Agricultural sector(s) to which the digital solution applies.	Categorical
4	Production system	Type of production system in which the tool can be used (Farm / Animal / Vegetal).	Categorical
5	Nature	Main functional nature of the digital solution	Text
6	Category 1	Detailed classification of digital tools (e.g., smartphone app, software, sensor, drone, robot).	Categorical
7	Category 2	Broader classification of tools (software, sensor, equipment & robots).	Categorical
8	Description	Short description summarizing tools functionalities	Text
9	Use	Main intended use within agriculture (e.g., information, organization, marketing, execution).	Categorical (1–6)
10	AC2020 typology	Classification of the digital solution according to the AC2020 framework.	Categorical (1–4)

A second set of variables describes the investment models and structural characteristics of the tools. These cover the type of financial model (open access, subscription, equipment), the acquisition mode (purchase, rental, service-based, etc.), and structural scaling factors such as the standard farm size (derived from the 2020 Agricultural Census)

and the average number of units required per farm. Depreciation-related variables are also included, providing information on amortization ranges and average durations. These elements are summarized in Table Ch2.2_3.

Table Ch2.2_ 3: Investment and structural characteristics

Column	Column Name	Description	Measure Unit
11	Investment categories	Type of financial model or category of investment required (e.g., open access, subscription, equipment).	Categorical (1–4)
12	Investment mode	Specific mode of acquisition (free access, service-based, rental, purchase, etc.).	Categorical (1–6)
13	Standard farm size	Benchmark farm size, defined from AC2020 dataset (reference for scaling costs).	ha / heads / beehives
14	Average number per standard farm	Average number of tool units required for a standard farm.	Numerical (units)
15	Depreciation period (years)	Range of years over which the tool can be depreciated, as provided by suppliers.	Interval (years)
16	Average depreciation duration	Mean depreciation duration derived from supplier information or midpoint of interval.	Numerical (years)

Finally, the dataset incorporates a detailed breakdown of economic and cost-related variables based on catalogue prices available between October 2023 and February 2024, enabling the estimation of the Total Cost of Ownership (TCO) for a standard farm. These include acquisition costs, annualized equipment costs, recurrent expenses (training, maintenance, technical support, consumables, subscriptions, updates, accessories, installation, consulting, and building-related costs), as well as financial offsets through subsidies. In cases where both rental and purchase options exist, the dataset also records rental costs and average cost scenarios, reflecting the lowest-cost option available to farmers. These variables are presented in Table Ch2.2_4.

Table Ch2.2_ 4: Economic and cost-related variables

Column	Column Name	Description	Measure Unit
17	Acquisition cost (€)	Initial purchase price of equipment (hardware only, no services/components).	€
18	Total required equipment cost/year (€)	Annualized equipment cost considering depreciation × number of units.	€ / year
19	Training (€)	Direct cost of training required for adoption.	€ / year
20	Training duration	Duration of training sessions.	Hours / Days
21	Total training cost (€)	Training cost × Training duration.	€ / year
22	Maintenance and servicing (€)	Annual maintenance cost per unit (routine checks, servicing).	€ / year
23	Total maintenance cost (€)	Maintenance cost × number of units required for a standard farm.	€ / year
24	Technical support (€)	Cost of supplier-provided technical support (helpdesk, on-site).	€ / year
25	Support duration	Duration of support service offered by the supplier.	Hours / Days
26	Total technical support cost (€)	Technical support cost × duration.	€ / year
27	Consumables (€)	Annual cost of consumables (batteries, replacement items).	€ / year
28	Accessories (€)	Cost of complementary accessories not included in acquisition.	€ / year
29	Annual subscription (€)	Yearly subscription cost for access to solution.	€ / year
30	Data/software access (€)	Fees for accessing data or software platforms.	€ / year
31	Updates (€)	Cost of updates (software/system).	€ / year
32	Consulting (€)	Supplier consultancy/advisory services.	€ / year
33	Buildings (€)	Investment costs for required infrastructure (barns, storage, housing).	€ / year
34	Installation (€)	Setup, configuration, and integration costs.	€ / year
35	Subsidie (€)	Public subsidies or aids received (deducted from TCO).	€ / year
36	Total Cost of Ownership (TCO) (€)	Comprehensive annual cost of the tool (equipment, training, support, subscriptions, etc. – subsidies).	€ / year
37	Rental cost (€)	Annual cost of renting the tool (alternative to purchase).	€ / year
38	Average cost (€)	Average annual cost per standard farm. Lowest cost scenario per farm (purchase vs. rental).	€ / year

Experimental design, materials and methods

We developed the AgriTechCost_DB (Agricultural Technology Cost Database) from multiple online sources, with the Aspexit database (Wiki Agri Tech) serving as the primary reference. More than half of the tools included in the dataset originated from Aspexit, which provided detailed information on functionalities, usage, and indicative price ranges. The remaining tools were collected from supplier catalogues and commercial platforms, thereby refining and completing the dataset to better represent the diversity of the digital agriculture market in France.

1. Data collection and sources

Acquisition prices were obtained exclusively from supplier catalogues and online platforms. These values serve as a proxy for market availability, though they may include obsolete tools and differ from actual transaction prices. To improve accuracy, prices were cross verified across multiple sources (AgriExpo, Agridiscount, professional forums) and harmonized by averaging. When online prices were missing or inconsistent, suppliers were contacted directly by phone.

The depreciation period was primarily defined using information provided by manufacturers. When unavailable, depreciation ranges were estimated based on comparable tools. For software, depreciation was standardized to 1 year (subscription cycle). Additional inputs from specialized press, video demonstrations, and farmer forums were used to complement catalog information. When training costs and other ancillary expenses were not explicitly reported, they were extracted from technical documentation, forums, or completed through direct supplier consultation.

Data collection was finalized in February 2024, resulting in a dataset of 409 digital tools, systematically classified by commercial name, functional nature, intended use, investment modality, and annual Total Cost of Ownership (TCO) components.

2. Link with the 2020 Agricultural Census (AC2020)

The Agricultural Census 2020 (AC2020) included a dedicated digital agriculture module administered to a subsample of 62,530 farms (16 % of all French farms). This module reported the use of digital tools in four broad categories: (i) Farm management software; (ii) Crop monitoring tools, (iii)Livestock monitoring tools (iv) Tools for specific interventions. To ensure coherence between AC2020 and AgriTechCost_DB, all tools in

the database were grouped according to these four categories. This harmonization allowed integration of AC2020 usage data with our cost estimates, despite differences in granularity.

3. Standard farm sizes

Reference farm sizes were defined from AC2020 (OTEX classification) to ensure representativeness and scalability of economic estimates. These benchmarks make it possible to compute comparable TCO values across production systems.

Table Ch2.2_ 5: Standard farm size reference values (AC2020, France)

Farm type	Description	Standard farm size
All agricultural productions	Farms with all types of agricultural production combined	69 ha
All crop productions	Farms mainly engaged in arable or permanent crop production	33 ha
All livestock production systems	Farms specialized in livestock activities	65 ha
Field crops	Farms specialized in cereals, oilseeds, or general field crops	83 ha
Horticulture	Farms producing vegetables, flowers, or nursery plants	11 ha
Arboriculture	Farms specialized in fruit trees or permanent crops (excluding vineyards)	18 ha
Viticulture	Farms mainly producing grapes and wine	19 ha
Market gardening	Farms producing vegetables under open field or greenhouse conditions	11 ha
Cattle farming	Farms specialized in dairy or beef cattle production	93 ha (≈70 head)
Sheep farming	Farms specialized in sheep or goat rearing	49 ha (≈110 head)
Pig farming	Farms specialized in pig production	52 ha (≈582 head)
Poultry farming	Farms specialized in poultry production	52 ha (≈8.819 head)
Beekeeping	Farms specialized in beekeeping	400 beehives

4. Data processing and harmonization

All processing steps, including data cleaning and harmonization, were performed manually using Microsoft Excel 365. No automated scripts were used. However, standardized calculation formulas were implemented to derive cost-related variables.

Examples of formulas used:

- **Total required equipment cost/year (€):**

Total equipment cost/year = $\frac{\text{Acquisition cost}}{\text{Depreciation period}}$ × Number of tools units

- **Total training cost (€):**

Total training cost = Training (€)×Training duration

- **Total maintenance cost (€):**

Total maintenance cost = Maintenance and servicing (€)×Number of tools units

- **Total technical support cost (€):**

Total technical support cost = Technical support (€)×Support duration

- The **annual Total Cost of Ownership (TCO)** was then calculated as:

Equation 1: TCO annual per tool = Total equipment cost/year + ∑Recurring annual costs (training, support, software, consumables, maintenance, etc.)

To estimate TCO at the farm level, supplier-recommended deployment ratios were applied, using AC2020-based standard farm sizes. For example, four surveillance cameras are required for a standard dairy farm with 70 cows (source: Copeeks).

Equation2: TCO annual per farm = TCOannual per tool×Number of tools required for a standard farm

Limitations

The dataset presents some limitations, mainly related to data availability and the dynamic nature of the agricultural technology sector. Although 409 digital tools were fully documented, with both cost and functional information, the database cannot be considered exhaustive. Detailed information on costs and technical characteristics was not always consistently available across tools.

Suppliers frequently offer multiple options and configurations that vary according to farm size and user needs, which complicated the systematic collection of harmonized data. As a result, many digital agricultural tools available on the French market could not be included, despite the effort to ensure completeness and consistency.

In addition, agricultural technologies evolve rapidly, with new tools regularly introduced and existing ones updated or discontinued. The dataset therefore represents a snapshot of the market as of early 2024, but it may not fully capture subsequent developments.

Conclusion du Chapitre

La construction de la base de données **AgriTechCost_DB** a permis de recenser et de décrire de manière détaillée l'offre d'outils numériques disponibles sur le marché français, en intégrant leurs caractéristiques d'usage, leur nature technique et leur coût total de possession annuel (annexe 2).

À partir de ces données, une typologie a été proposée, structurée autour de trois niveaux d'investissement ; faible (moins de 1 000 €), moyen (entre 1 000 et 10 000 €) et fort (supérieur à 10 000 €). Cette classification met en évidence la diversité des choix d'équipement numérique entre exploitations, tout en offrant un cadre de lecture homogène pour des comparaisons à l'échelle nationale.

L'exploration plus approfondie du lien entre les niveaux d'investissement numérique et les postes de dépenses associés, dans la comptabilité, montre que les investissements faibles sont significativement corrélés à des postes tels que les fournitures de bureau, les déplacements professionnels et les investissements matériels, ce qui confirme un usage orienté vers la gestion ou l'équipement de base. Les investissements moyens sont davantage liés à des dépenses comme les recours à des prestataires pour les travaux agricoles (cultures et élevages) et en études et recherches, particulièrement dans les systèmes bovins et mixtes. Les investissements forts, quant à eux, sont associés à des charges plus lourdes, comme les redevances de crédit-bail, l'entretien et le renouvellement du matériel, ainsi que la sous-traitance des travaux d'élevage, signes d'une automatisation avancée et d'une intensité capitalistique élevée (annexe 3).

Les résultats obtenus soulignent aussi un contraste notable : si l'offre d'outils numériques est particulièrement abondante pour les productions végétales, ce sont les filières d'élevage qui affichent les niveaux d'adoption les plus élevés. Cette observation soulève de nouvelles questions : quels sont les facteurs qui influencent l'adoption de ces investissements numériques, et dans quelle mesure varient-ils selon les systèmes de production et le niveau d'investissement engagé ?

Chapitre 3

3

CHAPITRE 3 : DETERMINANTS DES INVESTISSEMENTS NUMERIQUES AGRICOLES

Introduction du chapitre

Le chapitre 2 a abouti à l'élaboration d'une typologie des investissements numériques, organisée autour de trois niveaux (faible, moyen et fort). Nous proposons dans le chapitre 3 d'explorer les déterminants de l'adoption de ces investissements numériques. En effet, la littérature souligne que l'adoption des technologies numériques en agriculture relève d'un processus systémique et multidimensionnel, résultant de l'interaction de variables structurelles, économiques, organisationnelles, sociales et technologiques (annexe 4).

Toutefois, les résultats des études existantes demeurent contrastés : certains facteurs apparaissent comme des leviers, d'autres comme des freins, tandis que quelques-uns ne présentent aucun effet significatif. Ces divergences s'expliquent souvent par la diversité des contextes étudiés, des orientations de production ou encore des types d'outils considérés. Par ailleurs, la plupart des recherches se concentrent sur un outil pris isolément, sans examiner son intégration ni ses interactions dans l'ensemble du système d'exploitation.

La présente analyse vise donc à identifier les déterminants susceptibles d'influencer les décisions d'investissement numérique au sein des exploitations agricoles, et à évaluer dans quelle mesure ces facteurs varient selon l'orientation de production et le niveau d'investissement engagé. L'enjeu n'est donc pas seulement de dresser un profil statistique des utilisateurs, mais bien de comprendre les logiques économiques, techniques, organisationnelles et humaines qui sous-tendent ces choix, ainsi que les éventuelles disparités sectorielles qui pourraient en découler.

Pour y répondre, ce chapitre mobilise deux approches économétriques complémentaires. La première, une régression logistique binaire, permet d'identifier les facteurs globaux associés à la décision d'adopter ou non un investissement numérique, en intégrant des interactions avec les orientations de production afin de mettre en évidence d'éventuelles spécificités sectorielles. La seconde, une régression multinomiale, distingue

les déterminants propres à chaque niveau d'investissement (faible, moyen ou fort) afin d'analyser les logiques différenciées qui structurent ces choix. L'analyse repose sur un échantillon de 6 152 exploitations agricoles, issu de l'appariement des données du Recensement Agricole 2020 (campagne 2019) et de l'enquête RICA 2019, offrant ainsi une base statistique élaborée pour explorer ces dynamiques.

Article:

Factors Influencing Digital Technology Investments on French Farms

Maha Ben Jaballah Aude Ridier Karine Daniel

Article soumis en juillet 2025

Abstract

Pressure is mounting to enhance farm productivity, sustainability, and decision-making efficiency, which has bolstered interest in digital tools. The latter may provide substantial benefits, such as improved resource use, traceability, and task automation, but tool integration remains highly variable across farms. This study explored digital technology investment patterns in France, defining investment levels as low, moderate, or high based on technology cost, functionality, and complexity. The degree of tool adoption by the country's farms has been highly heterogenous, with marked differences tied to production-system-specific investment levels.

To this end, we explored the key factors associated with digital technology investment across and within production systems by carrying out binary and multinomial logistic regression on paired data for 6,152 farms obtained from the 2020 Agricultural Census and 2019 Farm Accountancy Data Network survey.

We found that digital technology investment was more likely when farm managers had a higher level of agricultural education or were married, farms were larger, farms were operating as corporations, there was participation in farmer collectives, or there was greater environmental commitment. In contrast, investment was less likely when farm managers were older or more experienced. Investment level varied across production systems. Cattle farms were more likely to make high-level investments in digital technologies. Vineyards, especially large vineyards, were overall less likely to invest in digital technologies but, when they did, investment levels were low to moderate. These findings underscore the need for targeted, sector-specific policy instruments to promote a more inclusive and effective digital transition in agriculture.

Keywords

Farm type, innovation, determinants, investment cost, regression analysis, farm.

1. Introduction

The digitalization of agriculture is characterized by ever more diverse innovations, ranging from farm management software to sensors, drones, and autonomous systems (Pauschinger & Klauser, 2022). Digital tools have the potential to enhance agricultural productivity, sustainability, and resilience and are thus increasingly being promoted as the solution to economic, environmental, and structural challenges in farming systems (Andújar et al., 2019; Finger, 2023; Papadopoulos et al., 2024).

Digital tools are often used together, creating integrated digital systems that are adapted to farm infrastructure; however, they must also be compatible with existing agricultural practices. Their effectiveness relies on farmers receiving continuous training and carrying out regular updates as well as proper maintenance and adjustments (Ben Jaballah et al., 2023). As such, technology adoption is more than the simple purchase of tools; it involves a comprehensive investment strategy. Important considerations are suitability to farmers' specific needs and total cost of ownership, which encompasses initial purchase costs, potential depreciation, and recurring expenses such as training, software subscriptions, and maintenance (Burnham et al., 2021).

In France, digital investment in agricultural tools can be classified into three main levels based on intended use and outlay (Ben Jaballah et al., under review, 2024). A low level of digital technology investment is investment in management software, which may be free or subscription based. These tools improve farm organization by simplifying traceability and planning (El Bilali & Allahyari, 2018; Gallardo et al., 2020). A moderate level of digital technology investment is investment in combinations of sensors and drones, systems that require more advanced equipment and services. These tools provide real-time data that can help optimize the use of natural resources and enhance the efficiency of agricultural practices (Mogili & Deepak, 2018). Finally, a high level of digital technology investment is investment in robots and automated systems that are costly but whose performance of technically demanding repetitive tasks leads to increased farm productivity and competitiveness (Esau et al., 2018; Utstumo et al., 2018).

Given the potential economic and environmental benefits of agricultural digital technologies, the latter's adoption is supported by government initiatives in Europe and France, which aim to facilitate parallel digital and ecological transitions in agriculture. At the European level, ambitious policies such as the European Digital Agenda 2020–2030 have laid the foundation for the dissemination of digital tools in agriculture (Bucci et al., 2018). The Farm to Fork Strategy, a key part of the European Green Deal, has set forth

ambitious objectives for 2030 and is supported by the post-2020 Common Agricultural Policy (CAP), which prioritizes digitization, innovation, and knowledge transfer (European Commission, 2020). Further backing comes from structural programs such as Next Generation EU and the European Agricultural Fund for Rural Development (EAFRD) (Barbier-Gauchard & Simon, 2022) as well as from initiatives such as the European Digital Innovation Hubs (EDIHs) (Czyżewska-Misztal, 2024), the digital program of the Connecting Europe Facility (CEF-Digital) (Rossi, 2024), and the agricultural European Innovation Partnership (EIP-AGRI) (Eckerberg et al., 2023), which all foster collaboration and innovation within Europe's agricultural sector. France has also established a digital innovation ecosystem for agriculture, whose foundation is collaboration among research institutes, higher education institutions, agricultural technical institutes, and technology companies. Together, the above efforts are helping to develop, disseminate, and promote digital tools as well as to support farmers who are adopting these technologies (Bellon-Maurel et al., 2023).

Yet, digital technology investments on French farms remain limited and heterogeneous. In 2020, only 59 % of French farms used digital tools (French agricultural census, 2020; Ben Jaballah et al., in review, 2024). Management software is the most commonly adopted, probably because of its relative affordability. More complex and expensive tools, such as precision sensors and agricultural robots are less commonly adopted, likely because of their high initial costs and technical complexity (Blasch et al., 2022).

As a result, public policies and economic incentives often focus on reducing the financial and technical barriers to digital tool adoption. However, this approach does not address the more complex reality underlying farmer decision-making. Indeed, cost is not an independent factor; rather, it interacts with multiple other factors in a way that depends on the level of digital technology investment. It is therefore crucial to thoroughly analyze the factors that influence investment in digital technologies, which will help policymakers design more tailored strategies.

This study sought to identify the key factors influencing digital technology investment on French farms. First, a literature review was performed to identify the main factors underlying digital technology investment. Second, regression models were used to analyze data from the 2020 Agricultural Census and 2019 Farm Accountancy Data Network survey: a binomial model was performed to assess the factors associated with the presence or absence of digital technology investment, and a multinomial model was performed to assess the relationship between these factors and digital technology investment levels.

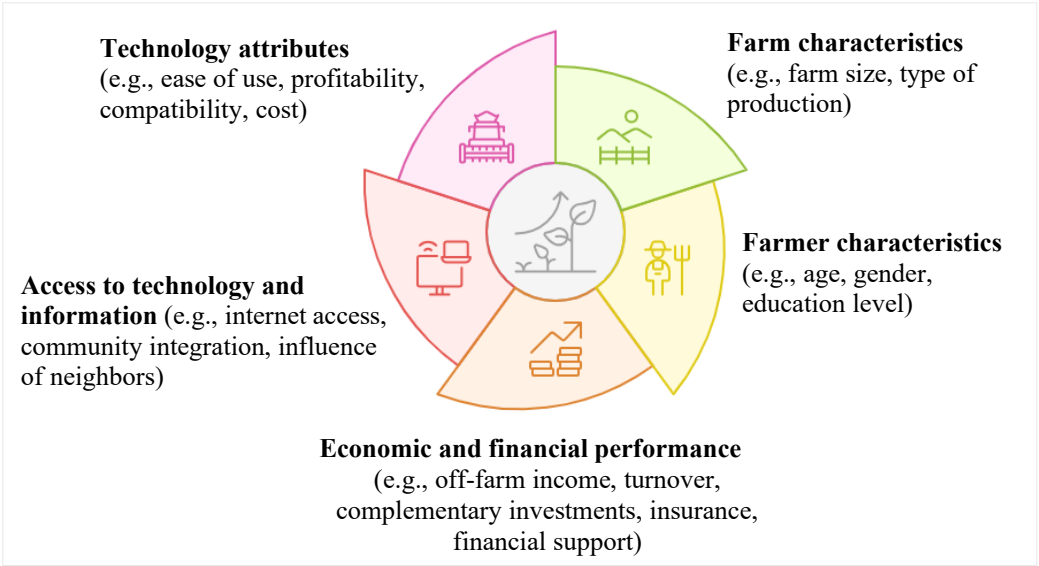
Third, the study's findings were explored and compared with those from previous studies, a process that produced valuable insights into the dynamics of digital technology investment in agriculture.

2. Identification of the factors influencing digital technology investment on farms

Digital tools are developed and adopted in dynamic agricultural environments into which new technologies are regularly introduced. Given the myriad tools available, it is complicated and impractical to evaluate each tool on an individual basis. To deal with this challenge, Ben Jaballah et al. (in review, 2024) proposed a classification scheme that groups digital tools based on their intended use and their mean annual total cost of ownership (TCO), which encompasses the initial purchase cost and any additional expenses (e.g., maintenance, training, repairs, and software). More specifically, they distinguished among three levels of investment: (i) low-level investments whose TCO does not exceed € 1,000 and that are limited to management software (e.g., decision support tools or data management platforms); (ii) moderate-level investments whose mean TCO does not exceed € 10,000 and that comprise observation and monitoring tools (sensors, cameras) potentially coupled with software; and (iii) high-level investments whose mean TCO exceeds € 10,000 and that comprise execution technologies (robots, automated equipment) potentially coupled with observation and monitoring tools and/or software (Ben Jaballah et al., 2024).

This classification scheme reflects the different financial and technical characteristics associated with each digital technology investment level, as well as the specificities associated with integrating different technology types into agricultural systems. Digital technology investment by farmers is the result of several interacting factors that are related to farm characteristics, farmer characteristics, economic and financial performance, access to technology and information, and technology attributes (Figure Ch3_1).

Figure Ch3_ 1: Factors influencing digital technology investment by farmers (based on the typology described in Shang et al., 2021)



Past research has shown that farmer gender, education level, and agricultural skills positively influence digital technology investments (Drewry et al., 2019; Tambotoh et al., 2015). The attributes of the digital tools themselves also play a crucial role, where significant determinants are the perceived ease of use, utility, security, reliability, and compatibility with existing farming practices (Kernecker et al., 2020; Mohr & Kühl, 2021). Social factors, including agricultural networks and social capital, are equally influential, as farmers often rely on peers and agricultural organizations for information and guidance (Barnes et al., 2019; Bekee et al., 2024). Furthermore, farm structure plays a significant role: larger farms are more likely to adopt digital tools due to their greater resources and capacity to invest in advanced technologies (Gabriel & Gandorfer, 2023; Konrad et al., 2019). However, several factors hinder the adoption of digital tools. Age is a significant barrier, as older farmers are often unfamiliar with digital technologies and may exhibit cultural or psychological skepticism towards their use (Bianchi et al., 2022; Schulze Schwering et al., 2022). Additionally, inadequate access to digital infrastructure remains a persistent challenge (Ferrari et al., 2022).

As digital tools become increasingly costly and complex, farmers are prioritizing expected benefits such as improved productivity, efficiency, quality, and operational control (Gyata, 2018), along with ease of access to the technologies and information required for successful implementation (Monteleone et al., 2020; Zaman et al., 2023). Institutional settings also play a pivotal role in creating an environment conducive to the adoption of these tools (Frankelius et al., 2019).

For advanced and robotic digital tools, adoption is primarily influenced by cost considerations. These technologies often involve substantial expenses, requiring comprehensive evaluations of economic viability (Woodford et al., 2015) and return on investment (Silvi et al., 2021). Other influential factors include the availability of salaried labor (Palma-Molina et al., 2023) and overall farm revenue (Chuang et al., 2020). Thus, adoption of these tools is hindered by their high cost (Welsh et al., 2010), combined with uncertainties regarding profitability and the need for complementary investments (Silvi et al., 2021). Finally, there is also an effect of farmer access to repair and maintenance services (Da Silveira et al., 2023) and to targeted skills training programs (Rose & Bhattacharya, 2023). All these issues present additional challenges and consequently slow the widespread uptake of these technologies.

Finally, past research has found that digital tool adoption is significantly influenced by tool type, as different categories of tools address specific needs, use distinct resources, and entail farm-specific constraints. To understand how these dynamics play out in the context of French farms, it is crucial to analyze how the above factors interact with digital technology investment level (low, moderate, and high) to shape patterns of digital tool adoption.

3. Data and methodology

3.1. Data

This study analyzed the factors influencing digital technology investment on French farms using two complementary datasets: the 2020 Agricultural Census (AC 2020) and the 2019 Farm Accountancy Data Network survey (FADN 2019). The 2020 Agricultural Census provided information on most of the factors, including those related to the use of digital tools, farmer characteristics, and farm structure, while the 2019 FADN survey furnished detailed complementary economic data, including on turnover and equipment subsidies. The two datasets were linked using farm SIRET number[3], yielding a final dataset comprising 6,152 farms with comprehensive and integrated data for the year 2019.

3.2. Data analysis: econometric methods

The analysis occurred in two steps. First, a literature review was used to select a series of explanatory variables (i.e., factors) that reflected farm manager and farm characteristics

[3]The SIRET is a unique identification number assigned to businesses and farms with a recognized status in France; it is compatible with European standards for identifying economic entities.

and that could influence digital technology investment. This list of variables was refined using a descriptive statistical analysis (t-tests and Fisher tests). Second, employing the refined list, two regression models were performed. In the first model, binomial logistic regression was used to determine which factors were associated with the presence or absence of digital technology investment. In the second model, multinomial logistic regression was used to explore the association between the factors and the different digital technology investment levels (low, moderate, and high; Ben Jaballah et al., in review, 2024).

3.2.1. Binomial logistic regression

Binomial logistic regression was employed to estimate the probability that a given farm had invested in digital technology. The dependent variable Y_i was defined as follows:

- $Y_i = 1$ if farm i had invested in digital technology
- $Y_i = 0$ if farm i had not invested in digital technology

The model included farm-related socioeconomic variables, grouped into five categories (Table Ch3_1): Qi = farmer characteristics, Ci = access to technology and information, Si = farm structural characteristics, Vi = economic and financial performance, and Zi = risk-related insurance coverage.

Also included were interactions between farm type (production system) and the other factors; the intention was to account for complex, contextual effects that were not directly captured via the explanatory variables by themselves. These interactions also help reflect the structural heterogeneity of farms. The influence of the explanatory variables is likely shaped by farm type, as the factors determining digital technology investment vary according to the specific constraints, opportunities, and needs associated with a farm's production system. Model formulation was as follows (Gujarati, 2007):

$$\text{Log}\left(\frac{\Pr(Y_i = 1)}{\Pr(Y_i = 0)}\right) = \beta_0 + \sum\beta_k X_{ki} + \sum \gamma_j(\text{farm type_}*W_j) + \varepsilon_i \quad (1)$$

$$= \beta_0 + \beta_1 Q_i + \beta_2 C_i + \beta_3 S_i + \beta_4 V_i + \beta_5 Z_i + \boldsymbol{\gamma_1}\ \text{farm type_}*\text{gender} + \gamma_2\ \text{farm type_}*\text{UAA} + \gamma_3\ \text{farm type_}*\ \text{AWU} + \gamma_4\ \text{farm type_}*\text{SSC} + \gamma_5\ \text{farm type_}*\text{EIS} + \varepsilon_i \quad (2)$$

The probability of digital technology investment, $\Pr(Y_i = 1)$, was modeled using a logistic distribution and expressed as $\Pr(Y_i=1) = \frac{e^{\beta' X + \text{farm type}*U}}{1 + e^{\beta' X + \text{farm type}*U}}$, where β_0 is a constant; β_k is the coefficient associated with the explanatory variable X_{ki}; $\boldsymbol{\gamma_j}$ is the coefficient for the

interaction term involving farm type; W_j is the variable interacting with farm type, including gender; UAA is utilized agricultural area; AWU is the share of hired labor; SSC is the presence/absence of marketing via short supply chains; EIS is equipment subsidies; and ε_i is the error term.

3.2.2. Multinomial regression

Multinomial regression was employed to explore the factors associated with the different levels of digital technology investment. The dependent variable Y_i was defined as follows:

- $Y_i = 0$: No digital technology investment (reference category)
- $Y_i = 1$: Low level of digital technology investment
- $Y_i = 2$: Moderate level of digital technology investment
- $Y_i = 3$: High level of digital technology investment

Model formulation was as follows (Cramer & Ridder, 1988):

$$\text{Log}\left(\frac{\Pr(Y_i=j|X)}{\Pr(Y_i=0|X)}\right) = \sum \beta_{jk} X_{ki} \quad \text{pour } j= 1,2,3 \qquad (3)$$

where $Pr(Y_i = j|X)$ is the probability that a farm has a specific level of digital technology investment (category j; Y= 1, 2, or 3), given the values of the explanatory variables X; $Pr(Y_i = 0|X)$ is the probability of no digital technology investment; B_j is the vector of coefficients for category j, representing the influence of the explanatory variables X on the probability of investment level j compared to the probability of no investment (Y=0).

In this model, each category j has its own set of coefficients βj. The coefficients were interpreted as the effect of each explanatory variable on the logarithm of the odds ratio of each category of investment j compared to the absence of investment (Y = 0).

Table Ch3_ 1: Explanatory variables used in analysis of factors influencing digital technology investments on French farms

Variables			Description	Type
Farm manager[4] characteristics	Q1	General education	Number of years of general education	Continuous
	Q2	Agricultural education	Number of years of agricultural education	Continuous
	Q3	Gender	Gender (male = 1)	Dummy
	Q4	Age	Age	Continuous
	Q5	Agricultural experience	Number of years as farm manager	Continuous
	Q6	Marital status	Marital status (married = 1)	Dummy
	Q7	Farm context	Farm is family based (yes = 1)	Dummy
Access to technology and information	C1	Participation in farmer collectives	Membership in groups such as producer organizations, farm machinery cooperatives (CUMAs), labor-sharing groups, or mutual aid groups (yes = 1)	Dummy
Farm structural characteristics	S1	Legal status	Legal status for operations (corporation = 1)	Dummy
	S2	Land ownership rate	Percentage of land under ownership relative to the total utilized agricultural area (UAA)	Continuous
	S3	UAA	Utilized agricultural area (UAA) in hectares	Continuous
	S4	Farm type	Farm's primary technical and economic orientation[5] (5 categories)	Nominal
	S5	Share of hired labor	Relative representation of hired labor (permanent + temporary) within total pool of farm labor, measured in annual work units (AWUs)	Continuous
	S6	Services	Use of external service providers, such as agricultural contracting firms (ETAs), CUMAs, or other third-party operators (yes = 1)	Dummy
	S7	Off-farm employment	Farm manager has at least one off-farm source of employment (e.g., manager, artisan, merchant, non-agricultural employee, agricultural worker, local official, or contractor) (yes = 1)	Dummy
	S8	Free time	Number of annual vacation days taken by the farm manager	Continuous
	S9	Environmental commitment	Farm is certified under environmental certification scheme (e.g., organic, high environmental value) or engaged in environmental initiatives and practices (yes = 1)	Dummy
	S10	Short supply chains	Marketing through short supply chains (yes = 1)	Dummy
Economic and financial performance	V1	Turnover	Annual turnover of the farm in k€/year/ha	Continuous
	V2	Equipment subsidies	Annual subsidies for equipment investments in k€	Continuous
	V3	Risk-related insurance	Has crop insurance coverage for climate, health, economic and/or revenue risks (yes = 1)	Dummy

[4]**Farm managers** are the individuals who are responsible for day-to-day farm management and decision-making. In the case of corporate or collective farming structures, the farm manager is the person who has the greatest level of responsibility or, in cases of equal responsibility, the youngest co-manager.

[5]The **technical and economic orientation (TEO) of farms** is a system for categorizing farms based on their dominant production system, based on the relative shares of standard gross production (SGP), which represents the potential value per hectare or per head of livestock calculated using regional coefficients.

4. Results

4.1. Descriptive statistics

The descriptive results for the 6,152 French farms in the study dataset (Table Ch3_2) showed that farms with digital technology investments (61 %) differed significantly from farms without digital technology investments (39 %) in several characteristics. When investment occurred, it was most commonly low level (25 %) followed by moderate level (20 %) and then high level (15 %).

Farm manager age was associated with digital technology investment: farms that had invested in digital technologies had younger managers (mean = 50 years) than farms that had not (mean = 53 years). Additionally, farms that had invested in digital technologies were more likely to be run by male managers, and the majority were family-based farms (80 %). For 80 % of these farms, the managers were married; this figure was 68 % for farms that had not invested in digital technologies. Overall, most farm managers had an intermediate level of education, where a significant percentage had an agricultural brevet or baccalaureate.

Participation in farmer collectives was less frequent for farms that had not invested in digital technologies (50 %) than for farms that had (71 %). Most of the farms that had invested in digital technologies were operating as corporations (71 %), while most of the farms that had not invested in digital technologies were individual farms. Mean UAA for the former group was nearly twice that of the latter group, a highly significant difference. Farms that had invested in digital technologies were more commonly cattle farms (30 %) or pig and poultry farms (12 %), while farms that had not invested in digital technologies were more commonly vineyards and orchards (29 %).

Table Ch3_ 2: Descriptive statistics for the explanatory variables in the regression models: comparison between French farms that had and had not invested in digital technologies

			Investment (61%)	**No investment (39%)**
			Mean/percent (SD)	**Mean/percent (SD)**
Farm manager characteristics	General education level	No general or technical schooling	3 % (0.16)	3 % (0.17)
		Primary or lower secondary education	69 % (0.21)	73 % (0.29)
		Baccalaureate	19 %*** (0.32)	14 % (0.28)
		Undergraduate degree	5 %*** (0.22)	5 % (0.22)
		Advanced higher education	4 %*** (0.19)	4 % (0.2)
	Agricultural education level	No agricultural training	8 %*** (0.27)	18 % (0.38)
		Agricultural lower secondary education	28 %*** (0.41)	40 % (0.45)
		Agricultural baccalaureate	36 %*** (0.41)	29 % (0.39)
		Agricultural technical education	25 %*** (0.43)	11 % (0.32)
		Advanced higher education in agriculture	3 %*** (0.17)	2 % (0.13)
	Gender (male = 1)		89 % (0.31)	89 % (0.31)
	Age (years)		50*** (9.62)	53(9.3)
	Agricultural experience (years)		21.59*** (10.96)	24.19 (11.48)
	Marital status (married = 1)		79 % (0.41)	68 % (0.47)
	Farm context (family based = 1)		81 % (0.39)	79 % (0.4)
Access to technology and information	Participation in farmer collectives (yes = 1)		71 %** (0.46)	50 % (0.5)
Farm structural characteristics	Legal status (corporate = 1)		71 %*** (0.46)	47 % (0.5)
	Land ownership rate (%)		21 %*** (0.32)	23 % (0.37)
	UAA (ha)		119.8*** (91.4)	68.57 (64.6)
	Farm type	Field crops	20 %** (0.4)	17 % (0.37)
		Vineyards and orchards	17 %*** (0.37)	29 % (0.45)
		Cattle farm	30 %*** (0.46)	22 % (0.41)
		Pig and poultry farms	12 %*** (0.33)	5 % (0.22)
		Other	21 %*** (0.41)	28 % (0.45)
	Share of hired labor (AWU)		0.23*** (0.29)	0.23*** (0.29)
	Services (yes = 1)		80 % (0.4)	69 % (0.46)
	Off-farm employment (yes = 1)		16 % (0.37)	15 % (0.36)
	Free time (days)		7.18* (8.09)	6.58 (10.95)
	Environmental commitment (yes = 1)		32 % (0.47)	28 % (0.45)
	Short supply chains (yes = 1)		26 % (0.44)	32 % (0.47)
Economic and financial performance	Turnover (k€/year/ha)		21 (99)	21 (97.5)
	Equipment subsidies (k€/year)		1.1*** (6.9)	0.5 (3.4)
	Risk-related insurance (yes = 1)		60 %*** (0.5)	45 % (0.5)

Asterisks (*) indicate significant differences between the two farm categories: ***p ≤ 0.001, **p ≤ 0.01, and *p ≤ 0.05

4.2. Factors influencing presence or absence of digital technology investment on French farms

The binary logistic regression results showed that certain farm manager characteristics, farm structural characteristics, and factors related to economic and financial performance significantly influenced digital technology investment on farms (Table Ch3_3).

The agricultural education level of farm managers, particularly the presence of higher education in agriculture (bachelor's or engineering degree), was positively associated with digital technology investment. In contrast, farm manager age and years of experience displayed a negative association with investment. Taken together, these findings suggest that younger, more educated, and more recently established farm managers are more inclined to invest in digital technologies. Farms with married farm managers were also more likely to invest in digital technologies. Gender, however, did not have an effect. Participation in farmer collectives was also positively associated with digital technology investment.

The results revealed significant differences in the likelihood of digital technology investment among farm types. Compared to field crop farms, vineyards and orchards were less likely to invest in digital technologies whereas pig and poultry farms were more likely to invest in digital technologies. Farm structural characteristics played an important role as well: farms operating as corporations and farms with larger UAAs were more likely to invest in digital technologies. However, for vineyards and orchards, the probability of digital technology investment remained significantly lower, particularly among larger farms. Finally, environmental commitment by farms (e.g., organic or high environmental value (HVE) certification or participation in initiatives such as GIEE or the Dephy network) was also positively associated with digital technology investment.

In general, the share of hired labor had no influence on digital technology investment; however, for vineyards and orchards as well as for pig and poultry farms, there was a positive relationship, likely due to the specific workforce needs of such operations. Vineyards in particular rely heavily on seasonal salaried workers for tasks such as grape harvesting; it thus seems likely that digital technology investment was aimed at more effectively managing their large workforces. Similarly, pig and poultry farms require frequent cleaning, equipment maintenance, and animal care, which are repetitive tasks that may be better streamlined using digital technologies. There was a significant positive association between investment and the use of external service providers (e.g., such as

ETAs or CUMAs), indicating that farms relying on agricultural service providers were more likely to invest in digital technologies.

Overall, there was a negative association between marketing with short supply chains and digital technology investment, likely because farms that use short supply chains also focus on local sales and have smaller production volumes. However, this specific association was positive for vineyards and orchards, likely due to sector-specific needs like marketing, traceability, and client management.

Turnover had a positive relationship with digital technology investment. This relationship was also positive for equipment subsidies, but only for cattle farms. Such subsidies are often allocated to analog equipment but have supported the acquisition of key pieces of machinery (e.g., milking robots), which has encouraged the further integration of digital technologies. There was also a positive association between risk-related insurance coverage and digital technology investment.

Table Ch3_ 3: Influence of different factors on the probability of digital technology investment on French farms (binomial regression results)

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(>|z|)	
(Intercept)	-0.883	0.304	-2.907	0.004	**
General education	0.018	0.011	1.649	0.099	.
Agricultural education	0.044	0.008	5.696	0.000	***
Gender	-0.329	0.228	-1.445	0.148	
Age	-0.018	0.004	-4.431	0.000	***
Agricultural experience	-0.013	0.003	-3.859	0.000	***
Marital status	0.468	0.069	6.804	0.000	***
Farm context	-0.017	0.079	-0.215	0.830	
Participation in farmer collectives	0.481	0.065	7.446	0.000	***
Legal status	0.397	0.069	5.753	0.000	***
Land ownership rate	-0.232	0.096	-2.423	0.015	*
UAA	0.007	0.001	6.485	0.000	***
Vineyards and orchards	-0.763	0.207	-3.688	0.000	***
Cattle farms	-0.116	0.208	-0.554	0.579	
Pig and poultry farms	0.637	0.268	2.380	0.017	*
Other farms	-0.235	0.205	-1.144	0.253	
Share of hired labor (AWU)	0.335	0.386	0.867	0.386	
Services	0.190	0.074	2.570	0.010	*
Off-farm employment	0.105	0.085	1.226	0.220	
Free time	0.004	0.003	1.181	0.238	
Environmental commitment	0.162	0.072	2.256	0.024	*
Short supply chains	-0.478	0.210	-2.278	0.023	*
Turnover	0.090	0.040	2.273	0.023	*
Equipment subsidies	-0.086	0.184	-0.467	0.641	
Rick-related insurance	0.394	0.063	6.275	0.000	***
Vineyards and orchards: Gender	0.334	0.281	1.188	0.235	
Cattle farms: Gender	0.348	0.301	1.156	0.247	
Pig and poultry farms: Gender	0.854	0.451	1.892	0.059	.
Other farms: Gender	0.073	0.286	0.255	0.798	
Vineyards and orchards: UAA	-0.005	0.002	-2.318	0.020	*
Cattle farms: UAA	0.002	0.002	1.245	0.213	
Pig and poultry farms: UAA	0.002	0.003	0.663	0.507	
Other farms: UAA	0.000	0.001	-0.126	0.900	
Vineyards and orchards: Share of hired labor	1.043	0.442	2.362	0.018	*
Cattle farms: Share of hired labor	0.419	0.558	0.750	0.453	
Pig and poultry farms: Share of hired labor	1.195	0.689	1.733	0.083	.
Other farms: Share of hired labor	0.549	0.443	1.239	0.215	
Vineyards and orchards: Short supply chains	0.810	0.245	3.310	0.001	***
Cattle farms: Short supply chains	0.483	0.267	1.812	0.070	.
Pig and poultry farms: Short supply chains	-0.104	0.362	-0.288	0.773	
Other farms: Short supply chains	-0.089	0.246	-0.362	0.718	
Vineyards and orchards: Equipment subsidies	0.193	0.210	0.921	0.357	
Cattle farms: Equipment subsidies	2.443	1.157	2.111	0.035	*
Pig and poultry farms: Equipment subsidies	0.291	0.560	0.519	0.604	
Other farms: Equipment subsidies	0.286	0.226	1.269	0.204	

Significance level: ***p ≤ 0.001, **p ≤ 0.01, *p ≤ 0.05, .p < **0.1**					

4.3. Factors associated with different digital technology investment levels on French farms

The multinomial logistic regression results (Table Ch3_4) expanded upon the binomial regression results by exploring the association of the same set of factors on digital technology investment levels (low, moderate, and high).

Family-based farms were less likely to make high-level investments in digital technologies; there was no such effect for low- and moderate-level investments. Farms with a high rate of land ownership were less likely to make moderate- and high-level digital technology investments. Given that such farms often have a significant portion of their capital tied up in land assets, their capacity to acquire expensive technologies might be limited.

Compared to field crop farms, vineyards and orchards were less likely to engage in low- and moderate-level digital technology investments and cattle farms were more likely to engage in high-level investments. Pig and poultry farms were more likely to make high-level digital technology investments, which makes sense given their production requirements. Such farms often require advanced and costly technologies such as cleaning robots, automated feeding systems, and poultry management tools, which means that high-level digital technology investments are often particularly relevant or even necessary.

The use of external service providers (e.g., ETAs or CUMAs) was positively associated with moderate- and high-level digital technology investments. This finding suggests that such outsourcing reduces the financial and technical barriers faced by individual farms by facilitating access to costly digital equipment, such as auto-guidance systems, robotic weeders, and digitally equipped tractors. When farmers had off-farm employment, high-level investments in digital technologies were more likely.

Free time (i.e., the number of annual vacation days taken by the farm manager) was positively associated with moderate- and high-level digital technology investments but was not associated with low-level digital technology investments. It may be that farmers who take more time off are more inclined to invest in costlier but labor-saving technologies such as monitoring tools (e.g., sensors) and task automation tools (e.g., robots). These technologies may also make it easier to delegate routine farm duties or contract with external service providers during vacation periods.

Environmental commitment was positively associated with low- and moderate-level digital technology investments. Indeed, certification standards often mandate a low-level of digital technology investment (e.g., in management software), which can facilitate traceability. Moderate-level digital technology investments are commonly used to optimize input use, further enhancing the sustainability of farm practices.

Table Ch3_ 4: Factors associated with different digital technology investment levels on French farms (multinomial regression results)

	Low-level investment (1,574 farms)		**Moderate-level investment (1,252 farms)**		**High-level investment (945 farms)**	
	Estimate		**Estimate**		**Estimate**	
(Intercept)	-1.399	(0.00)***	-2.384	(0.00)***	-4.483	(0.00)***
General education	0.020	(0.13)	0.019	(0.187)	0.016	(0.394)
Agricultural education	0.041	(0.00)***	0.051	(0.00)***	0.039	(0.004)**
Gender	0.100	(0.35)	-0.294	(0.023)*	-0.186	(0.24)
Age	-0.019	(0.00)***	-0.012	(0.014)*	-0.023	(0.00)***
Agricultural experience	-0.009	(0.02)*	-0.016	(0.00)***	-0.015	(0.005)**
Marital status	0.446	(0.00)***	0.472	(0.00)***	0.431	(0.00)***
Farm context	0.096	(0.305)	0.052	(0.61)	-0.367	(0.002)**
Participation in farmer collectives	0.354	(0.00)***	0.622	(0.00)***	0.522	(0.00)***
Legal status	0.287	(0.00)***	0.368	(0.00)***	0.864	(0.00)***
Land ownership rate	-0.112	(0.316)	-0.419	(0.001)**	-0.364	(0.03)*
UAA	0.006	(0.00)***	0.007	(0.00)***	0.008	(0.00)***
Vineyards and orchards	-0.338	(0.01)*	-0.497	(0.00)***	-0.440	(0.154)
Cattle farms	0.125	(0.25)	-0.186	(0.116)	2.164	(0.00)***
Pig and poultry farms	-0.317	(0.105)	0.069	(0.719)	3.945	(0.00)***
Other farms	-0.558	(0.00)***	-0.720	(0.00)***	1.695	(0.00)***
Share of hired labor	0.680	(0.00)***	1.252	(0.00)***	1.373	(0.00)***
Services	0.039	(0.638)	0.239	(0.011)*	0.769	(0.00)***
Off-farm employment	0.065	(0.507)	0.053	(0.617)	0.288	(0.032)*
Free time	-0.001	(0.901)	0.005	(0.272)	0.017	(0.002)**
Environmental commitment	0.195	(0.018)*	0.299	(0.00)***	-0.193	(0.081).
Short supply chains	0.087	(0.296)	-0.233	(0.013)*	-0.585	(0.00)***
Turnover	0.003	(0.958)	0.171	(0.00)***	0.002	(0.979)
Equipment subsidies	0.018	(0.848)	0.235	(0.003)**	0.344	(0.00)***
Risk-related insurance	0.354	(0.00)***	0.465	(0.00)***	0.275	(0.004)**

Significance level: ***p ≤ 0.001, **p ≤ 0.01, *p ≤ 0.05, .p < 0.1						

5. Discussion and conclusions

This study has provided detailed results regarding the factors that influence digital technology investment on French farms and has confirmed patterns observed in previous research. Its findings reveal that investment is heterogenous: low-level digital technology investments were more common than moderate- or high-level investments. Furthermore, investment is shaped by a complex interplay of farm manager characteristics, farm structural characteristics, factors related to farm economic and financial performance, and farm type.

Digital technology investment was found to be positively influenced by the agricultural education level of farm managers (especially when the latter possessed advanced agricultural degrees), which highlights the importance of human capital in investment decisions. Conversely, age and farming experience had a negative influence, reflecting a generational divide, where younger farm managers appear more inclined to adopt digital technologies. These findings suggest that digital technology adoption may naturally increase with generational renewal and ongoing structural changes, such as growth in farm size. They also highlight the importance of targeted training programs and awareness campaigns to support older farmers who may be less familiar with digital technologies and their practical applications. These findings fit with those of previous studies: farm manager characteristics play a determinant role in digital tool adoption. Education level has been identified as a major driver (Ammann et al., 2022; Dayoub et al., 2024). While some research has observed a negative effect of farming experience (years since farm establishment) (Martínez-García et al., 2018) and age (Blasch et al., 2022), other research has found that age may have a positive effect (Chuang et al. (2020) or no effect at all (Giua et al. (2022).

This study also found that participation in farmer collectives, such as cooperatives or mutual aid networks, promoted digital technology investment, a result that has been found in previous research (e.g., Barnes et al., 2019; Bekee et al., 2024; Palma-Molina et al., 2023). The latter has notably shown that cooperatives in particular facilitate investment pooling, increasing the accessibility of more costly technologies and mitigating financial risks. However, Pivoto et al. (2019) observed that membership in cooperatives or farmer exchange groups did not significantly influence the adoption of technologies such as auto-guidance systems or sensors.

Farms operating as corporations were more likely to invest in digital technologies. This finding aligns with previous research and is likely the result of corporations being able to more easily mobilize financial resources for these types of investments (Caffaro & Cavallo, 2019). Similarly, farms with larger UAAs were also more likely to invest in digital technologies, which would make sense given their higher level of operational complexity. For example, Spykman et al. (2021) found that larger farms tend to adopt digital tools more readily. More specifically, larger farms require more information-gathering tools for planning and organization, observational tools to monitor broad surface areas, and execution tools such as robots and autonomous machines, which are often tailored to large-scale operations. Some technologies are only technically and economically viable for farms exceeding a certain size (Pivoto et al., 2019). However, this relationship between investment and farm size did not hold for vineyards and orchards. It is important to note that other studies have found that farm size does not always affect digital tool adoption (Bucci et al., 2019; Michels et al., 2021).

Environmental commitment (e.g., organic or HVE certification) also positively influenced digital technology investment, underscoring the synergies between sustainable practices and technological innovation. This finding is consistent with those of Schnebelin, (2023). The latter study highlighted that organic farms may be initially reluctant to adopt digital tools but that certain technologies, particularly those facilitating agroecological practices such as mechanical weeding and crop monitoring, can facilitate the transition toward more sustainable farming systems.

The results of this study reveal that farm types differed significantly in their propensity for digital technology investments, differences that became even clearer and more pronounced when investment levels were examined. For example, 75 % of French field crop farms primarily use information-gathering systems for farm management, a decision often driven by regulatory or commercial requirements within supply chains (Bellon-Maurel et al., 2023). Comparatively, vineyards and orchards were less likely to invest in digital technologies; however, when they did, they engaged in low- to moderate-level investments. Operationally, they face specific constraints, such as high equipment costs, targeted technological needs, and barriers associated with production characteristics.

In contrast, pig and poultry farms were more likely to invest in digital technologies, especially at a high level (e.g., feeding robots or automated systems for repetitive task management). These farms have complex management needs that require specific tools that aid with equipment maintenance, animal health monitoring, and production flow

optimization. Moreover, for vineyards, orchards, and pig and poultry farms, share of hired labor was positively associated with digital technology investment, a pattern likely driven by the need for effective workforce management solutions.

Factors related to economic and financial performance also influenced digital technology investment. Farms with a large share of capital tied up in land were less likely to make moderate- or high-level digital investments. Conversely, farmers with off-farm employment and with more vacation days were likely to invest in digital technologies at a high level. Turnover was positively associated with digital technology investment. Equipment subsidies were not, likely because they are often allocated to non-digital equipment; the only exception was in the case of cattle farms, where subsidies are frequently made into foundational equipment (e.g., milking robots) that can encourage further digital integration.

Finally, a strong relationship was observed between digital technology investment and risk-related insurance coverage (i.e., for climate, health, market conditions, or lost revenue). This result suggests that farms with a proactive approach to uncertainty are also more likely to adopt digital tools, reflecting a forward-looking managerial strategy. In such cases, digital systems may offer more than just technical support; they are seen as tools that help with monitoring, traceability, and informed decision-making in the face of environmental and market volatility.

These findings underscore the need for different sets of targeted policies that account for diverse farm structures, production systems, and levels of digital technology investment. Notably, such policies must account for the features specific to each level of digital technology investment as defined in this study, meaning not only in terms of functionality but also in terms of TCO, tool use, and type (software, sensors, robots; used alone or together). Indeed, each investment level requires a different level of financial, technical, and organizational commitment, which must be taken into account when designing support systems. Thus, promoting digital innovation in agriculture will require more than generic support mechanisms. The industry needs tailored interventions that are both system- and technology-specific because the factors driving digital tool adoption differ with both farm type and investment level. Adopting a one-size-fits-all approach is a risk, given that there are nuanced constraints and prerequisite conditions associated with each digital adoption pathway. Acknowledging and addressing these distinctions is essential to building effective, inclusive, and context-sensitive strategies for agricultural digitalization.

Conclusion du Chapitre

Ce troisième chapitre permet d'identifier les principaux déterminants de l'adoption des investissements numériques et d'en analyser les variations selon les orientations de production et le niveau d'engagement financier. Les résultats mettent en évidence que les décisions d'adoption ne répondent pas uniquement à des considérations techniques ou technologiques, mais s'inscrivent dans un système complexe où interagissent des facteurs individuels (âge, formation agricole, statut marital), structurels (taille économique et statut juridique de l'exploitation, recours aux services agricoles, chiffre d'affaires) et contextuels (accès aux assurances, appartenance à des réseaux professionnels, engagement dans des démarches environnementales).

Les résultats de ce 3ième chapitre mettent en évidence des contrastes sectoriels marqués. L'adoption d'outils numériques est moins élevée en viticulture qu'en grandes cultures, et lorsque des investissements sont réalisés, ils concernent principalement les niveaux faible et moyen. Cette adoption plus faible est accentuée dans les exploitations viticoles de grande taille, mais atténuée lorsque la main-d'œuvre salariée est plus importante ou lorsque la commercialisation en circuits courts est privilégiée. À l'opposé, l'élevage porcin et avicole se singularise par un niveau d'adoption élevé, notamment pour les investissements forts, traduisant une dynamique sectorielle marquée par l'automatisation et la mécanisation. Les exploitations bovines laitières présentent un profil intermédiaire : si leur probabilité d'adoption n'est pas significativement plus élevée que celle des grandes cultures, elle augmente sensiblement en présence de subventions à l'investissement, probablement liées à l'acquisition de robots de traite.

Ces résultats confirment que l'adoption du numérique en agriculture ne peut être appréhendée de manière uniforme. Elle ne répond pas à une logique homogène et généralisable, mais s'inscrit dans des dynamiques différenciées, étroitement conditionnées par les contraintes techniques, économiques et organisationnelles propres à chaque filière. Chaque orientation de production dispose en effet de ses propres trajectoires d'innovation. L'adoption des investissements numériques, résulte de l'articulation entre opportunités offertes par les innovations, contraintes structurelles des exploitations et stratégies individuelles des agriculteurs. Pour comprendre les conséquences de ces choix technologiques, nous souhaitons évaluer les effets propres des investissements numériques, tant sur la productivité que sur les performances environnementales des exploitations agricoles

Chapitre 4

4

CHAPITRE 4 : EFFETS DES INVESTISSEMENTS NUMERIQUES SUR LA PERFORMANCE ECONOMIQUE ET ENVIRONNEMENTALE : LE CAS DE LA VITICULTURE

Introduction du chapitre

Le chapitre précédent de fortes disparités dans l'adoption des investissements numériques selon les orientations de production des exploitations agricoles. Comparée aux grandes cultures, la viticulture se caractérise par un taux d'adoption relativement faible, principalement orienté vers des investissements de faible ou moyenne intensité, tandis que l'élevage porcin et avicole se distingue par une proportion plus élevée de niveaux d'investissement traduisant probablement un recours plus massif aux technologies de types robots.

La littérature sur l'évaluation des effets des outils numériques sur les performances économiques et environnementales met en évidence des résultats contrastés (annexe 5). Dans l'ensemble, ils convergent vers une amélioration de l'efficience économique et environnementale grâce aux outils numériques. Mais l'ampleur des impacts dépend du type de production, de la technologie mobilisée et du contexte d'adoption. La plupart des travaux reposent sur des expérimentations ciblées, ce qui limite leur portée et complique toute généralisation, d'autant que l'offre d'outils numériques évolue rapidement. De plus, dans l'élevage porcin et avicole, la quasi-absence d'exploitations non-adoptantes des outils numériques empêche toute évaluation économétrique robuste de leurs effets. La viticulture constitue dès lors un cas d'étude privilégié. Elle se distingue non seulement par son poids économique, son intensité en main-d'œuvre et une productivité relativement limitée, mais aussi par des contraintes réglementaires et environnementales particulièrement fortes concernant l'usage des intrants phytosanitaires. Dans ce contexte, une question centrale se pose : dans un secteur où les investissements numériques sont majoritairement faibles ou moyens, ces outils produisent-ils des effets sur la performance économique et environnementale des exploitations viticoles ?

Le présent chapitre vise à répondre à cette interrogation en évaluant empiriquement l'impact des investissements numériques sur trois dimensions clés : la productivité de la terre ; la productivité du travail ; et l'intensité phytosanitaire, mesurée par le ratio d'utilisation des produits phytosanitaires.

L'analyse repose sur un échantillon de 390 exploitations spécialisées en viticulture monoculture, issues de l'appariement des données du Recensement Agricole 2020 (campagne 2019) et du RICA 2019, limité aux exploitations ayant un investissement faible ou moyen en outils numériques, l'investissement fort étant quasi inexistant dans ce secteur. L'évaluation mobilise la méthode de double robustesse AIPW (Augmented Inverse Probability Weighting) pour estimer les effets moyens du traitement sur les adoptants. Cette analyse vise à nourrir le débat scientifique sur l'efficacité des technologies numériques en agriculture et à orienter la conception de politiques publiques et de dispositifs d'accompagnement adaptés aux réalités et aux contraintes propres à la filière viticole.

Article

Do Digital Technology Investments Improve Vineyard Performance? Findings on Farm Productivity and Pesticide Use in French Viticulture

Maha Ben Jaballah

Article soumis en juillet 2025

Abstract

Increasingly, digital technologies are being promoted as levers for improving both agricultural productivity and environmental sustainability. However, there is limited empirical evidence regarding their real-world impacts, particularly in high-value, input-intensive sectors such as viticulture. This study assessed how different levels of digital technology investment affected farm performance using three key metrics of sustainability: land productivity, labour productivity, and pesticide expenditures.

Using data from the 2020 French Agricultural Census and the 2019 Farm Accountancy Data Network, we employed doubly robust causal inference to estimate how low- and moderate-level investments in digital technologies affected vineyard performance. The results revealed that there were no significant impacts on land or labour productivity but that there were robust consistent reductions in pesticide expenditures. This finding suggests that digital technology investments can enhance input-use efficiency and support environmental goals in viticulture, even when economic returns remain modest in the short term. Our work highlights the value of parsing out investment level when examining the adoption of digital technologies, as this approach can offer a more nuanced understanding of impact heterogeneity across farms with different profiles.

Keywords

Digital, viticulture, sustainability, causal inference, pesticide

1. Introduction

Transitioning to more sustainable agricultural systems has become an urgent priority given growing ecological pressures, increasing demands for environmental accountability, and the pressing need to maintain the economic viability of farms. A high-value and input-intensive sector of European agriculture, viticulture faces all three challenges. It relies heavily on chemical inputs, especially pesticides, and thus generates major environmental externalities and health risks; as a result, viticulture is a key target in ecological transition efforts (Dressler, 2024; Stele and Schulz, 2015).

Although vineyards cover less than 4 % of agricultural land in France, they are responsible for 20 %of the country's pesticide usage. These figures point to a significant imbalance between economic value and negative environmental externalities (Grimani et al., 2025); they also raise concerns about the health of agricultural workers and nearby communities (Carles et al., 2017). In response, the European Union (EU) has set forth ambitious environmental objectives via the Green Deal's Farm to Fork Strategy, which include a 50 % reduction in pesticide use by 2030 (Silva et al., 2022). Achieving this aim without endangering farm profitability will require profound structural transformations at both technological and organisational levels.

In this context, digital agriculture is increasingly viewed as a promising solution for improving productivity while reducing environmental impacts (Lajoie-O'Malley et al., 2020). Digital tools allow for site-specific management of inputs like irrigation water, fertiliser, and plant protection products. By using tools such as geospatial mapping technologies, variable rate applications, connected sensors, robots, and decision support systems, farmers can apply inputs in a more efficient and targeted manner (Balafoutis et al., 2017; 2020; Bellon-Maurel et al., 2022). As a result, significant reductions in pesticide use (up to 80 %) can be achieved while also increasing the efficiency of land and labour use (Papadopoulos et al., 2024; Tziolas et al., 2023). Indeed, improving labour productivity is essential, especially since viticulture is highly reliant on manual labour. Vineyard tasks such as pruning, canopy management, and harvesting are labour intensive and difficult to mechanise. As labour shortages are problem for agriculture in general, digital tools such as robotic pruners and decision support systems might reduce the time spent on routine tasks and promote more efficient work organisation schemes (Schimmelpfennig and Ebel, 2016).

It is crucial to note that investments in digital tools vary greatly: they range from relatively low-cost subscriptions to farm management software to more comprehensive

farm-scale technology packages. While some farmers solely adopt management platforms, others implement integrated solutions that combine software with monitoring and sensing tools (e.g., GPS tracking devices, remote imaging systems, in-field sensors), which sometimes include operational technologies such as automated spraying systems or precision machinery (Ben Jaballah et al., 2024). Acquiring these more advanced systems often entails significant initial costs, as well as additional expenses related to maintenance, training, advisory services, and adapting existing infrastructure. As a result, the total cost of digital technology adoption varies depending on tool type, scale, and complexity, which means farms differ in their access to digital technologies, given heterogeneity in financial and organisational resources (Ben Jaballah, et al., 2024).

Despite growing institutional and commercial interest in digital technologies, there exists scientific controversy and political debate around assessments of the tools' effects on farm productivity and environmental performance (Finger, 2023; Schnebelin, 2022; Walter et al., 2017). To date, most studies have emphasised the technical feasibility or agronomic potential of individual tools, often relying on theoretical models or small-scale experiments with limited empirical grounding. Few studies have adopted rigorous frameworks to causally evaluate how investments in digital technologies actually affect farm economic and environmental performance, and there is a notable lack of information regarding the impact of required investment levels (Balafoutis et al., 2020).

This gap in knowledge is particularly pronounced for viticulture, a sector in which complex topography, intense labour, and high output values amplify the stakes associated with investments in digital technologies (Tziolas et al., 2023). Impact assessments are further complicated by the substantial heterogeneity associated with vineyard structure, pedoclimatic conditions, and management practices, which all influence the likelihood of digital technology adoption as well as observed outcomes (i.e., productivity, input consumption, and labour allocation). These sources of heterogeneity are often reflected in the level of investment in digital technologies by vineyards, which means that the latter is critical to understanding the dynamics of digital technology adoption and must be considered when evaluating vineyard-related heterogeneity in tool impacts. Capturing this variation allows us to move beyond simplistic dichotomies (digital technology users vs. non-users) and encourages a more nuanced analysis of the conditions under which investments in digital technologies can promote sustainable viticulture.

This study aimed to rigorously and causally evaluate how different levels of digital technology investment may affect viticultural systems using three key metrics of vineyard

performance. It is important to note that, in our research, investment level accounted for more than the total cost of ownership (TCO)–the initial purchase cost and any additional expenses (e.g., training, maintenance, and software). It was also defined by a producer's degree of engagement with digital technologies, as manifested via tool type (i.e., relative functional and technical complexity), potential usage, and potential deployment in combination with other tools. The three metrics of vineyard performance were (1) land productivity (i.e., output per unit of agricultural area); (2) labour productivity (i.e., output per annual work unit); and (3) pesticide expenditures (i.e., amount spent per unit of agricultural production). Specifically, we examined whether digital technology investments enhanced farm performance by increasing land and labour productivity and by reducing pesticide expenditures. We hypothesised that the effects on performance would vary with investment level.

Below, we first outline our study's econometric strategy: employing a doubly robust estimation framework alongside machine learning methods to assess the robustness and predictive quality of the impact estimates. We then present our data sources and describe the variables used in our analyses. Next, we report and discuss the empirical results. Finally, we conclude by highlighting how our findings could inform policies focused on digital technology adoption and sustainable viticulture.

2. Methodology

2.1. Econometric strategy

Our econometric strategy aimed to estimate the causal effects of digital technology investments in vineyards using three complementary metrics of performance: land productivity, labour productivity, and pesticide expenditure ratios. Together, these metrics capture information on economic efficiency, labour performance, and environmental sustainability.

As noted above, in our research, the level of investment in digital technology was defined by the TCO for a standard farm (described in Ben Jaballah et al. 2024) as well as by tool type, potential usage, and deployment. More specifically, we distinguished among three levels of investment: (i) low-level investments had a mean TCO that did not exceed € 1,000 and were limited to management software (e.g., decision support tools or data management platforms); (ii) moderate-level investments had a mean TCO that did not exceed € 10,000 and comprised observation and monitoring tools (sensors, cameras) that were potentially coupled with software; and (iii) high-level investments had a mean TCO

that exceeded € 10,000 and comprised execution technologies (robots, automated equipment) that were potentially coupled with observation and monitoring tools and/or software (Ben Jaballah, et al., 2024). Given that only a small number of vineyards have reported making high-level investments, this study focused exclusively on low- and moderate-level investments.

Because vineyard investment in digital technologies does not occur randomly, there is the potential for selection bias and, therefore, simple regression methods would not provide credible causal estimates. Therefore, we employed a method utilising "selection on observables": augmented inverse probability weighting (AIPW). This approach has been increasingly applied in different fields of agricultural research (e.g., Assima et al., 2017; Gebiso et al., 2024; Kehinde and Kehinde, 2020; Schmidt et al., 2024; Tabe-Ojong, 2023). The AIPW estimator jointly models the outcome and the treatment assignment, producing unbiased treatment effect estimates even in the presence of confounding (Kurz, 2022). This method combines two approaches, an outcome model and a treatment model, to improve the reliability of the results. It is considered "doubly robust" because it provides consistent estimates as long as at least one of the two models is correctly specified (Funk et al., 2011; Linden et al., 2016). Given the inherent uncertainty in model specification, the use of such doubly robust estimators is widely recommended if the goal is causal inference (Linden et al., 2016).

A key challenge when estimating the propensity score is selecting the appropriate covariates. Past research emphasises the need to consider the trade-off between bias and variance (Austin, 2011), but no clear consensus exists. To ensure rigorous variable selection, we applied a two-step process. First, we used a least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) to identify the most predictive variables associated with investment levels (Tutz et al., 2015). Then, we employed a stepwise selection process based on Akaike information criterion (AIC) minimisation, resulting in the retention of only the most relevant covariates for both the treatment and outcome models (Venables and Ripley, 2002).

AIPW relies on inverse probability weighting (w) to produce unbiased estimates of the average treatment effects (Austin and Stuart, 2015). The method starts by specifying a treatment model (in this case, a multinomial logistic regression model) that predicts the probability of each vineyard investing at a specific level in digital technologies: no investment (0), low-level investment (1), or moderate-level investment (2). These predicted probabilities serve as the propensity scores, which are used to calculate the inverse

probability weights for each observation (McCaffrey et al., 2013) as follows: $\mathbf{W_i} = \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{p_{D_i}(X_i)}}$, where D_i is the investment level for vineyard i, X_i is the vector of observed covariates, and $p_{Di}(X_i)$ is the estimated propensity score associated with the treatment received. These weights are applied to re-balance the sample, ensuring it more accurately reflects the overall population and effectively constructing counterfactuals for observations not directly observed in the data. Thus, the method assigns larger weights to underrepresented groups and smaller weights to overrepresented groups, creating a pseudo-population where treatment assignment is independent of the covariates. Finally, estimates are obtained for the mean outcomes of those who invest in digital technologies and those who do not.

The AIPW estimator incorporates an augmentation term into the standard inverse probability of treatment weighting (IPTW) formula, allowing the estimator to remain consistent even if the treatment model is misspecified (Funk et al., 2011). When both the treatment and outcome models are correctly specified, the augmentation term converges to zero (Kurz, 2022). The general formula (2) for the AIPW estimator is:

$$\widehat{\boldsymbol{ATT_{AIPW}}} = \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{n_T}} \sum_{i \in T} \left[\frac{\boldsymbol{D_i}}{\hat{\boldsymbol{e}}(\boldsymbol{X_i})} (\boldsymbol{Y_i} - \hat{\boldsymbol{Y}}_{\boldsymbol{t}} (\boldsymbol{X_i})] - \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{n_T}} \sum_{i \in T} \left[\frac{\mathbf{1} - \boldsymbol{D_i}}{\mathbf{1} - \hat{\boldsymbol{e}}(\boldsymbol{X_i})} \left(\boldsymbol{Y_i} - \hat{\boldsymbol{Y}}_{\mathbf{0}} (\boldsymbol{X_i}) \right) + \hat{\boldsymbol{Y}}_{\mathbf{0}} (\boldsymbol{X_i}) \right] \quad (1)$$

where Y_i is the outcome, D_i is the treatment indicator, $\hat{e}(X_i)$ is the estimated propensity score from the treatment model, and $\hat{Y}_t(X_i)$ and $\hat{Y}_0(X_i)$ are the predicted outcomes under treatment t and the control, respectively. The augmentation terms are the residuals Y_i-$\hat{Y}_t(X_i)$ and Y_i-$\hat{Y}_0(X_i)$, estimated from the outcome model. For each pair of treatment levels k and k′ (e.g., low level vs. control or moderate level vs. control), we estimated the average treatment effect on the treated (ATT) as the weighted mean difference:

$$\mathbf{ATT}_{\mathbf{k,k'}} = \mathbf{E}\left[\mathbf{Y_i(k)} - \mathbf{Y_i(k')} \mid \mathbf{D_i = k}\right] \quad (2)$$

Before estimating the causal effects, it is essential to assess the balance between the treated and control groups (Austin and Stuart, 2015). Covariate balance is key to ensuring the validity of the treatment effect estimates (Linden et al., 2016). To evaluate our sample's quality of balance after weighting, we applied both quantitative and graphical diagnostics. We quantitatively examined the balance using standardised mean differences (SMDs)[6] and variance ratios for each baseline covariate. Using the SMD (i.e., the difference in means between groups divided by the pooled standard deviation) is preferred because it is not

[6]The standardised mean difference (SMD) is calculated as follows: $(\bar{x}t - \bar{x}c / \sqrt{\frac{(S_t^2 - S_c^2)}{2}})$, where $\bar{x}t$ and S_t^2st2 are the mean and standard deviation, respectively, associated with the treatment status of individual *i*

influenced by sample size. We also inspected the variance ratios to check consistency in covariate dispersion across groups. Additionally, we used graphical methods, density plots and love plots, to visually assess covariate balance before and after weighting (Austin, 2009; Austin and Stuart, 2015).

A common issue with weighting methods is the presence of extreme weights, which occur when propensity scores are very close to 0 or 1. Extreme weights can increase estimate variability and reduce estimate reliability. To manage this issue, we applied a truncation procedure that capped the weights at the 99th percentile (Austin and Stuart, 2015); thus, we retained the full suite of sample values but limited the impact of any extreme values. After truncation, we normalised the weights to keep them comparable. This approach improves result robustness by stabilising the variance while retaining all the data points.

To validate the robustness of the estimated treatment effects, two complementary methods were employed: an IPTW approach (Dzegle and Ridier, 2025) and an IPTW with gradient boosting machine (IPTW-GBM) approach. Both can be used to test how the sensitivity of results is influenced by alternative weighting strategies and propensity score specifications, thereby increasing the credibility of the resulting causal inferences. The IPTW models were estimated using weighted regressions that controlled for key vineyard and structural characteristics, ensuring balance across treatment groups (Chesnaye et al., 2022). In parallel, the IPTW-GBM models leveraged machine-learning techniques (specifically gradient-boosting algorithms), which can flexibly model propensity scores and improve covariate balance in more complex, non-linear settings (McCaffrey et al., 2013). In addition, we further assessed the robustness of the standard errors and confidence intervals using a bootstrap procedure (n = 2,000 replications), thus increasing inference reliability even more.

2.2. Data and descriptive statistics

This study combined two complementary sources of data on French winegrowers. The first source was the 2020 Agricultural Census data (AC 2020), which provides information from the 2019 agricultural year, including on farming practices, farm and farm manager characteristics, and the types of digital tools used. We obtained values for the treatment variable, the level of digital technology investment (none, low, or moderate), from farmers' self-reported use of various digital tools, which was also part of the 2020 Agricultural Census. The second source was the 2019 Farm Accountancy Data Network survey (FADN

2019), which provided comprehensive economic and financial information. The datasets were matched at the farm level using SIRETs[7], allowing us to link variable values from the AC 2020 with economic data from the FADN 2019. Next, operations specialised in viticulture were selected based on the reported main production activity. Our final sample consisted of 390 vineyards.

In our analyses, we included the following variables: the individual characteristics of the vineyard manager (i.e., age, level of agricultural education, and amount of professional experience); vineyard structural characteristics, including utilised agricultural area (UAA) and wine-producing basin; participation in agricultural collectives; degree of risk management; and level of digital technology investment; we also incorporated information on economic outcome metrics, namely land productivity, labour productivity, and pesticide expenditures, to assess overall vineyard performance (see definitions and descriptive statistics in Table Ch4_1). Of the 390 vineyards in the sample, 222 (57 %) reported having made no investments, 102 (26 %) reported a low level of investment, and 66 farms (17 %) reported a moderate level of investment.

[7]The SIRET is a unique identification number assigned to businesses and farms with a recognised status in France; it is compatible with European standards for identifying economic entities.

Table Ch4_ 1: Definition and descriptive statistics for the variables of interest by level of digital technology investment (none, low, moderate)

Variable		Description	Type	Treatment variable: Digital_ INVEST		
				None	Low	Moderate
				Mean (SD)/percentage (%)		
Individual characteristics of the vineyard manager						
EDU_AGRI		Number of years of agricultural education	Continuous	8.6 (5.5)	10.1 (5.4)	11.6 (3.7)
AGE		Age (years)	Continuous	53.8 (9.5)	52.0 (10.9)	49.5 (10.3)
EXP_AGRI		Number of years as manager	Continuous	24.0 (11.6)	20.0 (12.3)	18.5 (11.0)
MARITAL_STATUS		Marital status (married = 1)	Dummy	70.7 %	77.5 %	80.3 %
FAMILY_ESTAB		Vineyard is family operated (yes = 1)	Dummy	79.3 %	81.4 %	80.3 %
Access to technology and information						
COLLECTIVE_MEMBER		Participation in farmer collectives (e.g., producer organisations, mutual aid groups) (yes = 1)	Dummy	38.3 %	42.2 %	59.1 %
Structural characteristics of the farms						
UAA		UAA in hectares	Continuous	12.5 (10.7)	13.8 (13.7)	19.4 (22.9)
WINE_BASIN	Oceanic	Vineyard's wine-growing basin, which is defined by a combination of agroclimatic, technical, and organisational characteristics (see Appendix A1)	Nominal	22.5 %	25.5 %	36.4 %
	Continental			43.7 %	58.8 %	56.0 %
	Mediterranean			33.8 %	15.7%	7.6 %
USE_SERVICES		Use of external service providers for vineyard operations, such as ETAs, CUMAs, or other third parties (yes = 1)	Dummy	65.0 %	65.7 %	85.0 %
ENV_CERT		Certified under an environmental certification scheme (e.g., organic, HVE) or engaged in environmental initiatives (yes = 1)	Dummy	46.0 %	54.0 %	63.6 %
SHORT_SUPPLY		Marketing through short supply chains (yes = 1)	Dummy	44.0 %	74.5 %	69.7 %
RISK_INSURANCE		Has risk-related insurance coverage (for climate, health, economic, or revenue risks) (yes = 1)	Dummy	36.0 %	45.0 %	64.0 %
Outcomes						
LAND_PROD (Q/ha)		Output value per hectare of UAA (land productivity)	Continuous	73.0 (34.9)	76.4 (32.9)	78.0 (37.7)
LABOUR_PROD (Q/AWU)		Output value per AWU (labour productivity)	Continuous	3.9 (3.8)	2.9 (3.3)	3.5 (3.9)
PHYTO_EXP (ratio)		Ratio of pesticide expenses to the total value of agricultural production	Continuous	0.05 (0.042)	0.028 (0.026)	0.030 (0.025)
N obs.				**222**	**102**	**66**

UAA = utilised agricultural area; AWU = annual work unit; CUMA = farm machinery cooperative; ETA = agricultural contracting company; HVE = high environmental value certification; Q = quintals

Note: Means with standard deviations (in parentheses) were calculated for continuous variables, and percentages were calculated for binary or categorical variables.

3. Results and discussion

3.1. Determinants of investment level and covariate balancing

The results of the treatment model revealed the variables that appear to influence the level of digital technology investment (Table Ch4_2), namely the vineyard manager's degree of experience (EXP_AGRI), the use of external service providers (USE_SERVICES), total UAA, marketing through short supply chains (SHORT_SUPPLY), and risk-related insurance coverage (RISK_INSURANCE). We controlled for structural heterogeneity in production environments using vineyard wine-growing basin as a variable (WINE_BASIN: Oceanic, Continental, Mediterranean). Wine-growing basins were classified based on a combination of their climatic conditions, harvest practices, dominant grape varieties, wine styles, and the degree of regional engagement around environmental concerns (see Appendix A1).

The above variables were identified using a two-step procedure (LASSO followed by stepwise AIC minimisation) that retained the most predictive covariates. The aim was to ensure covariate balance across the different levels of investment.

Table Ch4_ 2: Multinomial logistic regression results used in the estimation of the propensity scores.

Variable	Low-level Investment		Moderate-level Investment	
	Estimate (Std error)	p-value	Estimate (Std error)	p-value
(Intercept)	-1.911 (0.559)	0.0006***	-3.197 (0.704)	<0.001***
EXP_AGRI	-0.024 (0.011)	0.032*	-0.035 (0.013)	0.009**
USE_SERVICES (yes = 1)	-0.052 (0.271)	0.85	1.014 (0.394)	0.010**
UAA (ha)	0.018 (0.012)	0.13	0.038 (0.013)	0.003**
WINE_BASIN - Continental (%)	0.886 (0.366)	0.016*	0.971 (0.422)	0.021*
WINE_BASIN - Mediterranean (%)	-0.011 (0.415)	0.980	-0.780 (0.579)	0.178
SHORT_SUPPLY (yes = 1)	1.316 (0.291)	<0.001***	0.875 (0.344)	0.011*
RISK_INSURANCE (yes = 1)	0.516 (0.279)	0.065.	1.068 (0.332)	0.001**

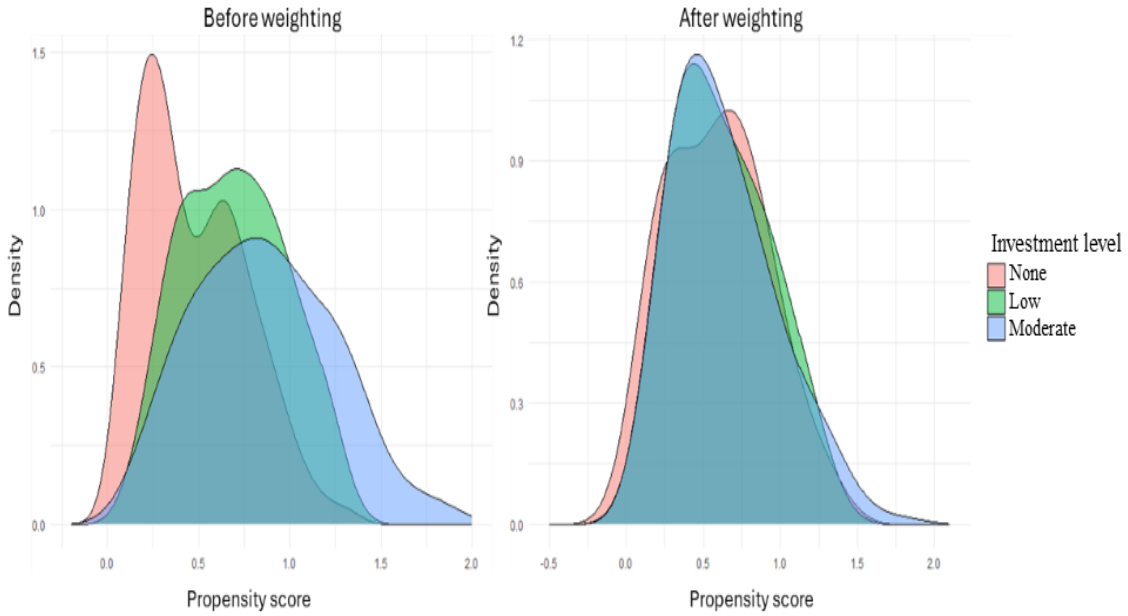
Significance levels: p < 0.001***, p < 0.01**, p < 0.05*, p < 0.1 '.'
Reference group: no investment

These variables had varying relationships with the level of digital technology investment (Table Ch4_2). In general, the probability of low- and moderate-level investments increased with vineyard size (UAA), presence in certain wine-growing basins, marketing through short supply chains, and risk-related insurance coverage. Specifically,

this probability was greater for larger vineyards and vineyards located in the Continental wine-growing basin. Marketing through short supply chains was also a variable with a highly significant positive association with digital technology investment, particularly with low-level investments. Likewise, risk-related insurance coverage was positively linked to digital technology investment, particularly to moderate-level investments. In contrast, the vineyard manager's degree of experience (EXP_AGRI) was negatively associated with digital technology investment: each additional year of experience reduced the probability of both low- and moderate-level investments, suggesting that more experienced managers may be more reluctant to adopt digital technologies. The use of external service providers (USE_SERVICES) was only significantly associated with moderate-level investments, suggesting that working with farm machinery cooperatives (CUMAs) or agricultural contracting firms (ETAs) encourages the adoption of digital technologies. It may also reflect an alternative form of investment in digital technologies: not through direct ownership but through the technologies made available by the service providers, particularly machinery and equipment.

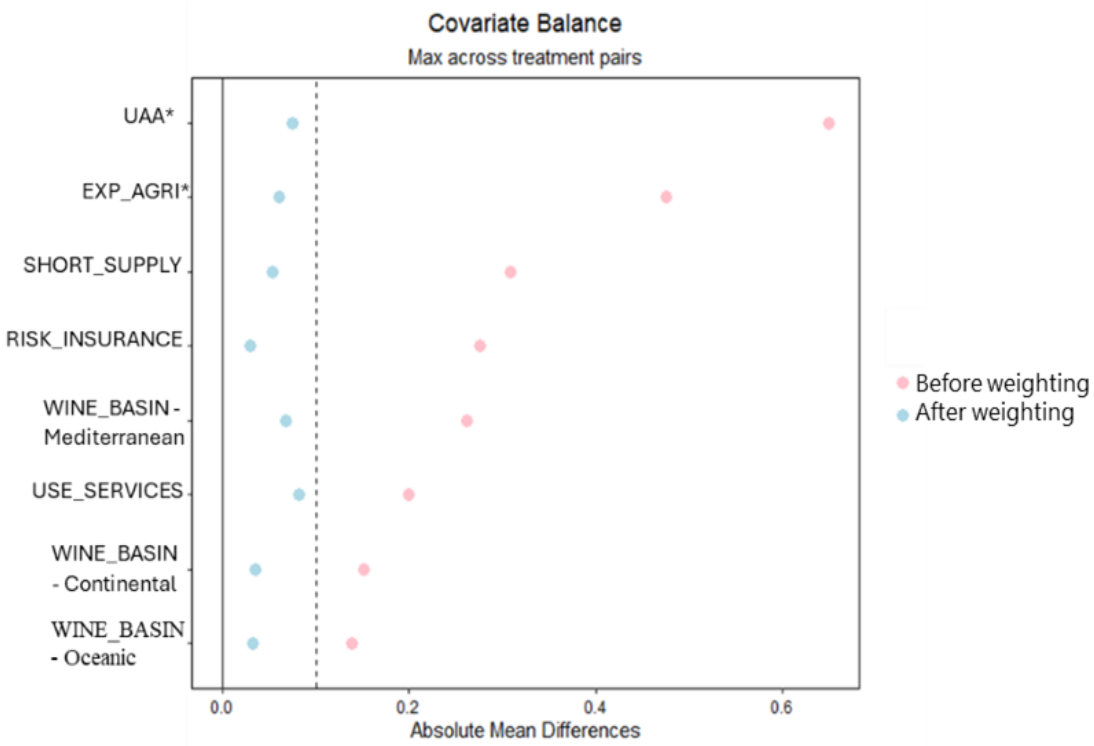
Using this initial set of variables, we estimated the propensity scores using a multinomial logistic regression and calculated the inverse probability weights. As noted in the methods, we applied a truncation and normalisation procedure to mitigate the influence of extreme weights (Figure Ch4_1 shows the distribution of the normalised weights).

Figure Ch4_ 1: Distribution of propensity scores by investment level before (left) and after (right) weighting.



Comparing the absolute mean differences before and after inverse probability weighting, it is clear that the weighting process resulted in a substantial reduction in imbalance across treatment groups (Figure Ch4_2). After weighting, the absolute mean differences for all the covariates were below the conventional balance threshold of 0.1. Additionally, nearly all the variance ratios exceeded 0.75, meaning appropriate sample weighting and balancing had been achieved (Austin and Stuart, 2015; Stuart et al., 2013). Obtaining sample balance helps ensure the validity of subsequent estimates of treatment effects by effectively creating a pseudo-population in which treatment assignment is independent of the covariates.

Figure Ch4_ 2: Absolute mean differences for covariates before and after sample weighting, where the vertical dashed line indicates the commonly accepted balance threshold of 0.1.



3.2. Main treatment effects

This section presents the estimated effects of low- and moderate-level investments in digital technologies on vineyard performance, namely land productivity, labour productivity, and pesticide expenditures; this analysis was carried out using an AIPW approach. As noted in the methods, this approach allows treatment effects to be reliably estimated even if one of the two models is misspecified.

Table Ch4_ 3: Estimated average treatment effects (ATTs) on vineyard performance determined using AIPW (bootstrap replications = 2,000)

Performance metric	Investment level	ATT	95 % confidence interval	Significance
Land Productivity	Low	3.586	[-5.222; 12.356]	Not significant
	Moderate	12.295	[-14.631; 49.396]	Not significant
Labour Productivity	Low	-0.999	[-1.979; 0.090]	Not significant
	Moderate	0.424	[-1.854; 3.219]	Not significant
Pesticide expenditure ratio	Low	-0.0169	[-0.025; -0.008]	Significant
	Moderate	-0.0188	[-0.034; -0.004]	Significant

Note: Confidence intervals excluding zero indicate statistical significance at the 5 % level. Positive ATT values indicate that digital technology investment increased the value of the performance metric; negative ATT values indicate that digital technology investment decreased the value of the performance metric.

The results show that neither land productivity nor labour productivity were significantly affected by low- or moderate-level investments in digital technologies (Table Ch4_3). For land productivity, although the estimated effects were positive (3.59 for low-level investments and 12.30 for moderate investments), the confidence intervals included zero, meaning they were not significant. The same lack of significance was seen for labour productivity (estimated effects of -0.999 and 0.424, respectively).

In contrast, significant effects were observed for the pesticide expenditure ratio. Both low- and moderate-level investments in digital technologies were associated with a statistically significant reduction in pesticide expenditures per euro of agricultural output. Specifically, low-level investments reduced pesticide expenditures by approximately 0.017, while moderate-level investments led to a reduction of about 0.019. These findings suggest that investing in digital technologies, and particularly in observation and monitoring tools, can result in more efficient input use.

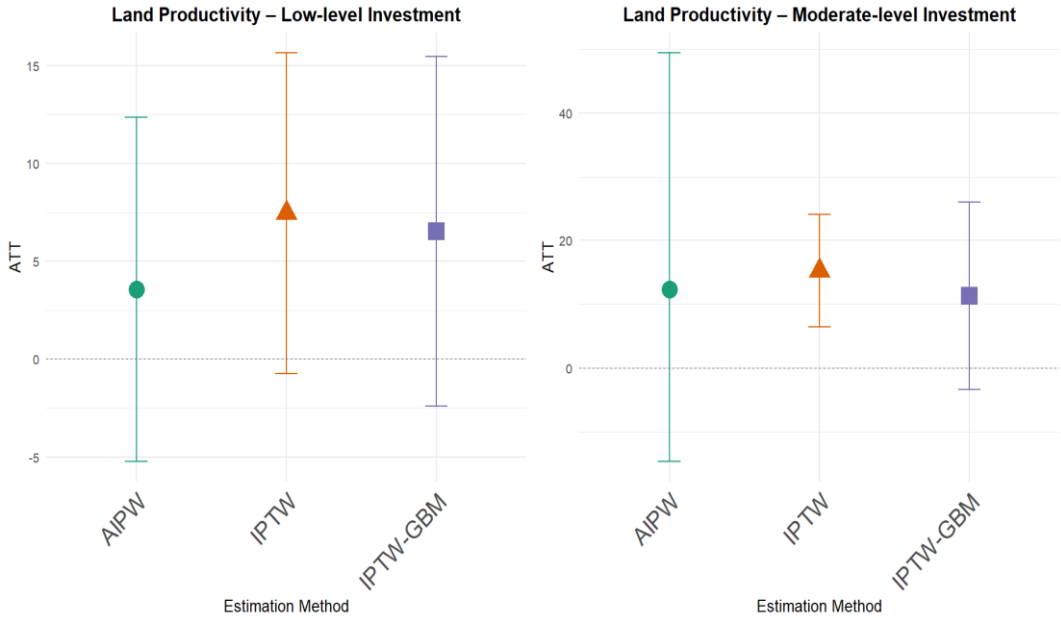
3.3. Robustness checks

To validate the robustness of the estimated treatment effects, two complementary approaches were implemented: IPTW and IPTW-GBM. These methods assess how sensitive the results are to alternative weighting strategies and propensity score specifications. The IPTW and IPTW-GBM results (estimated treatment effects and corresponding 95 % confidence intervals) complemented the initial AIPW results and offered clarity on the robustness of the findings (Figures Ch4_3 to Ch4_5). The full

numerical estimates obtained from both the IPTW and IPTW-GBM models are reported in Appendix A2; detailed effect sizes and confidence intervals are provided for each performance metric. Overall, the IPTW and IPTW-GBM results provided additional support for the main patterns seen in the AIPW results while also offering deeper insight into the different impacts of digital technology investment in viticulture.

For land productivity, the IPTW and IPTW-GBM models produced consistently positive estimates for low- and moderate-level investments that did not achieve robust statistical significance (Figure 3): the ATTs for low- and moderate-level investments had confidence intervals that included zero. These findings are consistent with those of Galati et al. (2025), Sarri et al. (2020), and Squeri et al. (2021), who collectively emphasised that the impacts of digital technologies in viticulture are highly contingent on site-specific factors such as climate variability, soil health, vineyard size, parcel structure, and logistical constraints. Such contextual factors can significantly influence the effectiveness of investments in digital technologies, explaining why gains in land productivity may not systematically materialise when digital tools are adopted.

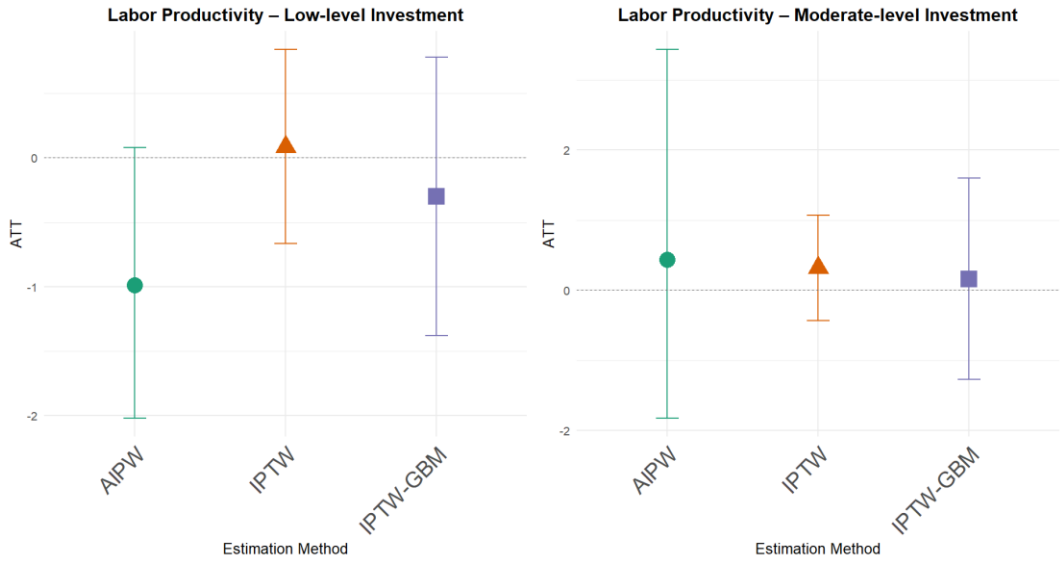
Figure Ch4_ 3: Estimated treatment effects (ATTs; 95% confidence intervals) of low- and moderate-level investments in digital technologies on land productivity



For labour productivity, the IPTW and IPTW-GBM models produced a similar absence of statistically significant effects (Figure Ch4_4): the estimated ATTs were close to zero with wide confidence intervals that included zero. These results are consistent with those of prior studies, which suggested that while digital technology investments can enhance the precision and efficiency of mechanised tasks (e.g., pruning, pesticide application), their

influence on labour-intensive manual operations (e.g., tying, defoliation) remains limited (Tziolas et al., 2023). Taken together, such findings underscore that the adoption of digital technologies alone does not suffice to unlock productivity gains; there must also be complementary investments in worker training and process reorganisation. Schnebelin (2022) similarly observed that although digital technologies may reduce the physical strain of repetitive agricultural tasks through automation, they may simultaneously increase cognitive demands due to the complexity of managing data flows and multiple alert systems.

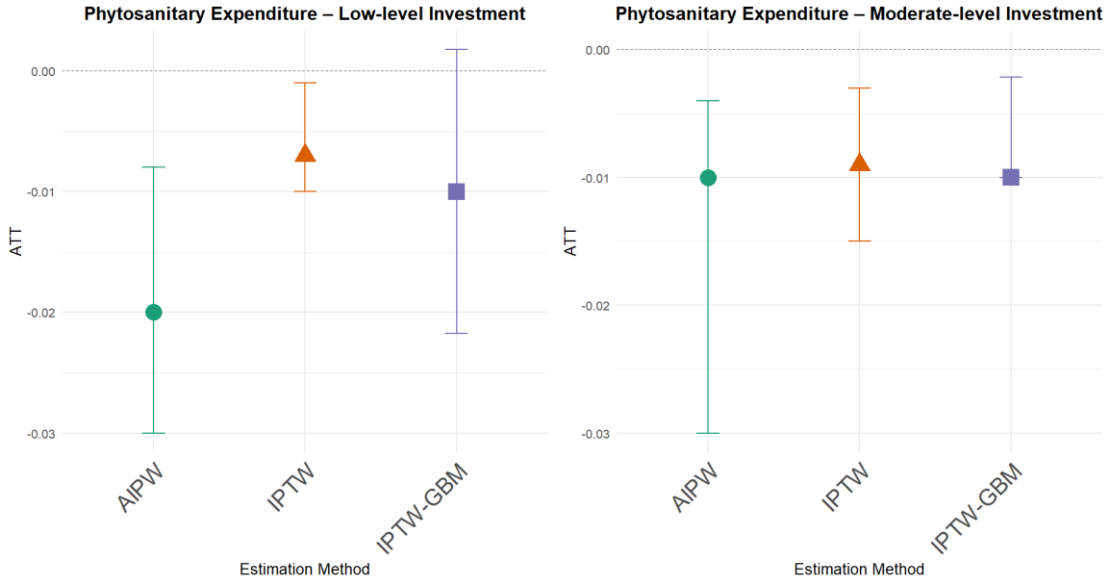
Figure Ch4_ 4: Estimated treatment effects (ATTs; 95 % confidence intervals) of low- and moderate-level investments in digital technologies on labour productivity.



In contrast, the IPTW and IPTW-GBM models found robust and statistically significant effects for pesticide expenditures (Figure Ch4_5): for both low- and moderate-level investments, the estimated ATTs were consistently negative, with confidence intervals that did not include zero. These results indicate that investing in digital technologies led to a reliable and substantial reduction in input costs.

These findings align with those of Finco et al., (2022), who showed that sensor-based monitoring tools and UAV-guided site-specific spraying devices significantly improved pesticide application accuracy, leading to pronounced cost savings and environmental benefits. Similarly, Galati et al. (2025) highlighted that precision spraying technologies and decision support systems can substantially cut pesticide use, resulting in savings of around € 195 per hectare compared to traditional methods. De Bortoli et al., (2022) further emphasised the effectiveness of intelligent spraying systems, which exclusively target the foliage, reducing both waste and environmental dispersion.

Figure Ch4_ 5: Estimated treatment effects (ATTs; 95 % confidence intervals) of low- and moderate-level investments in digital technologies on pesticide expenditures



Overall, these complementary analyses of result robustness underscored that contextual factors have a major influence on the impacts of digital technology investments while also confirming that digital technologies can clearly help optimise pesticide treatments. Even though broader productivity gains remain contingent upon external factors, the fact that digital technologies can significantly improve input-use efficiency is compelling evidence for their strategic adoption in viticulture.

4. Conclusion

This study has provided an empirical assessment of how different levels of digital technology investment affect the economic and environmental performance of vineyards. Drawing on data from the 2020 French Agricultural Census and the 2019 Farm Accountancy Data Network survey (FADN), we used a doubly robust causal inference to evaluate the effects of low- and moderate-level investments on three key metrics of vineyard performance: land productivity, labour productivity, and pesticide expenditures.

Our findings offer nuanced insights that could help inform policy development. While digital technology investments are often promoted as levers for agricultural modernisation, our results suggest an alternative, more modest reality. Specifically, we found no statistically robust evidence that digital technology investments significantly enhanced land or labour productivity in vineyards. While mechanisation has historically restructured labour demands and expanded land production capacity in agricultural systems in general,

investments in digital technologies in viticultural systems in particular appear to have more limited and heterogenous effects on productivity.

In contrast, we did find that digital technology investments resulted in consistent and statistically significant reductions in pesticide expenditures. This result underscores that such investments can be of targeted environmental value, notably investments in monitoring tools, sensors, and precision spraying devices. However, these findings should be interpreted with nuance. In viticulture, pesticide expenditures are shaped not only by agronomic requirements but also by broader factors such as climatic conditions, disease pressure, technical practices, and regional commitments to environmental quality (e.g., organic farming, HVE certification, or controlled designation of origin requirements). In certain high-value vineyards, treatment costs may be more elevated due to stricter protocols and greater labour intensity. Yet, the fact that reductions were consistently observed across vineyards with diverse profiles, including those with greater input requirements, suggests that digital technology investments can generally enhance the precision of input use across varying contexts. Digital tools have effects beyond simply lowering costs; they also allow producers to fine-tune their practices and balance their environmental goals with the economic viability of their operations. Thus, the use of digital tools in viticulture may be better understood as promoting ecological intensification rather than maximising output.

The subtleties of these findings invite reflection on how to best orient policies aimed at supporting digital agriculture. If digital technology investments in vineyards are more effective at reducing pesticide use than at boosting land or labour productivity, it would be worth reconsidering whether policy frameworks should continue to emphasise productivity or instead focus on environmental sustainability. Here, we observed that digital technology investments had limited and context-dependent effects on land and labour productivity, suggesting that gains do not occur automatically. For land productivity in particular, gains may not appear immediately; instead, improvements are likely to show up over the longer term, becoming more pronounced after several years of consistent use. The above effects seem to greatly depend on mediating factors, such as the level of farmer training, the integration of digital tools within broader farm management strategies, and tool compatibility with specific structural constraints like parcel configuration, labour availability, or climate variability. As highlighted by past research, digital technologies tend to complement rather than replace human labour and expertise, and their full benefits most likely materialise when organisational conditions and manager expertise are conducive to this outcome (Schnebelin, 2022; Tziolas et al., 2023). Digital tools appear to primarily improve environmental sustainability; they do not fundamentally reshape production

systems. Public policies might thus have greater impacts if they support digital technology adoption as a strategy for reducing pesticide use and meeting agroecological targets, instead of solely focusing on agricultural modernisation.

Our results highlight a key policy dilemma: while digital technologies can concretely contribute to the ecological intensification of viticulture, their adoption remains uneven because of their high initial costs and heterogeneity in investment capacity among vineyards. At present, France provides little governmental support for the acquisition of digital tools and farm capacity to invest in digital technologies. As a result of this gap, there are major concerns regarding the accessibility and inclusivity of digital transitions in agriculture. Without targeted support, existing structural disparities may be exacerbated, particularly when digital technologies with substantial public benefits (e.g., reductions in pesticide use) are not sufficiently profitable at the individual farm scale (Finger, 2023). The situation in France contrasts with more ambitious European frameworks, such as the Farm to Fork Strategy, the post-2020 CAP, and initiatives like EAFRD, EDIH, and EIP-Agri, which aim to foster digital transitions through investment, training, and collaboration (Barbier-Gauchard and Simon, 2022; Czyżewska-Misztal, 2024; Rossi, 2024). However, ensuring alignment between European objectives and national realities remains a challenge. Policy interventions should move beyond providing direct subsidies for specific equipment and instead prioritise the creation of favourable environments, particularly those that are adapted to the diversity of farming systems and the rapid pace of technological change. Such efforts require sustained investment in digital training, advisory services, data interoperability standards, and shared infrastructures (e.g., CUMAs, cooperatives, service providers) that broaden access to digital tools without requiring full ownership. They also require support for diverse innovation pathways—particularly those embedded in collective action and agroecological transitions—rather than for narrowly defined initiatives that focus on technological performance (Bellon-Maurel et al., 2023). Bridging the digital divide in agriculture thus calls for multidimensional, flexible, and region-adapted policy instruments capable of encouraging digital transitions that account for farm-level diversity and broader sustainability goals. Furthermore, our findings emphasise the importance of eschewing the binary perspective of agricultural technology users versus non-users. Examining digital technology adoption in a way that accounts for investment levels and functional tool types permits a more granular understanding of how benefits accrue across farms with different profiles. Future research should more explicitly explore this heterogeneity, paying particular attention to the relationship with the long-term viability of farms, farm resilience to climate shocks, and broader landscape-level impacts.

In conclusion, while digital agriculture holds promise for balancing productivity and sustainability in viticultural systems, achieving this objective requires supportive institutional ecosystems and a critical understanding of the contexts in which technologies are embedded. Policymakers and researchers alike must remain attentive to the structural, economic, and knowledge-related constraints that mediate the impacts of digital technologies. Investments in digital technologies should not be treated as a universal solution; instead, they should be deliberate, accounting for broader agroecological transition strategies that prioritise equity, resilience, and co-innovation.

Appendix A. Supplementary materials

A1. Classification of wine-growing basins

To account for France's diversity of viticultural contexts and their potential influence on vineyard productivity—and particularly pesticide expenditures—our analyses included a categorical variable that controlled for vineyard wine-growing basin (WINE_BASIN). The values for this variable were defined using the region variable in the French Agricultural Census data (AC) along with data from a literature-based characterisation of each wine-growing region. Regions were then grouped into three broader categories based on a combination of agroclimatic, technical, and organisational characteristics. The classification employed five intersecting criteria: dominant climate; grape harvesting methods (manual, mechanical, or mixed); main grape varieties cultivated; typical wine styles (e.g., still, sparkling, rosé); and level of environmental engagement (e.g., organic certification, HVE certification, Ecophyto programs). The table below presents the wine-growing basin classification scheme, along with the defining characteristics of each category. In our analyses of the effects of digital technology investment, this variable allowed us to control for regional heterogeneity that may affect land and labour productivity as well as pesticide-related practices.

Wine-growing basin	Representative regions	Dominant climate	Harvesting method	Main grape varieties	Wine style	Environmental engagement
Oceanic/ Atlantic influence	Bordeaux, Loire Valley, South-West	Temperate and humid	Mixed	Merlot, Cabernet Sauvignon, Sauvignon Blanc	Fruity, balanced, aging potential	Increase in HVE and organic certification
Continental climate	Alsace, Burgundy, Champagne, Jura, Beaujolais, Savoie-Bugey	High thermal amplitude	Mainly manual	Riesling, Chardonnay, Pinot Noir	Elegant, acidic, sometimes sparkling	Strong commitment to organic farming and input reduction
Mediterranean climate	Languedoc-Roussillon, Provence, Rhône Valley, Corsica	Hot, dry summers	Mostly mechanical	Grenache, Syrah, Vermentino	Powerful reds, renowned rosés	Pioneering collective initiatives (DEPHY, organic supply chains)

A2. Robustness checks of the effects of digital technology investments on vineyard performance metrics: IPTW and IPTW-GBM estimates (95 % CI)

Metric	Investment level	IPTW Estimate (95 % CI)	IPTW-GBM Estimate (95 % CI)
Land Productivity	Low	7.45 (–3.81, 17.71)	6.52 (–2.10, 12.24)
	Moderate	15.22 (–2.24, 19.89)	11.29 (–2.10, 12.24)
Labour Productivity	Low	0.08 (–1.08, 1.02)	–0.30 (–1.34, 0.20)
	Moderate	0.32 (–0.80, 1.31)	0.16 (–0.89, 0.89)
Phytosanitary Expenditures	Low	–0.0066 (–0.013, 0.004)	–0.0101 (–0.0199, –0.0062)
	Moderate	–0.0099 (–0.0170, –0.0001)	–0.0115 (–0.0208, –0.0070)

Conclusion du Chapitre

Ce dernier chapitre de thèse permet d'évaluer les effets-propres des investissements numériques de niveaux faibles et moyens sur les performances économiques et environnementales des exploitations viticoles françaises. Les effets estimés sur la productivité de la terre et du travail apparaissent positifs en tendance pour les investissements moyens, mais demeurent statistiquement non significatifs. Cela suggère que, dans un secteur encore faiblement concerné par l'adoption d'outils numériques et fortement dépendant de la main-d'œuvre, les bénéfices économiques du numérique sont susceptibles de se matérialiser de manière différée, nécessitant des phases d'apprentissage et d'adaptation organisationnelle. En revanche, l'impact environnemental est significatif : les investissements de niveaux faibles et moyens s'accompagnent d'une réduction significative de l'usage des produits phytosanitaires, confirmant que même des investissements numériques faibles peuvent constituer un levier efficace de transition agroécologique. Ce chapitre suggère que le numérique ne constitue pas une réponse unique aux défis agricoles, mais qu'il peut, même lorsqu'il est mobilisé de manière modeste, favoriser l'évolution et l'adaptation des pratiques.

Discussion et conclusion générale

DISCUSSION ET CONCLUSION GENERALE

1. Synthèse et discussion des apports de la thèse

L'agriculture contemporaine est confrontée à un double défi : assurer la pérennité de sa compétitivité économique tout en menant à bien la transition agroécologique. Dans cette dynamique, le numérique agricole occupe une position centrale au sein des débats scientifiques, politiques et professionnels. Il contribue à redéfinir les trajectoires d'investissement, à reconfigurer les rapports de production et à transformer en profondeur les modes de prise de décision au sein des exploitations agricoles. C'est dans ce cadre que s'inscrit cette thèse. L'objectif est d'examiner, à partir d'un ancrage empirique, la place et les effets des investissements numériques dans les exploitations agricoles, en tenant compte des logiques différenciées de production et de capitalisation.

Le chapitre 1 clarifie ce que recouvre concrètement l'investissement en outils numériques à l'échelle d'une exploitation agricole, sur la base d'une revue systématique de la littérature scientifique. Il analyse la manière dont l'investissement agricole est conceptualisé dans les recherches existantes et en dégage la logique d'intégration du numérique au sein des exploitations agricoles, ainsi que ses principales implications économiques. Quatre formes d'investissement en outils numériques ont été distinguées : i) l'investissement unitaire, correspondant à l'acquisition d'un outil autonome (application mobile, capteur manuel, etc.) ; ii) l'investissement complémentaire, qui consiste à adjoindre un dispositif numérique à un équipement existant (capteurs, GPS, modules connectés, etc.) ; iii) l'investissement systémique, impliquant l'intégration d'un système numérique complet au sein de l'exploitation (système d'irrigation intelligent) ; iv) l'investissement d'expansion, qui requiert la mise en place d'infrastructures nouvelles, comme dans le cas du biogaz en élevage.

À partir de cette typologie, la revue conduit à l'élaboration d'un cadre analytique qui dépasse la simple logique d'acquisition ponctuelle et appréhende l'investissement numérique comme un processus multidimensionnel, progressif et structurant. Elle met également en lumière que l'investissement en outils numériques ne se limite pas au coût initial d'acquisition, mais s'accompagne de coûts récurrents liés à leur utilisation

(formation, maintenance, abonnements logiciels, accessoires, etc.).

Dans cette perspective, le chapitre 2 apporte une contribution méthodologique en cherchant à caractériser les outils numériques disponibles dans l'offre commerciale en France et à examiner la variabilité de leurs coûts selon les types et les usages. À cette fin, une base de données, intitulée AgriTechCost_DB, a été constituée à partir d'une collecte d'informations techniques et tarifaires réalisée entre octobre 2023 et février 2024 sur les plateformes commerciales et les sites web de fournisseurs d'agri-technologies. L'originalité de cette base réside dans la construction d'un indicateur composite de coût total de possession (CTP) annuel des outils numériques. Cet indicateur vise à évaluer de manière comparable l'ensemble des coûts associés à l'adoption d'outils numériques en agriculture. Il intègre non seulement les coûts d'acquisition initiaux, mais également les dépenses récurrentes, telles que les frais de maintenance, les abonnements logiciels ou de données, la formation des utilisateurs, les services techniques externalisés, ainsi que les coûts de fonctionnement, calculés pour une exploitation agricole standard.

L'analyse de cet indicateur montre que l'investissement dans le numérique agricole ne relève pas d'une transaction ponctuelle, mais d'un processus d'engagement à long terme. En effet, la diversité et la récurrence des coûts associés traduisent la nécessité d'ajustements organisationnels et décisionnels profonds, impliquant une transformation des modes de gestion des exploitations. Ce type d'investissement mobilise ainsi de plusieurs formes de capital. Au-delà du capital économique, il repose sur le capital humain, à travers la formation continue et l'adaptation permanente des compétences, ainsi que sur le capital informationnel, indispensable à la collecte, au traitement et à l'intégration des données dans les processus décisionnels (Li et al., 2024; Weyori et al., 2018).

Cette complexité dans la structure des coûts et des ressources mobilisées se traduit également dans la manière dont les agriculteurs adoptent et combinent les outils numériques. Ces derniers étant souvent interconnectés et complémentaires, les exploitants tendent à associer plusieurs types d'outils en fonction de leurs besoins spécifiques et de leurs systèmes de production. Afin de tenir compte de cette réalité, des combinaisons d'outils ont été définies selon leur nature et leurs usages, puis des coûts totaux de possession (CTP) ont été calculés pour chacune d'elles.

Cette démarche a permis d'élaborer une typologie des niveaux d'investissement à l'échelle de l'exploitation agricole, distinguant trois niveaux : i) les investissements faibles (0 à 1 000 €), correspondant principalement à l'acquisition de logiciels de gestion; ii) les

investissements moyens (1 000 à 10 000 €), associant des outils d'observation des cultures et de l'élevage à des logiciels de gestion ; iii) les investissements élevés (> 10 000 €), combinant des outils d'observation et d'exécution à des logiciels de gestion intégrés.

L'adoption de ces différents niveaux d'investissement répond à des logiques différenciées, qui ne dépendent pas uniquement des caractéristiques technologiques et des coûts associés aux outils, mais également des conditions dans lesquelles ils sont déployés.

Le chapitre 3 prolonge cette analyse en s'attachant à identifier les déterminants de l'adoption des investissements en outils numériques, à partir des données statistiques nationales issues du Recensement Agricole (RA) et du Réseau d'Information Comptable Agricole (RICA). Pour ce faire, une approche économétrique combinant un modèle logit binaire et un modèle logit multinomial est mise en œuvre, afin d'examiner les facteurs explicatifs susceptibles d'influencer l'adoption du numérique au sein des exploitations agricoles françaises.

Les résultats mettent en évidence une hétérogénéité marquée dans l'adoption du numérique, selon les niveaux d'investissement et les caractéristiques des exploitations agricoles. Cette adoption apparaît déterminée par un ensemble de facteurs individuels, structurels et externes à l'exploitation. Elle est favorisée par un niveau de formation agricole plus élevé, un statut matrimonial stable. À l'inverse, la propension à investir dans les technologies numériques tend à diminuer lorsque les chefs d'exploitation sont plus âgés ou disposent d'une expérience professionnelle plus longue, traduisant une forme de réticence face aux nouvelles technologies. Enfin, l'appartenance à des collectifs d'agriculteurs (organisations de producteurs, CUMA, coopératives, banques de travail partagé) ou encore le recours à des instruments de gestion des risques (assurances, circuits courts) renforcent significativement la probabilité d'adoption, en facilitant la diffusion de l'information et la mutualisation des apprentissages.

Les résultats montrent que les investissements faibles, principalement des logiciels de gestion, de traçabilité ou de déclaration réglementaire, souvent gratuits ou proposés à moins de 1000 €, constituent l'investissement le plus adopté dans les exploitations agricoles françaises. Leur diffusion s'explique d'abord par leur accessibilité économique et par le faible niveau d'engagement organisationnel qu'ils requièrent.

Par ailleurs, l'adoption de ces outils peut également relever d'une logique d'obligation institutionnelle plutôt que d'un choix stratégique. Plusieurs cadres administratifs et réglementaires exigent désormais un socle minimal d'équipements numériques afin

d'assurer la traçabilité et la conformité administrative des pratiques agricoles. C'est notamment le cas des déclarations PAC via TéléPAC, des dispositifs de certification (agriculture biologique, HVE, IGP, AOC, Label Rouge), ou encore des standards techniques imposés par certaines coopératives (Charlebois et al., 2024; Hackfort, 2023; Lei & Yang, 2024; Lepore et al., 2025).

Cette intégration est renforcée par des dispositifs de financement tel que le Plan de Compétitivité et d'Adaptation des Exploitations agricoles (PCAE) cofinancé par le Fonds Européen Agricole pour le Développement Rural (FEADER)) conditionnant les aides à l'acquisition d'équipements standardisés (Mitra, 2025). Les services de conseil, tout en apportant une expertise technique, diffusent parfois des solutions « clé en main » liées à des partenariats commerciaux, ce qui limite l'autonomie des agriculteurs et favorise une standardisation des trajectoires (Linton, 2019). Ces dynamiques participent à l'émergence d'un verrouillage technologique institutionnalisé : une fois intégrés, les outils deviennent coûteux à remplacer et génèrent des risques de non-conformité ou de perte d'accès aux services. Ce phénomène de dépendance au sentier, renforcé par les normes sectorielles, constitue un obstacle à l'innovation (Hetemi, 2020; Uraguchi, 2025). Dans ce cadre, l'innovation n'est plus déterminée uniquement par la demande des exploitants, mais par la configuration institutionnelle des filières et des dispositifs d'accompagnement. Cette logique favorise une homogénéisation des solutions, en contradiction avec les objectifs de durabilité, d'adaptabilité et de résilience promus par les politiques agricoles européennes (Barrett et al., 2022).

Toutefois, les résultats économétriques mettent aussi en évidence une forte disparité d'adoption des outils numériques selon la structure productive et le type de production des exploitations. Les exploitations à forte intensité capitalistique (grandes cultures, élevage porcin, avicole, bovin) affichent les taux d'adoption les plus élevés, qu'il s'agisse d'investissements de niveau moyen (logiciels et capteurs coûtant moins de 10 000 €) ou d'investissements élevés (robots et automates). Ces exploitations, généralement dotées d'une surface agricole utile (SAU) importante, d'une main-d'œuvre salariée et d'une structure sociétaire, disposent de ressources leur permettant d'amortir les coûts d'investissement, de former le personnel et d'intégrer le numérique dans leurs processus décisionnels (Gabriel & Gandorfer, 2023; McFadden et al., 2023).

À l'inverse, les exploitations de petite SAU, majoritairement familiales et diversifiées (OTEX maraîchage, polyculture-élevage, viticulture), tendent à adopter des niveaux d'investissement faibles ou moyens, limités à des outils de gestion ou d'observation de

base. Cela pourrait être dû à des contraintes structurelles cumulées : faibles capacités de financement, charges de travail importantes, déficit de formation et infrastructures numériques limitées (Pathak et al., 2019). Comme le soulignent Daberkow & McBride, (2003), la faiblesse du capital humain et informationnel constitue un frein majeur, indépendamment du potentiel technique et financier.

Ces écarts d'adoption traduisent également probablement des contraintes structurelles durables. En l'absence de dispositifs publics différenciés, les écarts se reproduisent et s'amplifient, concentrant l'innovation dans les filières déjà capitalisées et creusant les inégalités (Bowman & Zilberman, 2013). Ce phénomène illustre une dépendance au sentier : les solutions technologiques privilégient les filières historiquement intensives en capital, déjà dotées d'infrastructures adaptées (Eastwood et al., 2023; Goodman, 2023), tandis que les exploitations diversifiées et de plus petite taille, comme la viticulture, reposant sur le travail humain et moins capitalistiques sont marginalisés (Hackfort, 2021; Rotz, et al., 2019).

C'est dans ce contexte que le chapitre 4 propose une analyse ciblée sur la viticulture, filière particulièrement intéressante en raison de sa faible propension à adopter les investissements numériques, combinée à une forte exposition aux contraintes environnementales et réglementaires. Cette approche sectorielle vise à évaluer les effets concrets de l'adoption des outils numériques sur les performances environnementales et économiques des exploitations viticoles. À cette fin, l'analyse mobilise les données combinées du RA et du RICA, en recourant à une méthode économétrique de double robustesse (Augmented Inverse Probability Weighting, AIPW).

Les résultats confirment que les investissements numériques de niveaux faible et moyen réduisent significativement l'usage des intrants phytosanitaires, sans amélioration notable à court terme de la productivité de la terre ou du travail. Ce résultat, confirmé par Galati et al. (2025) et Luglio et al., (2024), montre que les premiers effets du numérique se traduisent surtout par des gains environnementaux, indépendamment d'une rentabilité immédiate.

Cette dissociation temporelle entre bénéfices environnementaux et gains économiques invite à repenser la temporalité de l'innovation agricole. En effet, celle-ci relève moins d'un calendrier linéaire d'adoption que d'une véritable « structure d'attente » (Borup et al., 2006), qui façonne les comportements des producteurs, les anticipations des filières et les orientations des politiques publiques. Cette temporalité différée s'explique notamment par les temps d'apprentissage prolongés dans les exploitations, le décalage entre la collecte et

la valorisation des données, la variabilité climatique, ainsi que la rigidité des structures de filière, qui limitent la captation individuelle des gains (Mgendi, 2024). Elle s'inscrit également dans l'analyse de Mazzucato (2018) sur les « innovations à externalités positives », selon laquelle les bénéfices collectifs (environnementaux, climatiques ou sanitaires) précèdent souvent les retombées économiques directes qui ne se matérialisent qu'à moyen ou long terme.

Dans cette perspective, l'agriculture de précision ne se réduit pas à un processus d'automatisation, mais induit une reconfiguration des tâches et des compétences au sein des exploitations. En viticulture, par exemple, l'adoption d'outils numériques faibles ou moyens peut stimuler le développement de nouvelles compétences liées à la collecte et à la fiabilisation des données, au paramétrage des dispositifs et à l'interprétation d'alertes (Daum, 2025; Sadjadi & Fernández, 2023; Zabelina et al., 2020). Dès lors, l'agriculture de précision apparaît moins comme un levier d'efficience mécanique que comme un processus de recomposition organisationnelle et cognitive (Ye, 2025).

2. Recommandations

Les résultats de cette thèse permettent de formuler des recommandations à l'intention des décideurs politiques et des acteurs du secteur agricole. Les principales recommandations sont les suivantes :

* Comme l'ont montré les chapitres 1 et 2, l'investissement en outil numérique ne se réduit pas à l'acquisition d'un équipement, mais s'inscrit dans un écosystème humain, organisationnel et institutionnel qui conditionne son appropriation. L'agriculture de précision relève moins d'un transfert technologique que de la qualité des dispositifs d'accompagnement, incluant la formation continue, le conseil contextualisé et la médiation entre fournisseurs et exploitants (Fabregas et al., 2019; Klerkx et al., 2012). En l'absence de cet environnement de soutien, même les outils les plus performants demeurent sous-utilisés ou inadaptés aux réalités locales.

Dès lors, pour assurer une diffusion efficace et durable des innovations, les politiques publiques doivent aller au-delà du simple financement des équipements, en soutenant la formation, l'animation de collectifs et le développement de réseaux territoriaux d'innovation (Qin et al., 2022). Un appui renforcé aux structures d'intermédiation apparaît stratégique, qu'il s'agisse des chambres d'agriculture, des coopératives, des startups publiques, ou encore des GIEE (Groupements d'Intérêt Économique et Environnemental), qui adaptent les technologies aux spécificités locales et en facilitent l'intégration

opérationnelle (Hrustek et al., 2022).

* Le chapitre 3 montre que l'adoption des outils numériques varie fortement selon le type de production et la taille économique des exploitations. Cette hétérogénéité pourrait s'expliquer par deux facteurs : la capacité d'investissement et les contraintes sectorielles, qui structurent les inégalités d'accès à l'innovation.

Ces constats soulignent la nécessité d'un cadre national de trajectoires numériques différenciées, permettant d'adapter les politiques de soutien aux divers profils d'exploitations. Un tel dispositif définirait, pour chaque type de production et niveau de capitalisation, un éventail d'outils appropriés (des solutions les plus accessibles aux plus avancées) et ajusterait les aides publiques en conséquence. L'objectif serait de garantir une adoption équitable et soutenable du numérique, en valorisant la diversité des modèles agricoles plutôt qu'en imposant une norme unique Wolfert et al. (2017)

Comme le souligne Ye (2025), une transition numérique durable implique de reconnaître et corriger les inégalités structurelles qui traversent le secteur. Le numérique doit ainsi devenir un levier d'adaptation, de résilience et d'autonomie, et non un facteur de concentration ou d'exclusion.

* Le chapitre 4 met en évidence que les effets environnementaux des innovations numériques agricoles en viticulture se manifesteraient plutôt à court terme, tandis que leurs retombées économiques demeureraient non significatives à ce stade, mais pourraient se matérialiser à moyen ou long terme. Ce décalage temporel conduit à sous-évaluer les externalités positives de long terme (telles que la réduction des intrants, la préservation des sols ou l'amélioration de la résilience climatique) et à favoriser les technologies à retour rapide, au détriment de celles dont les bénéfices sont différés.

De nombreuses technologies d'observation et d'aide à la décision (telles que les capteurs météo, les modèles de prévision phytosanitaire ou le pilotage de l'irrigation) produisent des bénéfices environnementaux différés, souvent non valorisés par les mécanismes de marché (Long et al., 2016). Pour en tenir compte, les indicateurs classiques de performance (rendement, productivité, retour sur investissement) devraient être complétés par des critères de durabilité, intégrant les externalités environnementales et sociales (Kasimati et al., 2024). Les expériences pilotes européennes montrent qu'une telle approche favorise l'adoption de pratiques plus durables sans compromettre la dynamique d'innovation (Dessart et al., 2019; Finger et al., 2019).

Enfin, une gouvernance équitable du numérique agricole suppose de redistribuer les risques liés à ces trajectoires longues. Des mécanismes de co-investissement public, de financement interprofessionnel ou de garantie publique, inspirés des assurances climatiques, permettraient de partager les coûts d'apprentissage et les bénéfices environnementaux (Bordoloi et al., 2025; Trotsenko & Slukin, 2020).

3. Limites et perspectives

Comme toute recherche appliquée, cette thèse présente des limites méthodologiques et analytiques. Celles-ci n'invalident pas les résultats obtenus mais invitent à la prudence dans leur interprétation et ouvrent des pistes pour de futurs travaux.

Les modèles économétriques mobilisés dans cette thèse (logit binaire et multinomial, AIPW, bootstrap, tests d'équilibrage) offrent un cadre robuste pour formaliser et quantifier des phénomènes complexes, mais au prix de simplifications qui limitent la portée interprétative des résultats. Comme le souligne Mamiharimalala (2025), leur puissance explicative dépend étroitement de la qualité des données, de la validité des spécifications et de la prise en compte des hétérogénéités structurelles des exploitations. Par ailleurs, les effets du numérique agricole, souvent non linéaires, cumulatifs ou contextuels, échappent en grande partie aux approches standards. Amouzay & El Ghini (2025) montrent ainsi que les modèles classiques sous-estiment les phénomènes de diffusion, les rétroactions locales et les biais spatiaux, pourtant centraux dans les dynamiques d'adoption. De plus, les biais de sélection, d'endogénéité ou de spécification demeurent difficilement éliminables. Comme la littérature récente recommande, il faut donc combiner économétrie, approches d'inférence causale et modèles hybrides, afin de limiter les généralisations excessives et la dépendance aux hypothèses (Rajkhowa & Qaim, 2021; Tsoumas et al., 2023). Enfin, certaines dimensions essentielles, motivations stratégiques, apprentissages collectifs, effets de réputation, échappent aux logiques formelles et nécessitent des approches qualitatives ou institutionnelles complémentaires (Janssen & Van Ittersum, 2007). En ce sens, si l'économétrie constitue un outil précieux, elle doit être articulée à d'autres méthodes pour appréhender la complexité des processus d'adoption et formuler des recommandations adaptées.

Hypothèse de rationalité et complexité des décisions d'adoption

Cette recherche s'appuie sur un cadre théorique classique en économie agricole, où l'exploitant est considéré comme un agent rationnel optimisant ses choix d'investissement sous contraintes financières, temporelles ou réglementaires(Li et al., 2023; Musshoff &

Hirschauer, 2011). Ce cadre offre une cohérence analytique qui sous-tend nos approches économétriques. Cependant, l'hypothèse de rationalité parfaite se heurte aux réalités de l'adoption du numérique agricole. Les décisions d'investissement sont souvent façonnées par l'incertitude technologique, climatique et de marché, ce qui favorise l'aversion au risque et la prudence (Cordaro & Desdoigts, 2021; Wuepper et al., 2023). Elles sont également enracinées dans des contextes sociaux, familiaux et historiques, où interviennent des objectifs multiples : stabilité économique, continuité intergénérationnelle, préservation du foncier ou quête de sens au travail. Dès lors, la rationalité économique modélisée apparaît incomplète pour saisir la complexité des arbitrages. Comme le soulignent Dibbern et al. (2025) et Geng et al. (2024), l'analyse doit intégrer des dimensions comportementales, sociales et institutionnelles. En ce sens, les approches économétriques constituent un outil utile mais partiel, qui gagne à être complété par des méthodes qualitatives et participatives, capables de révéler des déterminants invisibles aux modèles formels.

Absence de données longitudinales et impossibilité de capter les effets dynamiques

Une limite méthodologique majeure réside dans le caractère strictement transversal des données utilisées, issues du Recensement Agricole 2020 et du RICA 2019. Bien que riches et standardisées, ces bases ne permettent ni de suivre les mêmes exploitations dans le temps, ni de reconstituer les trajectoires technologiques, organisationnelles ou économiques post-adoption. Or, la littérature sur l'économie de l'innovation agricole souligne que les effets du numérique se déploient rarement de manière instantanée : ils sont cumulatifs, progressifs et souvent différés (Eastwood et al., 2019; Schimmelpfennig, 2016). Sans observation longitudinale, il est impossible d'évaluer l'évolution réelle de la productivité, des rendements ou de l'usage des intrants plusieurs années après l'adoption (Geng et al., 2024), ni de saisir des dynamiques non linéaires liées à l'apprentissage, à la montée en compétence ou à la réorganisation interne (Yue et al., 2023).

De plus, l'absence de suivi empêche d'identifier des phénomènes cruciaux comme la désadoption, le remplacement technologique ou la saturation des gains de performance, pourtant bien documentés (McFadden et al., 2023). Ce biais temporel est récurrent dans les évaluations ex post en agriculture et conduit souvent à surestimer les effets immédiats tout en sous-estimant les bénéfices ou risques différés (Rejeb et al., 2024). Pour le corriger, il est essentiel de mettre en place des panels longitudinaux ou des cohortes suivies sur plusieurs campagnes, afin de capter les effets dynamiques et différés du numérique et de mieux comprendre les trajectoires d'adoption, d'intensification ou d'abandon dans le temps.

Actuellement centrée sur la viticulture, l'analyse gagnerait à inclure d'autres secteurs comme l'élevage, les grandes cultures ou le maraîchage. Une telle extension permettrait de tester la transférabilité des typologies d'investissement et de révéler les spécificités techniques, réglementaires et économiques propres à chaque filière. Comme le souligne Vărzaru (2025), les effets de l'agriculture de précision varient fortement selon les chaînes de valeur agricoles, en fonction des contraintes techniques, de la structure des marchés et du degré d'intégration des outils numériques.

Références bibliographiques

Abiri, R., Rizan, N., Balasundram, S. K., Shahbazi, A. B., & Abdul-Hamid, H. (2023). Application of digital technologies for ensuring agricultural productivity. *Heliyon*, *9*(12). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e22601

Abokyi, E. (2022). The impact of agricultural marketing program on farm investment : Evidence from Ghana. *Cogent Economics & Finance*, *10*(1), 2111781. https://doi.org/10.1080/23322039.2022.2111781

Adenuga, A. H., Jack, C., Olagunju, K. O., & Ashfield, A. (2020). Economic Viability of Adoption of Automated Oestrus Detection Technologies on Dairy Farms : A Review. *Animals*, *10*(7), Article 7. https://doi.org/10.3390/ani10071241

Adimassu, Z. (2019). Constraining the Constraints : Factors Affecting Farmers' Investment in Climate-Smart Land Management. In *Climate-Smart Agriculture Enhancing Resilient Agricultural Systems, Landscapes, and Livelihoods in Ethiopia and Beyond* (p. 183-193).

Agreste. (2016). *L'équipement des exploitations agricoles Un recours à la propriété moins marqué pour les machines spécialisées*.

Akimowicz, M., Cummings, H., & Landman, K. (2016). Green lights in the Greenbelt? A qualitative analysis of farm investment decision-making in peri-urban Southern Ontario. *Land Use Policy*, *55*, 24-36. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2016.03.024

Alburquerque, S. (1969). *A polyperiodproduction-investmemntodel of growthof large-size livestockfarms in southwesvtirginia*.

Amadu, F. O., Miller, D. C., & McNamara, P. E. (2020). Agroforestry as a pathway to agricultural yield impacts in climate-smart agriculture investments : Evidence from southern Malawi. *Ecological Economics*, *167*, 106443. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.106443

Ammann, J., Umstätter, C., & El Benni, N. (2022). The adoption of precision agriculture enabling technologies in Swiss outdoor vegetable production : A Delphi study. *Precision Agriculture*, *23*(4), 1354-1374. https://doi.org/10.1007/s11119-022-09889-0

Amouzay, H., & El Ghini, A. (2025). A Systematic Review of Key Spatial Econometric Models for Assessing Climate Change Impacts on Agriculture. *Review of Regional Studies*, *55*(1), 1-24.

Anderson, R. C., & Weersink, A. (2014). A Real Options Approach for the Investment Decisions of a Farm-Based Anaerobic Digester : Real Options Approach to Investment Analysis. *Canadian Journal of Agricultural Economics*, *62*(1), 69-87. https://doi.org/10.1111/cjag.12019

Andújar, D., Moreno, H., Bengochea-Guevara, J. M., de Castro, A., & Ribeiro, A. (2019). Aerial imagery or on-ground detection? An economic analysis for vineyard crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, *157*, 351-358. https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.01.007

Annosi, M. C., Brunetta, F., Monti, A., & Nati, F. (2019). Is the trend your friend? An analysis of technology 4.0 investment decisions in agricultural SMEs. *Computers in Industry*, *109*, 59-71. https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.04.003

Arango-Aramburo, S., Acevedo, Y., & Sonnemans, J. (2019). The Influence of the Strength of Financial Institutions and the Investment-Production Delay on Commodity Price Cycles : A Framed Field Experiment with Coffee Farmers in Colombia. *De Economist*, *167*(4), 347-358.

Armstrong, D. V., Daugherty, L. S., Galton, D. M., & Knoblauch, W. A. (1992). Analysis of capital investment in robotic milking systems for US dairy farms. *Publication-european association for animal production*, *65*, 432-432.

Assima, A., Haggblade, S., & Smale, M. (2017). *Counterfeit herbicides and farm productivity in Mali : A multivalued treatment approach*. https://ageconsearch.umn.edu/record/259563/

Austin, P. C. (2009). Balance diagnostics for comparing the distribution of baseline covariates between treatment groups in propensity-score matched samples. *Statistics in Medicine*, *28*(25), 3083-3107. https://doi.org/10.1002/sim.3697

Austin, P. C. (2011). An introduction to propensity score methods for reducing the effects of confounding in observational studies. *Multivariate behavioral research*, *46*(3), 399-424.

Austin, P. C., & Stuart, E. A. (2015). Moving towards best practice when using inverse probability of treatment weighting (IPTW) using the propensity score to estimate causal treatment effects in observational studies. *Statistics in Medicine*, *34*(28), 3661-3679. https://doi.org/10.1002/sim.6607

Awais, M., Wang, X., Hussain, S., Aziz, F., & Mahmood, M. Q. (2025). Advancing Precision Agriculture Through Digital Twins and Smart Farming Technologies : A Review. *AgriEngineering*, *7*(5), Article 5. https://doi.org/10.3390/agriengineering7050137

Bacco, M., Barsocchi, P., Ferro, E., Gotta, A., & Ruggeri, M. (2019). The Digitisation of Agriculture : A Survey of Research Activities on Smart Farming. *Array*, *3-4*, 100009. https://doi.org/10.1016/j.array.2019.100009

Bakucs, L. Z., Bojnec, S., Ferto, I., & Latruffe, L. (2010). *The impact of non-farm income on the investment in agriculture : Evidence from Hungary and Slovenia*.

Balafoutis, A., Beck, B., Fountas, S., Vangeyte, J., Wal, T. V. der, Soto, I., Gómez-Barbero, M., Barnes, A., & Eory, V. (2017). Precision Agriculture Technologies Positively Contributing to GHG Emissions Mitigation, Farm Productivity and Economics. *Sustainability*, *9*(8), Article 8. https://doi.org/10.3390/su9081339

Balafoutis, A. T., Evert, F. K. V., & Fountas, S. (2020). Smart Farming Technology Trends : Economic and Environmental Effects, Labor Impact, and Adoption Readiness. *Agronomy*, *10*(5), 743. https://doi.org/10.3390/agronomy10050743

Balasundram, S. K., Shamshiri, R. R., Sridhara, S., & Rizan, N. (2023). The Role of Digital Agriculture in Mitigating Climate Change and Ensuring Food Security : An Overview. *Sustainability*, *15*(6), Article 6. https://doi.org/10.3390/su15065325

Balietti, A., Chesney, M., & Vargas, C. (2018). Long-Term Investment Choices for Quinoa Farmers in Puno, Peru : A Real Options Case Study. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.3175262

Barbier-Gauchard, A., & Simon, A. (2022). L'UE à l'épreuve des crises économiques : Comment le budget communautaire 2021-2027 a-t-il pu s'adapter ? *Revue française d'administration publique*, *181*(1), 127-139. https://doi.org/10.3917/rfap.181.0129

Barnes, A. P., Soto, I., Eory, V., Beck, B., Balafoutis, A., Sánchez, B., Vangeyte, J., Fountas, S., van der Wal, T., & Gómez-Barbero, M. (2019). Exploring the adoption of precision agricultural technologies : A cross regional study of EU farmers. *Land Use Policy*, *80*, 163-174. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.10.004

Barrett, C. B., Benton, T., Fanzo, J., Herrero, M., Nelson, R. J., Bageant, E., Buckler, E., Cooper, K., Culotta, I., Fan, S., Gandhi, R., James, S., Kahn, M., Lawson-Lartego, L., Liu, J., Marshall, Q., Mason-D'Croz, D., Mathys, A., Mathys, C., … Wood, S. (2022). *Socio-Technical Innovation Bundles for Agri-Food Systems Transformation*. Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-3-030-88802-2

Barrett, H., & Rose, D. C. (2022). Perceptions of the Fourth Agricultural Revolution : What's In, What's Out, and What Consequences are Anticipated? *Sociologia Ruralis*, *62*(2), 162-189. https://doi.org/10.1111/soru.12324

Batra, I., Sharma, C., Malik, A., Sharma, S., Kaswan, M. S., & Garza-Reyes, J. A. (2024). Industrial revolution and smart farming : A critical analysis of research components in Industry 4.0. *The TQM Journal*, *37*(6), 1497-1525. https://doi.org/10.1108/TQM-10-2023-0317

Baudracco, J., Lazzarini, B., Rossler, N., Gastaldi, L., Jauregui, J., & Fariña, S. (2022). Strategies to double milk production per farm in Argentina : Investment, economics and risk analysis. *Agricultural Systems*, *197*, 103366. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2022.103366

Bekee, B., Segovia, M. S., & Valdivia, C. (2024). Adoption of smart farm networks : A translational process to inform digital agricultural technologies. *Agriculture and Human Values*. https://doi.org/10.1007/s10460-024-10566-3

Bellon Maurel, V., & Huyghe, C. (2017). Putting agricultural equipment and digital technologies at the cutting edge of agroecology. *OCL*, *24*(3), D307. https://doi.org/10.1051/ocl/2017028

Bellon-Maurel, V., & Huyghe, C. (2016). L'innovation technologique dans l'agriculture. *Geoeconomie*, *80*(3), 159-180.

Bellon-Maurel, V., & Huyghe, C. (2019). Agriculture numérique, une (r)évolution en marche dans les territoires ? - Avant-propos. *Sciences Eaux & Territoires*, *29*, Article 29. https://doi.org/10.14758/SET-REVUE.2019.3.01

Bellon-Maurel, V., Lutton, E., Bisquert, P., Brossard, L., Chambaron-Ginhac, S., Labarthe, P., Lagacherie, P., Martignac, F., Molenat, J., Parisey, N., Picault, S., Piot-Lepetit, I., & Veissier, I. (2022). Digital revolution for the agroecological transition of food systems : A responsible research and innovation perspective. *Agricultural Systems*, *203*, 103524. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2022.103524

Bellon-Maurel, V., Piot-Lepetit, I., Lachia, N., & Tisseyre, B. (2023a). Digital agriculture in Europe and in France : Which organisations can boost adoption levels? *Crop and Pasture Science*, *74*(6), 573-585. https://doi.org/10.1071/CP22065

Bellon-Maurel, V., Piot-Lepetit, I., Lachia, N., & Tisseyre, B. (2023b). Digital agriculture in Europe and in France : Which organisations can boost adoption levels? *Crop & Pasture Science*, *74*(6), Article 6. https://doi.org/10.1071/CP22065

Ben Arfa, N., & Ghali, M. (2019). Le numérique dans la chaine de valeur agroalimentaire : Enjeux et opportunités. In *Les agriculteurs dans le mouvement de numérisation du monde* (p. 159-191). Éducagri éditions. https://www.cairn.info/les-agriculteurs-dans-le-mouvement-de-numerisation--9791027502950-page-159.html

Ben Jaballah, M., Ghali, M., Arfa, N. B., Daniel, K., & Ridier, A. (2023). Farm digital tools : A systematic review of investments and environmental implications. *Resources and Environmental Economics*, *5*(1), 399-416.

Ben Jaballah, M., Ghali, M., Ben Arfa, N., Daniel, K., Kleftodimos, G., & Ridier, A. (2024). Farm digital tools : A systematic review of investments and environmental implications. *Resources and Environmental Economics*, *5*(1), Article 1. https://doi.org/10.25082/REE.2023.01.003

Ben Jaballah, M., Ghali, M., Ben Arfa, N., Daniel, K., & Ridier, A. (2024, juin 6). Les Outils Numériques dans une Nouvelle Typologie Économique : Entre Usage et Investissement. *SFER*. Les exploitations agricoles et les métiers en agriculture : évolutions, transformations, perspectives, ESA, Angers.

Ben Jaballah, M., Ghali, M., Ben Arfa, N., Daniel, K., & Ridier, A. (2025). Les Outils Numériques dans une Nouvelle Typologie Économique : Entre Usage et Investissement. *Economie Rurale (soumis)*.

Benjamin, C., & Giraldo Hurtado, A. (2021). Quand « l'irrigation verte » augmente la demande d'eau: *Revue économique*, *Vol. 72*(6), 929-946. https://doi.org/10.3917/reco.726.0929

Benjamin, C., & Phimister, E. (2001). Imperfection du marché du capital et investissement des exploitations agricoles. *L'Actualité économique*, *77*(3), 357-383. https://doi.org/10.7202/602356ar

Benjamin, C., & Phimister, E. (2002). Does Capital Market Structure Affect Farm Investment? A Comparison using French and British Farm-Level Panel Data. *American Journal of Agricultural Economics*, *84*(4), 1115-1129. https://doi.org/10.1111/1467-8276.00372

Benjamin, Phimister, E., & Society, R. E. (1999). *Does loan type affect investment ? A comparison using French and British farm level panel data*.

Bennett, J. McL., Roberton, S. D., Ghahramani, A., & McKenzie, D. C. (2021). Operationalising soil security by making soil data useful : Digital soil mapping, assessment and return-on-investment. *Soil Security*, *4*, 100010. https://doi.org/10.1016/j.soisec.2021.100010

Bhat, S. A., Huang, N.-F., Sofi, I. B., & Sultan, M. (2022). Agriculture-Food Supply Chain Management Based on Blockchain and IoT : A Narrative on Enterprise Blockchain

Interoperability. *Agriculture*, *12*(1), Article 1. https://doi.org/10.3390/agriculture12010040

Bianchi, M. C., Bava, L., Sandrucci, A., Tangorra, F. M., Tamburini, A., Gislon, G., & Zucali, M. (2022). Diffusion of precision livestock farming technologies in dairy cattle farms. *Animal*, *16*(11), 100650. https://doi.org/10.1016/j.animal.2022.100650

Birner, R., Daum, T., & Pray, C. (2021). Who drives the digital revolution in agriculture? A review of supply-side trends, players and challenges. *Applied Economic Perspectives and Policy*, *43*(4), 1260-1285. https://doi.org/10.1002/aepp.13145

Blasch, J., van der Kroon, B., van Beukering, P., Munster, R., Fabiani, S., Nino, P., & Vanino, S. (2022). Farmer preferences for adopting precision farming technologies : A case study from Italy. *European Review of Agricultural Economics*, *49*(1), 33-81. https://doi.org/10.1093/erae/jbaa031

Bocean, C. G. (2024). A Cross-Sectional Analysis of the Relationship between Digital Technology Use and Agricultural Productivity in EU Countries. *Agriculture*, *14*(4), Article 4. https://doi.org/10.3390/agriculture14040519

Bolfe, É. L., Jorge, L. A. de C., Sanches, I. D., Luchiari Júnior, A., da Costa, C. C., Victoria, D. de C., Inamasu, R. Y., Grego, C. R., Ferreira, V. R., & Ramirez, A. R. (2020). Precision and Digital Agriculture : Adoption of Technologies and Perception of Brazilian Farmers. *Agriculture*, *10*(12), Article 12. https://doi.org/10.3390/agriculture10120653

Bond, S., & Meghir, C. (1994). Dynamic Investment Models and the Firm's Financial Policy. *The Review of Economic Studies*, *61*(2), 197-222. https://doi.org/10.2307/2297978

Booth, A., Sutton, A., Clowes, M., & James, M. M.-S. (2021). *Systematic Approaches to a Successful Literature Review*. SAGE.

Bordoloi, K., Timung, B., Das, A. M., & Doloi, G. (2025). Digital Platforms as Catalysts for Public-Private Partnerships in Achieving Sustainable Development Goals. In *Advancing Sustainable Development Goals With Educational Technology* (p. 181-208). IGI Global Scientific Publishing. https://doi.org/10.4018/979-8-3693-8242-4.ch007

Borup, M., Brown, N., Konrad, K., & Van Lente, H. (2006). The sociology of expectations in science and technology. *Technology Analysis & Strategic Management*, *18*(3-4), 285-298. https://doi.org/10.1080/09537320600777002

Bournigal, J.-M., Houllier, F., Lecouvey, P., & Pringuet, P. (2015). *#AgricultureInnovation2025—30 projets pour une agriculture compétitive et respectueuse de l'environnement* (p. 70).

Bowman, M. S., & Zilberman, D. (2013). Economic Factors Affecting Diversified Farming Systems. *Ecology and Society*, *18*(1). https://www.jstor.org/stable/26269286

Bradfield, T., Butler, R., Dillon, E. J., Hennessy, T., & Loughrey, J. (2023). The impact of long-term land leases on farm investment : Evidence from the Irish dairy sector. *Land Use Policy*, *126*, 106553. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2023.106553

Brown, R. M., Dillon, C. R., Schieffer, J., & Shockley, J. M. (2015). The carbon footprint and economic impact of precision agriculture technology on a corn and soybean farm. *Journal of Environmental Economics and Policy*, *5*(3), 335-348. https://doi.org/10.1080/21606544.2015.1090932

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age : Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

Bucci, G., Bentivoglio, D., & Finco, A. (2018). Precision agriculture as a driver for sustainable farming systems : State of art in literature and research. *Calitatea*, *19*(S1), 114-121.

Bucci, G., Bentivoglio, D., Finco, A., & Belletti, M. (2019). Exploring the impact of innovation adoption in agriculture : How and where Precision Agriculture Technologies can be suitable for the Italian farm system? *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *275*(1), 012004. https://doi.org/10.1088/1755-1315/275/1/012004

Burnham, A., Gohlke, D., Rush, L., Stephens, T., Zhou, Y., Delucchi, M. A., Birky, A., Hunter, C., Lin, Z., & Ou, S. (2021). *Comprehensive total cost of ownership quantification for vehicles with different size classes and powertrains*. Argonne National Lab.(ANL), Argonne, IL (United States).

Caffaro, F., & Cavallo, E. (2019). The Effects of Individual Variables, Farming System Characteristics and Perceived Barriers on Actual Use of Smart Farming Technologies : Evidence from the Piedmont Region, Northwestern Italy. *Agriculture*, *9*(5), Article 5. https://doi.org/10.3390/agriculture9050111

Carles, C., Bouvier, G., Esquirol, Y., Piel, C., Migault, L., Pouchieu, C., Fabbro-Peray, P., Lebailly, P., & Baldi, I. (2017). Residential proximity to agricultural land and risk of brain tumor in the general population. *Environmental research*, *159*, 321-330.

Carpon, A. (2023). *L'essentiel à retenir de l'enquête Agrinautes 2022*. Terre-net. https://www.terre-net.fr/numerique/article/222468/l-essentiel-a-retenir-de-l-enquete-agrinautes-2022

Chaire AgroTIC. (2018). *Usages de la télédétection en Agriculture – campagne 2017 – Observatoire des Usages de l'agriculture numérique*. séminaire: Sentinel, quelles opportunités pour l'agriculture? http://agrotic.org/observatoire/2018/04/25/usages-de-la-teledetection-en-agriculture-campagne-2017/

Charlebois, S., Latif, N., Ilahi, I., Sarker, B., Music, J., & Vezeau, J. (2024). Digital Traceability in Agri-Food Supply Chains : A Comparative Analysis of OECD Member Countries. *Foods*, *13*(7), Article 7. https://doi.org/10.3390/foods13071075

Chartier, L., & Chevrier, P. (2015). Les agriculteurs : Des précaires invisibles. *Pour*, *225*(1), 49-59.

Chesnaye, N. C., Stel, V. S., Tripepi, G., Dekker, F. W., Fu, E. L., Zoccali, C., & Jager, K. J. (2022). An introduction to inverse probability of treatment weighting in observational research. *Clinical Kidney Journal*, *15*(1), 14-20. https://doi.org/10.1093/ckj/sfab158

Chindarkar, N., Chen, Y. J., & Sathe, S. (2020). Link between farm electricity supply management, farm investments, and farm incomes—Evidence from India. *Energy Policy*, *141*, 111407. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111407

Chuang, J.-H., Wang, J.-H., & Liou, Y.-C. (2020). Farmers' Knowledge, Attitude, and Adoption of Smart Agriculture Technology in Taiwan. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *17*(19), 7236. https://doi.org/10.3390/ijerph17197236

Cillis, D., Maestrini, B., Pezzuolo, A., Marinello, F., & Sartori, L. (2018). Modeling soil organic carbon and carbon dioxide emissions in different tillage systems supported by precision agriculture technologies under current climatic conditions. *Soil and Tillage Research*, *183*, 51-59. https://doi.org/10.1016/j.still.2018.06.001

Clapp, J., & Ruder, S.-L. (2020). Precision Technologies for Agriculture : Digital Farming, Gene-Edited Crops, and the Politics of Sustainability. *Global Environmental Politics*, *20*(3), 49-69. https://doi.org/10.1162/glep_a_00566

Colaço, A. F., & Bramley, R. G. V. (2018). Do crop sensors promote improved nitrogen management in grain crops? *Field Crops Research*, *218*, 126-140. https://doi.org/10.1016/j.fcr.2018.01.007

Conway, R. K., Hrubovcak, J., & LeBlanc, M. (1990). A forecast evaluation of capital investment in agriculture. *International Journal of Forecasting*, *6*(4), 509-519. https://doi.org/10.1016/0169-2070(90)90029-B

Cordaro, F., & Desdoigts, A. (2021). Bounded Rationality, Social Capital and Technology Adoption in Family Farming : Evidence from Cocoa-Tree Crops in Ivory Coast. *Sustainability*, *13*(13), 7483. https://doi.org/10.3390/su13137483

Coulomb, P., & Delorme, H. (1989). French Agriculture and the Failure of its European Strategy. In D. Goodman & M. Redclift (Éds.), *The International Farm Crisis* (p. 84-112). Palgrave Macmillan UK. https://doi.org/10.1007/978-1-349-10332-4_4

Cramer, J. s., & Ridder, G. (1988). The Logit Model in Economics. *Statistica Neerlandica*, *42*(4), 297-314. https://doi.org/10.1111/j.1467-9574.1988.tb01241.x

Creamer, D. B., Dobrovolsky, S. B., & Borenstein, I. (2015). *Capital in Manufacturing and Mining : Its Formation and Financing*. Princeton University Press.

Crichard. (2022, janvier 12). Le numérique, de plus en plus présent en agriculture. *#agridemain*. https://agridemain.fr/le-numerique-de-plus-en-plus-present-en-agriculture/

Curtiss, J., Latruffe, L., Medonos, T., & Ratinger, T. (2007). *Investment activity and ownership structure of Czech corporate farms*.

Czubak, W., & Pawłowski, K. P. (2024). The Impact of Agricultural Investments on the Economic Efficiency of Production Factors : An Empirical Study of the Wielkopolska Voivodeship. *Agriculture*, *14*(12), 2217. https://doi.org/10.3390/agriculture14122217

Czubak, W., Pawłowski, K. P., & Sadowski, A. (2021). Outcomes of farm investment in Central and Eastern Europe : The role of financial public support and investment

scale. *Land Use Policy*, *108*, 105655. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105655

Czyżewska-Misztal, D. (2024). The European Union's Approach to Artificial Intelligence from a Territorial Perspective : The Case of DIHs and EDIHs Programmes. *Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego We Wrocławiu*, *68*(2), 1-11. https://doi.org/10.15611/pn.2024.2.01

Da Silveira, F., Da Silva, S. L. C., Machado, F. M., Barbedo, J. G. A., & Amaral, F. G. (2023). Farmers' perception of the barriers that hinder the implementation of agriculture 4.0. *Agricultural Systems*, *208*, 103656. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2023.103656

Daberkow, S. G., & McBride, W. D. (2003). Farm and operator characteristics affecting the awareness and adoption of precision agriculture technologies in the US. *Precision agriculture*, *4*, 163-177.

Daniel, K. (2019). *Introduction. Le numérique accompagne les mutations économiques et sociales de l'agriculture*. Éducagri éditions. https://www.cairn.info/les-agriculteurs-dans-le-mouvement-de-numerisation--9791027502950-page-11.htm

Daniel, K., & Courtade, N. (Éds.). (2019). *Les agriculteurs dans le mouvement de numérisation du monde : Enjeux économiques et sociologiques*. Educagri éditions.

Daum, T. (2025). Digitalization and skills in agriculture. *Outlook on Agriculture*, *54*(2), 171-181. https://doi.org/10.1177/00307270251336474

Dayoub, M., Shnaigat, S., Tarawneh, R. A., Al-Yacoub, A. N., Al-Barakeh, F., & Al-Najjar, K. (2024). Enhancing Animal Production through Smart Agriculture : Possibilities, Hurdles, Resolutions, and Advantages. *Ruminants*, *4*(1), Article 1. https://doi.org/10.3390/ruminants4010003

De Bortoli, L., Marsi, S., Marinello, F., Carrato, S., Ramponi, G., & Gallina, P. (2022). Structure from Linear Motion (SfLM) : An On-the-Go Canopy Profiling System Based on Off-the-Shelf RGB Cameras for Effective Sprayers Control. *Agronomy*, *12*(6), Article 6. https://doi.org/10.3390/agronomy12061276

Debris, P. (2021). *Réseau 4G, OAD, e-commerce : 5 infos sur la pratique numérique des agriculteurs*. Terre-net. https://www.terre-net.fr/technologies-embarquees/article/176145/les-cinq-informations-a-retenir-de-l-usage-du-numerique-chez-les-agriculteurs

De Frahan, B. H., Nkunzimana, T., De Blander, R., Gaspart, F., & Sumner, D. A. (2017). *Farm Household Incomes and Reforming the CAP* (Working Paper No. 699). LIS Working Paper Series. https://www.econstor.eu/handle/10419/169259

Deichmann, U., Goyal, A., & Mishra, D. (2016). Will digital technologies transform agriculture in developing countries? *Agricultural Economics*, *47*(S1), 21-33. https://doi.org/10.1111/agec.12300

Dessart, F. J., Barreiro-Hurlé, J., & van Bavel, R. (2019). Behavioural factors affecting the adoption of sustainable farming practices : A policy-oriented review. *European Review of Agricultural Economics*, *46*(3), 417-471. https://doi.org/10.1093/erae/jbz019

Di Bianco, S., Ben Arfa, N., Ghali, M., Turpin, É., & Daniel, K. (2019). Agricultural cooperatives in the ecological transition of farmers : Tools for proving economic interest. *Economie rurale*, *368*(2), 75-93.

Dibbern, T., Romani, L., & Massruhá, S. (2025). Drivers and Barriers to Digital Agriculture Adoption : A Mixed-Methods Analysis of Challenges and Opportunities in Latin American. *Sustainability*, *17*(8), 3676. https://doi.org/10.3390/su17083676

Diederen, P., Meijl, H. V., Wolters, A., & Bijak, K. (2003). Innovation adoption in agriculture : Innovators, early adopters and laggards. *Cahiers d'Economie et de Sociologie Rurales*, *67*, 29-50.

Dooley, A. E., Parker, W. J., Rauniyar, G. P., McCutcheon, S. N., & Morris, S. T. (1998). Returns to investment in on-farm research : A case study of cover comb technology. *New Zealand Journal of Agricultural Research*, *41*(3), 405-414. https://doi.org/10.1080/00288233.1998.9513325

Dowle, K., & Armstrong, A. C. (1990). A model for investment appraisal of grassland drainage schemes on farms in the U.K. *Agricultural Water Management*, *18*(2), 101-120. https://doi.org/10.1016/0378-3774(90)90024-S

Dressler, M. (2024). Meeting Market and Societal Ambitions with New Robust Grape Varietals : Sustainability, the Green Deal, and Wineries' Resilience. *Agriculture*, *14*(12), 2138.

Drewry, J. L., Shutske, J. M., Trechter, D., Luck, B. D., & Pitman, L. (2019). Assessment of digital technology adoption and access barriers among crop, dairy and livestock producers in Wisconsin. *Computers and Electronics in Agriculture*, *165*, 104960. https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104960

Dupraz, P., & Latruffe, L. (2015). Trends in family labour, hired labour and contract work on French field crop farms : The role of the Common Agricultural Policy. *Food Policy*, *51*, 104-118. https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2015.01.003

Duru, M., Therond, O., & Fares, M. (2015). Designing agroecological transitions; A review. *Agronomy for Sustainable Development*, *35*(4), 1237-1257. https://doi.org/10.1007/s13593-015-0318-x

Dzegle, K., & Ridier, A. (2025). Estimation du coût des services environnementaux dans le secteur agricole. *Économie rurale*, *392*, 83-102.

Eastwood, C., Ayre, M., Nettle, R., & Dela Rue, B. (2019). Making sense in the cloud : Farm advisory services in a smart farming future. *NJAS: Wageningen Journal of Life Sciences*, *90-91*(1), Article 1. https://doi.org/10.1016/j.njas.2019.04.004

Eastwood, C., Turner, J. A., Romera, A., Selbie, D., Henwood, R., Espig, M., & Wever, M. (2023). A review of multi-scale barriers to transitioning from digital agriculture to a digital bioeconomy. *CABI Reviews*, *2023*, cabireviews.2023.0002. https://doi.org/10.1079/cabireviews.2023.0002

Eckerberg, K., Bjärstig, T., & Miljand, M. (2023). Steering 'green'innovation policy toward sustainability? Lessons from implementing EIP-AGRI in Sweden. *Environmental Innovation and Societal Transitions*, *48*, 100732.

Edwards, J. P., Rue, B. T. D., Jago, J. G., Edwards, J. P., Rue, B. T. D., & Jago, J. G. (2014). Evaluating rates of technology adoption and milking practices on New Zealand dairy farms. *Animal Production Science*, *55*(6), 702-709. https://doi.org/10.1071/AN14065

El Bilali, H., & Allahyari, M. S. (2018). Transition towards sustainability in agriculture and food systems : Role of information and communication technologies. *Information Processing in Agriculture*, *5*(4), 456-464. https://doi.org/10.1016/j.inpa.2018.06.006

Esau, T., Zaman, Q., Groulx, D., Farooque, A., Schumann, A., & Chang, Y. (2018). Machine vision smart sprayer for spot-application of agrochemical in wild blueberry fields. *Precision Agriculture*, *19*(4), 770-788. https://doi.org/10.1007/s11119-017-9557-y

European Commission. (2020). *Farm to fork strategy : For a fair, healthy and environmentally-friendly food system.* https://food.ec.europa.eu/document/download/472acca8-7f7b-4171-98b0-ed76720d68d3_en?filename=f2f_action-plan_2020_strategy-info_en.pdf

Fabregas, R., Kremer, M., & Schilbach, F. (2019). Realizing the potential of digital development : The case of agricultural advice. *Science*, *366*(6471), eaay3038. https://doi.org/10.1126/science.aay3038

Farmer, S. (2020). *Rural Inventions : The French Countryside after 1945*. Oxford University Press.

Feinerman, E., & Peerlings, J. (2005). Uncertain Land Availability and Investment Decisions : The Case of Dutch Dairy Farms. *Journal of Agricultural Economics*, *56*(1), 59-80. https://doi.org/10.1111/j.1477-9552.2005.tb00122.x

Femenia, F., Latruffe, L., & Chavas, J.-P. (2021). Responsiveness of farm investment to price changes : Evidence from the French crop sector. *Applied Economics*, *53*(34), 3972-3983. https://doi.org/10.1080/00036846.2021.1890686

Ferguson, H. J., Bowen, J. M., McNicol, L. C., Bell, J., Duthie, C.-A., & Dewhurst, R. J. (2024). The impacts of precision livestock farming tools on the greenhouse gas emissions of an average Scottish dairy farm. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, *8*. https://doi.org/10.3389/fsufs.2024.1385672

Ferrari, A., Bacco, M., Gaber, K., Jedlitschka, A., Hess, S., Kaipainen, J., Koltsida, P., Toli, E., & Brunori, G. (2022). Drivers, barriers and impacts of digitalisation in rural areas from the viewpoint of experts. *Information and Software Technology*, *145*, 106816. https://doi.org/10.1016/j.infsof.2021.106816

Fielke, S., Taylor, B., & Jakku, E. (2020). Digitalisation of agricultural knowledge and advice networks : A state-of-the-art review. *Agricultural Systems*, *180*, 102763. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2019.102763

Finco, A., Bentivoglio, D., Chiaraluce, G., Alberi, M., Chiarelli, E., Maino, A., Mantovani, F., Montuschi, M., Raptis, K. G. C., & Semenza, F. (2022). Combining precision viticulture technologies and economic indices to sustainable water use management. *Water*, *14*(9), 1493.

Finger, R. (2023). Digital innovations for sustainable and resilient agricultural systems. *European Review of Agricultural Economics*, *50*(4), 1277-1309. https://doi.org/10.1093/erae/jbad021

Finger, R., Swinton, S. M., El Benni, N., & Walter, A. (2019). Precision Farming at the Nexus of Agricultural Production and the Environment. *Annual Review of Resource Economics*, *11*(1), 313-335. https://doi.org/10.1146/annurev-resource-100518-093929

Florez, M. (2018). *L'usage du numérique dans les exploitations agricoles et son impact dans le développement durable : Caractérisation de l'adoption* (Rapport Inra 85, p. 85).

Frankelius, P., Norrman, C., & Johansen, K. (2019). Agricultural Innovation and the Role of Institutions : Lessons from the Game of Drones. *Journal of Agricultural and Environmental Ethics*, *32*(5-6), 681-707. https://doi.org/10.1007/s10806-017-9703-6

Fuentes, S., Viejo, C. G., Tongson, E., & Dunshea, F. R. (2022). The livestock farming digital transformation : Implementation of new and emerging technologies using artificial intelligence. *Animal Health Research Reviews*, *23*(1), 59-71. https://doi.org/10.1017/S1466252321000177

Funk, M. J., Westreich, D., Wiesen, C., Stürmer, T., Brookhart, M. A., & Davidian, M. (2011). Doubly Robust Estimation of Causal Effects. *American Journal of Epidemiology*, *173*(7), 761-767. https://doi.org/10.1093/aje/kwq439

Gabriel, A., & Gandorfer, M. (2023a). Adoption of digital technologies in agriculture—An inventory in a european small-scale farming region. *Precision Agriculture*, *24*(1), 68-91. https://doi.org/10.1007/s11119-022-09931-1

Gabriel, A., & Gandorfer, M. (2023b). Adoption of digital technologies in agriculture—An inventory in a european small-scale farming region. *Precision Agriculture*, *24*(1), 68-91. https://doi.org/10.1007/s11119-022-09931-1

Gaillard, Y., & Thuillier, G. (1968). Qu'est-ce qu'un investissement ? *Revue économique*, *19*(4), 607-637. https://doi.org/10.3406/reco.1968.407827

Galati, A., Sofia, S., & Crescimanno, M. (2025). Economics and barriers of precision viticulture technologies : A comprehensive systematic literature review. *Information Processing in Agriculture*. https://doi.org/10.1016/j.inpa.2025.04.001

Gallardo, M., Elia, A., & Thompson, R. B. (2020). Decision support systems and models for aiding irrigation and nutrient management of vegetable crops. *Agricultural Water Management*, *240*, 106209. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106209

Gallerani,V, Paloma, Sergio Gomez y, Raggi, Meri, & Viaggi, Davide. (2008). *Investment behaviour in conventional and emerging farming systems under different policy scenarios*. Publications Office. https://data.europa.eu/doi/10.2791/94554

Gardezi, M., Adereti, D. T., Stock, R., & Ogunyiola, A. (2022). In pursuit of responsible innovation for precision agriculture technologies. *Journal of Responsible Innovation*, *9*(2), 224-247. https://doi.org/10.1080/23299460.2022.2071668

Gebiso, T., Ketema, M., Shumetie, A., & Feye, G. L. (2024). Impact of farm mechanization on crop productivity and economic efficiency in central and southern Oromia, Ethiopia. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, *8*. https://doi.org/10.3389/fsufs.2024.1414912

Geng, W., Liu, L., Zhao, J., Kang, X., & Wang, W. (2024). Digital Technologies Adoption and Economic Benefits in Agriculture : A Mixed-Methods Approach. *Sustainability*, *16*(11), 4431. https://doi.org/10.3390/su16114431

Ghalawat, S., Loura, M., Malik, J. S., Kumar, D., & K, A. (2022). Investment and Resource Use Pattern followed by Dairy Farmers in Haryana. *Indian Journal of Extension Education*, *58*(1), 68-71. https://doi.org/10.48165/IJEE.2022.58115

Giua, C., Materia, V. C., & Camanzi, L. (2022a). Smart farming technologies adoption : Which factors play a role in the digital transition? *Technology in Society*, *68*, 101869. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.101869

Giua, C., Materia, V. C., & Camanzi, L. (2022b). Smart farming technologies adoption : Which factors play a role in the digital transition? *Technology in Society*, *68*, 101869. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.101869

Giuliani, A., & Baron, H. (2025). The CAP (Common Agricultural Policy) : A Short History of Crises and Major Transformations of European Agriculture. *Forum for Social Economics*, *54*(1), 68-94. https://doi.org/10.1080/07360932.2023.2259618

González, L. A., Kyriazakis, I., & Tedeschi, L. O. (2018). Review : Precision nutrition of ruminants: approaches, challenges and potential gains. *Animal*, *12*(s2), s246-s261. https://doi.org/10.1017/S1751731118002288

Gonzalez-de-Soto, M., Emmi, L., Benavides, C., Garcia, I., & Gonzalez-de-Santos, P. (2016). Reducing air pollution with hybrid-powered robotic tractors for precision agriculture. *Biosystems Engineering*, *143*, 79-94. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.01.008

Goodman, D. (2023). Precision Agriculture : Adoption,'Re-Scripting', Farmer Identity, Path Dependence, and 'Appropriationism 4.0'. In *Transforming Agriculture and Foodways* (p. 21-35). Bristol University Press.

Grand View Research. (2024). *France Agricultural Robots Market Size & Outlook, 2030*. https://www.grandviewresearch.com/horizon/outlook/agricultural-robots-market/france

Griffin, T. W., Shockley, J. M., & Mark, T. B. (2018). Economics of precision farming. *Precision agriculture basics*, 221-230.

Grimene, C., Mghirbi, O., Le Grusse, P., & Bord, J.-P. (2025). Evaluation of Sanitary and Environmental Impact of Plant Protection Practices in Vineyards of Southwestern France : Organic and Conventional/Integrated Agriculture. *Sustainability*, *17*(2), Article 2. https://doi.org/10.3390/su17020583

Groher, T., Heitkämper, K., & Umstätter, C. (2020). Digital technology adoption in livestock production with a special focus on ruminant farming. *Animal*, *14*(11), 2404-2413. https://doi.org/10.1017/S1751731120001391

Gujarati, D. N. (avec Internet Archive). (2007). *Basic econometrics*. New York ; Toronto : Tata McGraw Hill. http://archive.org/details/basiceconometric0004guja

Gupta, S. (2024). Government Initiatives and Policies for Smart Agriculture. In *Agriculture 4.0*. CRC Press.

Gutiérrez, P. A., López-Granados, F., Peña-Barragán, J. M., Jurado-Expósito, M., & Hervás-Martínez, C. (2008). Logistic regression product-unit neural networks for mapping Ridolfia segetum infestations in sunflower crop using multitemporal remote sensed data. *Computers and Electronics in Agriculture*, *64*(2), 293-306. https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.06.001

Gyata, B. A. (2018). Comparative assessment of adoption determinants of electronic wallet system by rice farmers in Benue and Taraba States, Nigeria. *Food Research*, *3*(2), 117-122. https://doi.org/10.26656/fr.2017.3(2).132

Hackfort, S. (2021). Patterns of Inequalities in Digital Agriculture : A Systematic Literature Review. *Sustainability*, *13*(22), Article 22. https://doi.org/10.3390/su132212345

Hackfort, S. (2023). Unlocking sustainability? The power of corporate lock-ins and how they shape digital agriculture in Germany. *Journal of Rural Studies*, *101*, 103065. https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2023.103065

Hamdan, M. F., Mohd Noor, S. N., Abd-Aziz, N., Pua, T.-L., & Tan, B. C. (2022). Green Revolution to Gene Revolution : Technological Advances in Agriculture to Feed the World. *Plants*, *11*(10), Article 10. https://doi.org/10.3390/plants11101297

Hamidov, A., Helming, K., Bellocchi, G., Bojar, W., Dalgaard, T., Ghaley, B. B., Hoffmann, C., Holman, I., Holzkämper, A., Krzeminska, D., Kværnø, S. H., Lehtonen, H., Niedrist, G., Øygarden, L., Reidsma, P., Roggero, P. P., Rusu, T., Santos, C., Seddaiu, G., … Schönhart, M. (2018). Impacts of climate change adaptation options on soil functions : A review of European case-studies. *Land Degradation & Development*, *29*(8), 2378-2389. https://doi.org/10.1002/ldr.3006

Hansen, B. G. (2015). Robotic milking-farmer experiences and adoption rate in Jæren, Norway. *Journal of Rural Studies*, *41*, 109-117. https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2015.08.004

Hayami, Y., & Ruttan, V. (1985). *Agriculture et développement, une approche internationale*. Inra-Quae.

Heimstädt, C. (2022). *Feeding the world with an app : Digital agriculture, startups, and the appeal of little devices* [Phdthesis, Université Paris sciences et lettres]. https://pastel.hal.science/tel-03940746

Hertz, T. (2009). The effect of nonfarm income on investment in Bulgarian family farming. *Agricultural Economics*, *40*(2), 161-176. https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2009.00367.x

Hetemi, E. (2020). *Path dependence and path shaping : Unearthing institutional dynamics in large-scale project organizing* [PhD Thesis, Universidad Politécnica de Madrid]. https://doi.org/10.20868/UPM.thesis.63594

Higgins, S., Schellberg, J., & Bailey, J. S. (2019). Improving productivity and increasing the efficiency of soil nutrient management on grassland farms in the UK and Ireland using precision agriculture technology. *European Journal of Agronomy*, *106*, 67-74. https://doi.org/10.1016/j.eja.2019.04.001

Hoffman, T. (2002). TCO: flawed but useful; total-cost-of-ownership analyses are intended to provide a complete picture. But certain pieces are still elusive.(Management). *Computerworld*, *36*(49), 52-53.

Hogeveen, H., Heemskerk, K., & Mathijs, E. (2004). *Motivations of Dutch farmers to invest in an automatic milking system or a conventional milking parlour*.

Hoogeveen, H., & Oostendorp, R. (2003). On the use of cost-benefit analysis for the evaluation of farm household investments in natural resource conservation. *Environment and Development Economics*, *8*(2), 331-349. https://doi.org/10.1017/S1355770X0300172

Horrillo, A., Obregón, P., Escribano, M., & Gaspar, P. (2022). A biosecurity survey on Iberian pig farms in Spain : Farmers' attitudes towards the implementation of measures and investment. *Research in Veterinary Science*, *145*, 82-90. https://doi.org/10.1016/j.rvsc.2022.02.017

Hostiou, N., Fagon, J., Chauvat, S., Turlot, A., Kling-Eveillard, F., Boivin, X., & Allain, C. (2017). Impact of precision livestock farming on work and human-animal interactions on dairy farms. A review. *Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement / Biotechnology, Agronomy, Society and Environment*, *21*(4), 268-275.

Hrustek, L. (2020). Sustainability Driven by Agriculture through Digital Transformation. *Sustainability*, *12*(20), Article 20. https://doi.org/10.3390/su12208596

Hrustek, L., Tomičić Furjan, M., Varga, F., Džidić, A., van Loenen, B., & Šalamon, D. (2022). Towards Digital Innovation : Stakeholder Interactions in Agricultural Data Ecosystem in Croatia. *Interdisciplinary Description of Complex Systems : INDECS*, *20*(2), 491-499. https://doi.org/10.7906/indecs.20.2.10

Huffaker, R., & Whittlesey, N. (2000). The allocative efficiency and conservation potential of water laws encouraging investments in on-farm irrigation technology. *Agricultural Economics*.

Hyde, J., & Engel, P. (2002). Investing in a Robotic Milking System : A Monte Carlo Simulation Analysis. *Journal of Dairy Science*, *85*(9), 2207-2214. https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(02)74300-2

Ihli, H. J., Maart-Noelck, S. C., & Musshoff, O. (2014). Does timing matter? A real options experiment to farmers' investment and disinvestment behaviours. *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, *58*(3), 430-452. https://doi.org/10.1111/1467-8489.12028

IMF, O., & UNCTAD, W. (2011). Price volatility in food and agricultural markets : Policy responses. *FAO: Roma, Italy*.

Issanchou, A., Daniel, K., Dupraz, P., & Ropars-Collet, C. (2018). *Soil resource and the profitability and sustainability of farms : A soil quality investment model*.

Ivanovic, S. (2008). Economic efficiency of investments in cattle production at family farms. *Journal of Agricultural Sciences, Belgrade*, *53*(3), 223-234. https://doi.org/10.2298/JAS0803223I

Ivanović, S., Nastić, L., & Jeločnik, M. (2020). Investment activity of Serbian farms comparing to neighbouring countries : Application of FADN indicators. *Ekonomika: Časopis Za Ekonomsku Teoriju i Praksu*, *66*(4), Article 4.

Jablanovic, V. (2021). Investment in Information and Communication Technology in Agriculture and Soybean Production Stability : The Case of China. *The 13th EFITA International Conference*, 34. https://doi.org/10.3390/engproc2021009034

Jacobs, J. A., & Siegford, J. M. (2012). Invited review : The impact of automatic milking systems on dairy cow management, behavior, health, and welfare. *Journal of Dairy Science*, *95*(5), 2227-2247. https://doi.org/10.3168/jds.2011-4943

Jannot, Ph., & Cairol, D. (1994). Linear Programming as an Aid to Decision-making for Investments in Farm Equipment for Arable Farms. *Journal of Agricultural Engineering Research*, *59*(3), 173-179. https://doi.org/10.1006/jaer.1994.1074

Janssen, M., Konopnicki, D., Snowdon, J. L., & Ojo, A. (2017). Driving public sector innovation using big and open linked data (BOLD). *Information Systems Frontiers*, *19*(2), 189-195. https://doi.org/10.1007/s10796-017-9746-2

Janssen, S., & Van Ittersum, M. K. (2007). Assessing farm innovations and responses to policies : A review of bio-economic farm models. *Agricultural Systems*, *94*(3), 622-636. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2007.03.001

Jeanneaux, P. (2018). Agriculture numérique : Quelles conséquences sur l'autonomie de la décision des agriculteurs ? *Agronomie, Environnement & Sociétés*, *8*(1), 13.

Jelocnik, M., Subic, J., & Zdravković, A. (2022). Economic effects of investment in irrigation systems implementation at the small family farms. *Ekonomika poljoprivrede*, *69*, 793-817. https://doi.org/10.5937/ekoPolj2203793J

Jevons, W. S. (1866). *The Coal Question : An Enquiry Concerning the Progress of the Nation, and the Probable Exhaustion of Our Coal-mines*. Macmillan.

Ji, Y., Yu, X., & Zhong, F. (2012). Machinery investment decision and off-farm employment in rural China. *China Economic Review*, *23*(1), 71-80. https://doi.org/10.1016/j.chieco.2011.08.001

Jorgenson, D. W., & Stephenson, J. A. (1967). The Time Structure of Investment Behavior in United States Manufacturing, 1947-1960. *The Review of Economics and Statistics*, *49*(1), 16-27. https://doi.org/10.2307/1937880

Justinia, L. H. G. (2020). *Impacts des technologies numériques sur les exploitations agricoles en France.* [Thèse de doctorat]. Rennes, Agrocampus Ouest.

Kamilaris, A., Kartakoullis, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2017). A review on the practice of big data analysis in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, *143*, 23-37. https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.037

Kasimati, A. I. (2024). *Investigating the application of precision agriculture and big data analytics in vineyards*. http://dspace.aua.gr/xmlui/handle/10329/8186

Kasimati, A., Papadopoulos, G., Manstretta, V., Giannakopoulou, M., Adamides, G., Neocleous, D., Vassiliou, V., Savvides, S., & Stylianou, A. (2024). Case Studies on Sustainability-Oriented Innovations and Smart Farming Technologies in the Wine Industry : A Comparative Analysis of Pilots in Cyprus and Italy. *Agronomy*, *14*(4), Article 4. https://doi.org/10.3390/agronomy14040736

Kay, A. (2003). Path dependency and the CAP. *Journal of European Public Policy*, *10*(3), 405-420. https://doi.org/10.1080/1350176032000085379

Kehinde, A. D., & Kehinde, M. A. (2020). The impact of credit access and cooperative membership on food security of rural households in southwestern Nigeria. *Journal of Agribusiness and Rural Development*, *57*(3), 255-268.

Kernecker, M., Knierim, A., Wurbs, A., Kraus, T., & Borges, F. (2020). Experience versus expectation : Farmers' perceptions of smart farming technologies for cropping systems across Europe. *Precision Agriculture*, *21*(1), 34-50. https://doi.org/10.1007/s11119-019-09651-z

Kessler, C. A. (2006). Decisive key-factors influencing farm households' soil and water conservation investments. *Applied Geography*, *26*(1), 40-60. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2005.07.005

Key, N. (2020). Off-farm Income, Credit Constraints, and Farm Investment. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, *52*(4), 642-663. https://doi.org/10.1017/aae.2020.25

Khanna, M., Isik, M., & Winter-Nelson, A. (2000). Investment in site-specific crop management under uncertainty : Implications for nitrogen pollution control and environmental policy. *Agricultural Economics*, *24*(1), 9-21. https://doi.org/10.1016/S0169-5150(00)00111-0

Kharin, V. V., Zwiers, F. W., Zhang, X., & Wehner, M. (2013). Changes in temperature and precipitation extremes in the CMIP5 ensemble. *Climatic Change*, *119*(2), 345-357. https://doi.org/10.1007/s10584-013-0705-8

Kleemann, L., Abdulai, A., & Buss, M. (2014). Is organic farming worth its investment ? The adoption and impact of certified pineapple farming in Ghana. *Kiel Institute for the World Economy (IfW), Kiel*, *1856*.

Klerkx, L., Jakku, E., & Labarthe, P. (2019). A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0 : New contributions and a future research agenda. *NJAS - Wageningen Journal of Life Sciences*, *90-91*, 100315. https://doi.org/10.1016/j.njas.2019.100315

Klerkx, L., Schut, M., Leeuwis, C., & Kilelu, C. (2012). Advances in Knowledge Brokering in the Agricultural Sector : Towards Innovation System Facilitation. *IDS Bulletin*, *43*(5), 53-60. https://doi.org/10.1111/j.1759-5436.2012.00363.x

Knierim, A., Borges, F., Kernecker, M. L., Kraus, T., & Wurbs, A. (2018). *What drives adoption of smart farming technologies ? Evidence from a cross-country study*.

Kolapo, A., Ogunleye, A. S., Kehinde, A. D., & Odimgbe-James, W. (2022). *Effect of Microcredit on Investment Decision of Smallholder Farmers in Osun State*. *87*(1).

Konrad, M. T., Nielsen, H. Ø., Pedersen, A. B., & Elofsson, K. (2019). Drivers of Farmers' Investments in Nutrient Abatement Technologies in Five Baltic Sea Countries. *Ecological Economics*, *159*, 91-100. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2018.12.022

Kotu, B. H., Manda, J., Mutungi, C., Fischer, G., & Gaspar, A. (2023). Farmers' willingness to invest in mechanized maize shelling and potential financial benefits : Evidence from Tanzania. *Agribusiness*, agr.21801. https://doi.org/10.1002/agr.21801

Kousar, R., & Abdulai, A. (2016). Off-farm work, land tenancy contracts and investment in soil conservation measures in rural Pakistan. *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, *60*(2), 307-325. https://doi.org/10.1111/1467-8489.12125

Kudryavtseva, T., & Skhvediani, A. (2020). Effectiveness Assessment of Investments in Robotic Biological Plant Protection. *International Journal of Technology*, *11*(8), 1589. https://doi.org/10.14716/ijtech.v11i8.4528

Kurz, C. F. (2022). Augmented Inverse Probability Weighting and the Double Robustness Property. *Medical Decision Making*, *42*(2), 156-167. https://doi.org/10.1177/0272989X211027181

Kusz, D. (2014). *The importance of local institutions in the support of investment activity of farms (the case of POLAND)*. *14*(4).

Kusz, D., Gędek, S., Ruda, M., & Zając, S. (2014). *Endogenous determinants of investments in farms of selected countries of central and eastern europe*. *14*(3).

Kuvaeva, Y. V., Reshetnikova, T. V., & Boronenkova, N. L. (2019). Knowledge economy changes in the perception of investment nature in agriculture. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *341*(1), 012220. https://doi.org/10.1088/1755-1315/341/1/012220

Labajova, K., Höhler, J., Lagerkvist, C.-J., Müller, J., & Rommel, J. (2022). Illusion of control in farmers' investment and financing decisions. *Agricultural Finance Review*, *82*(4), 675-689. https://doi.org/10.1108/AFR-09-2020-0140

Lachia, N., Pichon, L., & Tisseyre, B. (2019). A collective framework to assess the adoption of precision agriculture in France : Description and preliminary results after two years. In *Precision agriculture'19* (p. 713-730). Wageningen Academic Publishers.

Lajoie-O'Malley, A., Bronson, K., van der Burg, S., & Klerkx, L. (2020). The future(s) of digital agriculture and sustainable food systems : An analysis of high-level policy documents. *Ecosystem Services*, *45*, 101183. https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2020.101183

Lal, R. (2012). Climate Change and Soil Degradation Mitigation by Sustainable Management of Soils and Other Natural Resources. *Agricultural Research*, *1*(3), 199-212. https://doi.org/10.1007/s40003-012-0031-9

Lambarraa, F, Spiro, Stephane, & Gil, José M. (2009). *The impact of dynamic technical inefficiency on investment decision of Spanish olive farms*.

Langlais, A. (2023). The new Common Agricultural Policy : Reflecting an agro-ecological transition. The legal perspective. *Review of Agricultural, Food and Environmental Studies*, *104*(1), 51-66. https://doi.org/10.1007/s41130-022-00183-1

Latruffe, L. (2004). *Farm credit and investment in Poland : A case study*.

Latruffe, L., & Desjeux, Y. (2016). Common Agricultural Policy support, technical efficiency and productivity change in French agriculture. *Review of Agricultural, Food and Environmental Studies*, *97*(1), 15-28. https://doi.org/10.1007/s41130-016-0007-4

Laveglia, S., Altieri, G., Genovese, F., Matera, A., & Di Renzo, G. C. (2024). Advances in Sustainable Crop Management : Integrating Precision Agriculture and Proximal Sensing. *AgriEngineering*, *6*(3), Article 3. https://doi.org/10.3390/agriengineering6030177

LeBlanc, M., Hrubovcak, J., Durst, R., & Conway, R. (1992). Farm Machinery Investment and the Tax Reform Act of 1986. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, *17*(1), 66-79.

Lei, X., & Yang, D. (2024). An analysis of the impact of digital technology adoption on the income of high quality farmers in production and operating. *PLOS ONE*, *19*(9), e0309675. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0309675

Lepore, F., Ortolani, L., Iliopoulos, C., Vergamini, D., & Brunori, G. (2025). Assessing costs and benefits of agricultural digitalisation : The case of data collection support tools in agricultural-pastoral farms. *Italian Review of Agricultural Economics (REA)*. https://doi.org/10.36253/rea-15851

Letcher, R. A. (2003). *A Method for Assessing the Importance of Farm Level Capital Investment Decisions in the Analysis of Water Reforms*. Economics and Environment Network (EEN) National Workshop 2-3 May 2003, Economics and Environment Network (EEN) NatiThe Australian National University, Canberra, Australia.

Levi, L., Latruffe, L., & Ridier, A. (2016). *Farm investment and performance in the French (Brittany) dairy sector*. 25 p. https://hal.science/hal-01512101

Li, H., & Zhao, J. (2018). Rebound Effects of New Irrigation Technologies : The Role of Water Rights. *American Journal of Agricultural Economics*, *100*(3), 786-808. https://doi.org/10.1093/ajae/aay001

Li, J., Liu, G., Chen, Y., & Li, R. (2023). Study on the influence mechanism of adoption of smart agriculture technology behavior. *Scientific Reports*, *13*(1), 8554. https://doi.org/10.1038/s41598-023-35091-x

Li, Y., Xu, J., Liu, F., & Zhang, X. (2024). Impact and Mechanism of Digital Information Selection on Farmers' Ecological Production Technology Adoption : A Study on Wheat Farmers in China. *Agriculture*, *14*(5), Article 5. https://doi.org/10.3390/agriculture14050713

Linaza, M. T., Posada, J., Bund, J., Eisert, P., Quartulli, M., Döllner, J., Pagani, A., G. Olaizola, I., Barriguinha, A., Moysiadis, T., & Lucat, L. (2021). Data-Driven Artificial Intelligence Applications for Sustainable Precision Agriculture. *Agronomy*, *11*(6), Article 6. https://doi.org/10.3390/agronomy11061227

Lindblom, J., Lundström, C., Ljung, M., & Jonsson, A. (2017). Promoting sustainable intensification in precision agriculture : Review of decision support systems

development and strategies. *Precision Agriculture*, *18*(3), 309-331. https://doi.org/10.1007/s11119-016-9491-4

Linden, A., Uysal, S. D., Ryan, A., & Adams, J. L. (2016). Estimating causal effects for multivalued treatments : A comparison of approaches. *Statistics in Medicine*, *35*(4), 534-552. https://doi.org/10.1002/sim.6768

Linton, H. A. (2019). *What drives sustainable agricultural transitions? An analysis of the regime change in Irish dairy farming* [Master Thesis]. https://studenttheses.uu.nl/handle/20.500.12932/32951

Lockwood, B. (1972). Patterns of Investment in Farm Machinery and Equipment. *Economic and Political Weekly*, *7*(40), A113-A124.

Long, T. B., Blok, V., & Coninx, I. (2016). Barriers to the adoption and diffusion of technological innovations for climate-smart agriculture in Europe : Evidence from the Netherlands, France, Switzerland and Italy. *Journal of Cleaner Production*, *112*, 9-21. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.06.044

Luglio, S. M., Bucalossi, G., Lisci, R., Frasconi, C., Lombardo, S., Vieri, M., Pagliai, A., & Sarri, D. (2024). A Biodiversity Monitoring Case Study in Viticulture : Manual and Digitalized Collaborative Methodology to Pursue the European Commission's Sustainable Challenges. *Sustainability*, *16*(8), Article 8. https://doi.org/10.3390/su16083469

Maart-Noelck, S. C., & Musshoff, O. (2013). Investing Today or Tomorrow? An Experimental Approach to Farmers' Decision Behaviour: *An Experimental Approach to Farmers' Decision Behaviour*. *Journal of Agricultural Economics*, *64*(2), 295-318. https://doi.org/10.1111/j.1477-9552.2012.00371.x

Mamiharimalala, S. N. (2025). *A review of econometric approaches for estimating input allocation in agriculture : A focus on strengths and weaknesses*. https://doi.org/10.22004/ag.econ.356627

Mann, L., & Iazzolino, G. (2021). From Development State to Corporate Leviathan : Historicizing the Infrastructural Performativity of Digital Platforms within Kenyan Agriculture. *Development and Change*, *52*(4), 829-854. https://doi.org/10.1111/dech.12671

Martiin, C., Pan-Montojo, J., & Brassley, P. (2016). *Agriculture in Capitalist Europe, 1945–1960 : From food shortages to food surpluses*. Routledge. https://books.google.fr/books?hl=fr&lr=&id=PQhqDAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=Agriculture+in+Capitalist+Europe,+1945%E2%80%931960:+From+Food+Shortages+to+Food+Surpluses&ots=3P1bPx2sTu&sig=BTxOa9_WoeDcHTr07z50vifXQps

Martínez-García, C. G., Arriaga-Jordán, C. M., Dorward, P., Rehman, T., & Rayas-Amor, A. A. (2018). Using a socio-psychological model to identify and understand factors influencing the use and adoption of a successful innovation by small-scale dairy farmers of central mexico. *Experimental Agriculture*, *54*(1), 142-159. https://doi.org/10.1017/S0014479716000703

Masi, M., De Rosa, M., Vecchio, Y., Bartoli, L., & Adinolfi, F. (2022). The long way to innovation adoption : Insights from precision agriculture. *Agricultural and Food Economics*, *10*(1), 27.

Matthews, A., Candel, J., de Mûelenaere, N., & Scheelbeek, P. (2023). *The political economy of food system transformation in the European Union*. https://cgspace.cgiar.org/items/f671d258-deec-4bc3-a2d5-8dade70a1197

McCaffrey, D. F., Griffin, B. A., Almirall, D., Slaughter, M. E., Ramchand, R., & Burgette, L. F. (2013). A tutorial on propensity score estimation for multiple treatments using generalized boosted models. *Statistics in Medicine*, *32*(19), 3388-3414. https://doi.org/10.1002/sim.5753

McFadden, J., Njuki, E., & Griffin, T. (2023). *Precision Agriculture in the Digital Era : Recent Adoption on U.S. Farms* (EIB-248). https://doi.org/10.22004/ag.econ.333550

Medeiros, H. R., Guimarães, V. P., & Júnior, E. V. H. (2009). *[Utilización de la programación linear para evaluar el impacto del crédito para inversión en pequeñas fincas de cabras]*.

Medel-Jiménez, F., Krexner, T., Gronauer, A., & Kral, I. (2024). Life cycle assessment of four different precision agriculture technologies and comparison with a conventional scheme. *Journal of Cleaner Production*, *434*, 140198. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.140198

Mehedi, I. M., Hanif, M. S., Bilal, M., Vellingiri, M. T., & Palaniswamy, T. (2024). Remote sensing and decision support system applications in precision agriculture : Challenges and possibilities. *Ieee Access*, *12*, 44786-44798.

Meyer-Aurich, A., Gandorfer, M., & Heißenhuber, A. (2008). Chapter 4 : Economic Analysis Of Precision Farming Technologies At The Farm Level : Two German Case Studies. In *Agricultural Systems : Economics, Technology And Diversity.* (p. 67-76). Nova Science Publishers, Hauppage.

Mezzacapo, E. (2024). Mind the Gap : Assessing Member States' Implementation of Farm to Farm-to-Fork Targets within the 2023–2027 Common Agricultural Policy. *European Journal of Risk Regulation*, *15*(2), 265-279. https://doi.org/10.1017/err.2024.44

Mgendi, G. (2024). Unlocking the potential of precision agriculture for sustainable farming. *Discover Agriculture*, *2*(1), 87. https://doi.org/10.1007/s44279-024-00078-3

Michels, M., Von Hobe, C.-F., Weller Von Ahlefeld, P. J., & Musshoff, O. (2021). The adoption of drones in German agriculture : A structural equation model. *Precision Agriculture*, *22*(6), 1728-1748. https://doi.org/10.1007/s11119-021-09809-8

Michler, J. D., Tjernström, E., Verkaart, S., & Mausch, K. (2019). Money Matters : The Role of Yields and Profits in Agricultural Technology Adoption. *American Journal of Agricultural Economics*, *101*(3), 710-731. https://doi.org/10.1093/ajae/aay050

Mieritz, L., & Kirwin, B. (2005). *Defining Gartner Total Cost of Ownership*.

Milian Gómez, J. F., & Byttebier, K. (2025). Agroecological sustainability : Exploring the intersection of digital agriculture, ethics and the right to food. *Discover Agriculture*, *3*(1), 91. https://doi.org/10.1007/s44279-025-00228-1

Ministère de l'agriculture et de l'alimentation. (2022). *Feuille de route Agriculture et numérique*.

Miranda, J., Ponce, P., Molina, A., & Wright, P. (2019). Sensing, smart and sustainable technologies for Agri-Food 4.0. *Computers in Industry*, *108*, 21-36. https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.02.002

Mitra, S. (2025). *Precision Agriculture and Its Influence on Agrarian Decision-Making*. https://hdl.handle.net/10919/135066

Mogili, U. R., & Deepak, B. B. V. L. (2018). Review on Application of Drone Systems in Precision Agriculture. *Procedia Computer Science*, *133*, 502-509. https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.07.063

Mohr, S., & Kühl, R. (2021). Acceptance of artificial intelligence in German agriculture : An application of the technology acceptance model and the theory of planned behavior. *Precision Agriculture*, *22*(6), 1816-1844. https://doi.org/10.1007/s11119-021-09814-x

Monteiro, A., Santos, S., & Gonçalves, P. (2021). Precision agriculture for crop and livestock farming—Brief review. *Animals*, *11*(8), 2345.

Monteleone, S., Moraes, E. A. D., Tondato De Faria, B., Aquino Junior, P. T., Maia, R. F., Neto, A. T., & Toscano, A. (2020). Exploring the Adoption of Precision Agriculture for Irrigation in the Context of Agriculture 4.0 : The Key Role of Internet of Things. *Sensors*, *20*(24), 7091. https://doi.org/10.3390/s20247091

Montesclaros, J. M. L., Babu, S. C., & Teng, P. S. (2019). *IoT-Enabled Farms and Climate-Adaptive Agriculture Technologies*.

Mujuka, E., Mburu, J., Ogutu, A., & Ambuko, J. (2019). Returns to investment in postharvest loss reduction technologies among mango farmers in Embu County, Kenya. *Food and Energy Security*, *9*(1). https://doi.org/10.1002/fes3.195

Musafili, I., Ayuya, O. I., & Birachi, E. A. (2021). Dynamics of Gender Preferences for Farm Investment Strategies in Rwanda : A Best-worst Scaling Experiment. *British Journal of Environmental Studies*. https://doi.org/10.32996/bjes

Musshoff, O., & Hirschauer, N. (2008). Adoption of organic farming in Germany and Austria : An integrative dynamic investment perspective. *Agricultural Economics*, *39*(1), 135-145. https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2008.00321.x

Musshoff, O., & Hirschauer, N. (2011). A behavioral economic analysis of bounded rationality in farm financing decisions : First empirical evidence. *Agricultural Finance Review*, *71*(1), 62-83. https://doi.org/10.1108/00021461111128165

Mustafa, Z., Vitali, G., Huffaker, R., & Canavari, M. (2024). *A systematic review on price volatility in agriculture* (p. 268-294). https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/joes.12549

Nambiema, A., Fouquet, J., Guilloteau, J., & Descatha, A. (2021). La revue systématique et autres types de revue de la littérature : Qu'est-ce que c'est, quand, comment, pourquoi ? *Archives des Maladies Professionnelles et de l'Environnement*, *82*(5), 539-552. https://doi.org/10.1016/j.admp.2021.03.004

Nasirahmadi, A., & Hensel, O. (2022). Toward the Next Generation of Digitalization in Agriculture Based on Digital Twin Paradigm. *Sensors*, *22*(2), Article 2. https://doi.org/10.3390/s22020498

Neuenfeldt, S., Gocht, A., Heckelei, T., & Ciaian, P. (2019). Explaining farm structural change in the European agriculture : A novel analytical framework. *European Review of Agricultural Economics*, *46*(5), 713-768. https://doi.org/10.1093/erae/jby037

Nowak, B. (2021). Precision agriculture : Where do we stand ? A review of the adoption of precision agriculture technologies on field crops farms in developed countries. *Agricultural Research*, *10*(4), 515-522.

Okayasu, T., Nugroho, A. P., Arita, D., Yoshinaga, T., Hashimoto, Y., & Tachiguchi, R. (2017). Sensing and Visualization in Agriculture with Affordable Smart Devices. In H. Yasuura, C.-M. Kyung, Y. Liu, & Y.-L. Lin (Éds.), *Smart Sensors at the IoT Frontier* (p. 299-325). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-55345-0_12

Olsen, J. V., & Henningsen, A. (2011). *Investment Utilisation, Adjustment Costs, and Technical Efficiency in Danish Pig Farms*.

Palma-Molina, P., Hennessy, T., O'Connor, A. H., Onakuse, S., O'Leary, N., Moran, B., & Shalloo, L. (2023). Factors associated with intensity of technology adoption and with the adoption of 4 clusters of precision livestock farming technologies in Irish pasture-based dairy systems. *Journal of Dairy Science*, *106*(4), 2498-2509. https://doi.org/10.3168/jds.2021-21503

Papadopoulos, G., Arduini, S., Uyar, H., Psiroukis, V., Kasimati, A., & Fountas, S. (2024). Economic and environmental benefits of digital agricultural technologies in crop production : A review. *Smart Agricultural Technology*, *8*, 100441. https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100441

Papakonstantinou, G. I., Voulgarakis, N., Terzidou, G., Fotos, L., Giamouri, E., & Papatsiros, V. G. (2024). Precision Livestock Farming Technology : Applications and Challenges of Animal Welfare and Climate Change. *Agriculture*, *14*(4), Article 4. https://doi.org/10.3390/agriculture14040620

Pathak, H. S., Brown, P., & Best, T. (2019). A systematic literature review of the factors affecting the precision agriculture adoption process. *Precision Agriculture*, *20*(6), 1292-1316. https://doi.org/10.1007/s11119-019-09653-x

Paul, C., Techen, A.-K., Robinson, J. S., & Helming, K. (2019). Rebound effects in agricultural land and soil management : Review and analytical framework. *Journal of Cleaner Production*, *227*, 1054-1067. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.04.115

Pauschinger, D., & Klauser, F. R. (2022). The introduction of digital technologies into agriculture : Space, materiality and the public–private interacting forms of authority and expertise. *Journal of Rural Studies*, *91*, 217-227. https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2021.06.015

Paustian, M., & Theuvsen, L. (2017). Adoption of precision agriculture technologies by German crop farmers. *Precision Agriculture*, *18*(5), 701-716. https://doi.org/10.1007/s11119-016-9482-5

Pe'er, G., Zinngrebe, Y., Moreira, F., Sirami, C., Schindler, S., Müller, R., Bontzorlos, V., Clough, D., Bezák, P., Bonn, A., Hansjürgens, B., Lomba, A., Möckel, S., Passoni, G., Schleyer, C., Schmidt, J., & Lakner, S. (2019). A greener path for the EU Common Agricultural Policy. *Science*, *365*(6452), 449-451. https://doi.org/10.1126/science.aax3146

Penson, J. B., Romain, R. F. J., & Hughes, D. W. (1981). Net Investment in Farm Tractors : An Econometric Analysis. *American Journal of Agricultural Economics*, *63*(4), 629-635.

Petrick, M. (2004). Farm investment, credit rationing, and governmentally promoted credit access in Poland : A cross-sectional analysis. *Food Policy*, *29*(3), 275-294. https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2004.05.002

Pham, X., & Stack, M. (2018). How data analytics is transforming agriculture. *Business Horizons*, *61*(1), 125-133. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2017.09.011

Pivoto, D., Barham, B., Waquil, P. D., Foguesatto, C. R., Corte, V. F. D., Zhang, D., & Talamini, E. (2019). Factors influencing the adoption of smart farming by Brazilian grain farmers. *International Food and Agribusiness Management Review*, *22*(4), 571-588. https://doi.org/10.22434/IFAMR2018.0086

Place, F., Adato, M., & Hebinck, P. (2007). Understanding Rural Poverty and Investment in Agriculture : An Assessment of Integrated Quantitative and Qualitative Research in Western Kenya. *World Development*, *35*(2), 312-325. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2006.10.005

Pretty, J. (2018). Intensification for redesigned and sustainable agricultural systems. *Science*, *362*(6417). https://doi.org/10.1126/science.aav0294

Prost, L., Martin, G., Ballot, R., Benoit, M., Bergez, J.-E., Bockstaller, C., Cerf, M., Deytieux, V., Hossard, L., Jeuffroy, M.-H., Leclère, M., Le Bail, M., Le Gal, P.-Y., Loyce, C., Merot, A., Meynard, J.-M., Mignolet, C., Munier-Jolain, N., Novak, S., … van der Werf, H. (2023). Key research challenges to supporting farm transitions to agroecology in advanced economies. A review. *Agronomy for Sustainable Development*, *43*(1), 11. https://doi.org/10.1007/s13593-022-00855-8

Qian, X. (2021). Production planning and equity investment decisions in agriculture with closed membership cooperatives. *European Journal of Operational Research*, *294*(2), 684-699. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.02.007

Qin, T., Wang, L., Zhou, Y., Guo, L., Jiang, G., & Zhang, L. (2022). Digital Technology-and-Services-Driven Sustainable Transformation of Agriculture : Cases of China and the EU. *Agriculture*, *12*(2), 297. https://doi.org/10.3390/agriculture12020297

Radeva, T. (2020). *Investment activity of bulgarian farms under the conditions of cap 2014-2020*.

Rajkhowa, P., & Qaim, M. (2021). Personalized digital extension services and agricultural performance : Evidence from smallholder farmers in India. *PLOS ONE*, *16*(10), e0259319. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0259319

Rana, R. A., Siddiqui, M. N., Skalicky, M., Brestic, M., Hossain, A., Kayesh, E., Popov, M., Hejnak, V., Gupta, D. R., Mahmud, N. U., & Islam, T. (2021). Prospects of Nanotechnology in Improving the Productivity and Quality of Horticultural Crops. *Horticulturae*, *7*(10), Article 10. https://doi.org/10.3390/horticulturae7100332

Recensement Agricole. (2020). *Recensement agricole 2020*.

Reid, D. W., & Bradford, G. L. (1987). A Farm Firm Model of Machinery Investment Decisions. *American Journal of Agricultural Economics*, *69*(1), 64-77. https://doi.org/10.2307/1241307

Rejeb, A., Rejeb, K., Abdollahi, A., & Hassoun, A. (2024). Precision agriculture : A bibliometric analysis and research agenda. *Smart Agricultural Technology*, *9*, 100684.

Rethlefsen, M. L., Kirtley, S., Waffenschmidt, S., Ayala, A. P., Moher, D., Page, M. J., Koffel, J. B., PRISMA-S Group, Blunt, H., Brigham, T., Chang, S., Clark, J., Conway, A., Couban, R., de Kock, S., Farrah, K., Fehrmann, P., Foster, M., Fowler, S. A., … Young, S. (2021). PRISMA-S : An extension to the PRISMA Statement for Reporting Literature Searches in Systematic Reviews. *Systematic Reviews*, *10*(1), 39. https://doi.org/10.1186/s13643-020-01542-z

Rose, D. C., & Bhattacharya, M. (2023). Adoption of autonomous robots in the soft fruit sector : Grower perspectives in the UK. *Smart Agricultural Technology*, *3*, 100118.

Rose, D. C., & Chilvers, J. (2018). Agriculture 4.0 : Broadening Responsible Innovation in an Era of Smart Farming. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, *2*. https://doi.org/10.3389/fsufs.2018.00087

Rose, D. C., Sutherland, W. J., Parker, C., Lobley, M., Winter, M., Morris, C., Twining, S., Ffoulkes, C., Amano, T., & Dicks, L. V. (2016). Decision support tools for agriculture : Towards effective design and delivery. *Agricultural Systems*, *149*, 165-174. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2016.09.009

Rose, D. C., Wheeler, R., Winter, M., Lobley, M., & Chivers, C.-A. (2021). Agriculture 4.0 : Making it work for people, production, and the planet. *Land Use Policy*, *100*, 104933. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104933

Rossi, M. A. (2024). EU technology-specific industrial policy. The case of 5G and 6G. *Telecommunications Policy*, *48*(2), 102639. https://doi.org/10.1016/j.telpol.2023.102639

Rotz, S., Duncan, E., Small, M., Botschner, J., Dara, R., Mosby, I., Reed, M., & Fraser, E. D. G. (2019). The Politics of Digital Agricultural Technologies : A Preliminary Review. *Sociologia Ruralis*, *59*(2), 203-229. https://doi.org/10.1111/soru.12233

Ruder, S.-L. (2025). The ‘terms and conditions’ of surveillance capitalism : Theorizing agricultural data policy and governance. *The Journal of Peasant Studies*, *52*(4), 725-750. https://doi.org/10.1080/03066150.2024.2429480

Rutten, C. J., Steeneveld, W., Oude Lansink, A. G. J. M., & Hogeveen, H. (2018). Delaying investments in sensor technology : The rationality of dairy farmers’ investment decisions illustrated within the framework of real options theory. *Journal of Dairy Science*, *101*(8), 7650-7660. https://doi.org/10.3168/jds.2017-13358

Sadjadi, E. N., & Fernández, R. (2023). Challenges and Opportunities of Agriculture Digitalization in Spain. *Agronomy*, *13*(1), 259. https://doi.org/10.3390/agronomy13010259

Sage. (2018, septembre 19). *Investissement en entreprise*. Sage Advice France. https://www.sage.com/fr-fr/blog/glossaire/investissement-definition-de-linvestissement-en-entreprise/

Salimi, M., Pourdarbani, R., & Nouri, B. A. (2020). Factors Affecting the Adoption of Agricultural Automation Using Davis’s Acceptance Model (Case Study : Ardabil). *Acta Technologica Agriculturae*, *23*(1), 30-39. https://doi.org/10.2478/ata-2020-0006

Samborski, S. M., Gozdowski, D., Stępień, M., Walsh, O. S., & Leszczyńska, E. (2016). On-farm evaluation of an active optical sensor performance for variable nitrogen application in winter wheat. *European Journal of Agronomy*, *74*, 56-67. https://doi.org/10.1016/j.eja.2015.11.020

Sanyaolu, M., & Sadowski, A. (2024). The role of precision agriculture technologies in enhancing sustainable agriculture. *Sustainability*, *16*(15), 6668.

Sargani, G. R., Wang, B., Leghari, S. J., & Ruan, J. (2025). Is digital transformation the key to agricultural strength? A novel approach to productivity and supply chain resilience. *Smart Agricultural Technology*, *10*, 100838. https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.100838

Sarkar, P. J., & Chanagala, S. (2016). A Survey on IOT based Digital Agriculture Monitoring System and Their impact on optimal utilization of Resources. *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE)*, *11*(1), 01-04.

Sarri, D., Lombardo, S., Pagliai, A., Zammarchi, L., Lisci, R., & Vieri, M. (2020). A technical-economic analysis of telemetry as a monitoring tool for crop protection in viticulture. *Journal of Agricultural Engineering*, *51*(2), Article 2. https://doi.org/10.4081/jae.2020.1029

Sauvagerd, M., Mayer, M., & Hartmann, M. (2024). Digital platforms in the agricultural sector : Dynamics of oligopolistic platformisation. *Big Data & Society*, *11*(4), 20539517241306365. https://doi.org/10.1177/20539517241306365

Scheierling, S. M., Young, R. A., & Cardon, G. E. (2006). Public subsidies for water-conserving irrigation investments : Hydrologic, agronomic, and economic assessment: Subsidies for water-conserving irrigation. *Water Resources Research*, *42*(3). https://doi.org/10.1029/2004WR003809

Schimmelpfennig, D. (2016a). *Farm profits and adoption of precision agriculture*. https://ageconsearch.umn.edu/record/249773/

Schimmelpfennig, D. (Éd.). (2016b). *Farm Profits and Adoption of Precision Agriculture*. https://doi.org/10.22004/ag.econ.249773

Schimmelpfennig, D., & Ebel, R. (2016a). Sequential adoption and cost savings from precision agriculture. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 97-115.

Schimmelpfennig, D., & Ebel, R. (2016b). Sequential Adoption and Cost Savings from Precision Agriculture. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, *41*(1), 97-115.

Schmidt, L., Odening, M., & Ritter, M. (2024). Do non-farmers pay more for land than farmers? *European Review of Agricultural Economics*, *51*(4), 1094-1128. https://doi.org/10.1093/erae/jbae023

Schnebelin, É. (2022a). *Le développement du numérique dans les trajectoires d'écologisation de l'agriculture en France* [Thèse de doctorat, Montpellier SupAgro]. https://hal.science/tel-04009739/

Schnebelin, É. (2022b). Linking the diversity of ecologisation models to farmers' digital use profiles. *Ecological Economics*, *196*, 107422. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2022.107422

Schnebelin, E. (2023). Numérique et agriculture biologique : Convergence ou contre-sens ? *Écologie & politique*, *66*(1), 69-84.

Schulte, H. D., Musshoff, O., & Meuwissen, M. P. M. (2018). Considering milk price volatility for investment decisions on the farm level after European milk quota abolition. *Journal of Dairy Science*, *101*(8), 7531-7539. https://doi.org/10.3168/jds.2017-14305

Schultz, T. W. (1964). *Transforming traditional agriculture.* https://www.cabidigitallibrary.org/doi/full/10.5555/19641802933

Schulze Schwering, D., Bergmann, L., & Isabel Sonntag, W. (2022). How to encourage farmers to digitize? A study on user typologies and motivations of farm management information systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, *199*, 107133. https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107133

Scialabba, N. E.-H., & Müller-Lindenlauf, M. (2010). Organic agriculture and climate change. *Renewable Agriculture and Food Systems*, *25*(2), 158-169. https://doi.org/10.1017/s1742170510000116

Sckokai, P., & Moro, D. (2009). Modelling the impact of the CAP Single Farm Payment on farm investment and output. *European Review of Agricultural Economics*, *36*(3), 395-423. https://doi.org/10.1093/erae/jbp026

Sears, L., Caparelli, J., Lee, C., Pan, D., Strandberg, G., Vuu, L., & Lin Lawell, C.-Y. C. (2018). Jevons' Paradox and Efficient Irrigation Technology. *Sustainability*, *10*(5), Article 5. https://doi.org/10.3390/su10051590

Sexton, R. J., & Xia, T. (2018). Increasing Concentration in the Agricultural Supply Chain : Implications for Market Power and Sector Performance. *Annual Review of Resource*

Economics, *10*(Volume 10, 2018), 229-251. https://doi.org/10.1146/annurev-resource-100517-023312

Shelkovnikov, S. A., Александрович, Ш. С., Kuznetsova, I. G., & Геннадьевна, К. И. (2022). Conceptual and methodological foundations for forming human capital under conditions of transition to digital agriculture. *RUDN Journal of Economics*, *30*(1), 110-123. https://doi.org/10.22363/2313-2329-2022-30-1-110-123

Shepherd, M., Turner, J. A., Small, B., & Wheeler, D. (2020). Priorities for science to overcome hurdles thwarting the full promise of the 'digital agriculture' revolution. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, *100*(14), 5083-5092. https://doi.org/10.1002/jsfa.9346

Shockley, J. M., Dillon, C. R., & Shearer, S. A. (2019). An economic feasibility assessment of autonomous field machinery in grain crop production. *Precision agriculture*, *20*(5), 1068-1085.

Shortall, J., Shalloo, L., Foley, C., Sleator, R. D., & O'Brien, B. (2016). Investment appraisal of automatic milking and conventional milking technologies in a pasture-based dairy system. *Journal of Dairy Science*, *99*(9), 7700-7713. https://doi.org/10.3168/jds.2016-11256

Silva, V., Yang, X., Fleskens, L., Ritsema, C. J., & Geissen, V. (2022). Environmental and human health at risk – Scenarios to achieve the Farm to Fork 50% pesticide reduction goals. *Environment International*, *165*, 107296. https://doi.org/10.1016/j.envint.2022.107296

Silvi, R., Pereira, L. G. R., Paiva, C. A. V., Tomich, T. R., Teixeira, V. A., Sacramento, J. P., Ferreira, R. E. P., Coelho, S. G., Machado, F. S., Campos, M. M., & Dórea, J. Ricardo. R. (2021). Adoption of Precision Technologies by Brazilian Dairy Farms : The Farmer's Perception. *Animals*, *11*(12), 3488. https://doi.org/10.3390/ani11123488

Small, B. (2017). Digital Technology and Agriculture : Foresight for Rural Enterprises and Rural Lives in New Zealand. *Journal of Agriculture and Environmental Sciences*, *6*(2). https://doi.org/10.15640/jaes.v6n2a7

Smarieri, E., & Ferreira, P. P. (2024). Transformations numériques dans l'agriculture brésilienne : État actuel et ses effets. *Economie rurale*, *2*, 69-80.

Sofia, S., Agosta, M., Asciuto, A., Crescimanno, M., & Galati, A. (2025). Unleashing profitability of vineyards through the adoption of unmanned aerial vehicles technology systems : The case of two Italian wineries. *Precision Agriculture*, *26*(2), 41. https://doi.org/10.1007/s11119-025-10236-2

Späti, K., Huber, R., & Finger, R. (2021). Benefits of increasing information accuracy in variable rate technologies. *Ecological Economics*, *185*, 107047.

Spiegel, A., Severini, S., Britz, W., & Coletta, A. (2020). Step-by-step development of a model simulating returns on farm from investments : The example of hazelnut plantation in Italy. *Bio-Based and Applied Economics*, 53-83 Pages. https://doi.org/10.13128/BAE-7961

Spykman, O., Gabriel, A., Ptacek, M., & Gandorfer, M. (2021). Farmers' perspectives on field crop robots – Evidence from Bavaria, Germany. *Computers and Electronics in Agriculture*, *186*, 106176. https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106176

Squeri, C., Diti, I., Rodschinka, I. P., Poni, S., Dosso, P., Scotti, C., & Gatti, M. (2021). The High-Yielding Lambrusco (*Vitis vinifera* L.) Grapevine District Can Benefit from Precision Viticulture. *American Journal of Enology and Viticulture*, *72*(3), 267-278. https://doi.org/10.5344/ajev.2021.20060

Steeneveld, W., Hogeveen, H., & Oude Lansink, A. G. J. M. (2015). Economic consequences of investing in sensor systems on dairy farms. *Computers and Electronics in Agriculture*, *119*, 33-39. https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.10.006

Steeneveld, W., Tauer, L. W., Hogeveen, H., & Oude Lansink, A. G. J. M. (2012). Comparing technical efficiency of farms with an automatic milking system and a conventional milking system. *Journal of Dairy Science*, *95*(12), 7391-7398. https://doi.org/10.3168/jds.2012-5482

Stehle, S., & Schulz, R. (2015). Pesticide authorization in the EU—environment unprotected? *Environmental Science and Pollution Research*, *22*(24), 19632-19647. https://doi.org/10.1007/s11356-015-5148-5

Stone, G. D. (2022). Surveillance agriculture and peasant autonomy. *Journal of Agrarian Change*, *22*(3), 608-631. https://doi.org/10.1111/joac.12470

St-Pierre, N. R., Shoemaker, D., & Jones, L. R. (2000). The Next $120,000 : A Case Study to Illustrate Analysis of Alternative Farm Investments in Fixed Assets. *Journal of Dairy Science*, *83*(5), 1159-1169. https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(00)74982-4

Stuart, E. A., Lee, B. K., & Leacy, F. P. (2013). Prognostic score–based balance measures can be a useful diagnostic for propensity score methods in comparative effectiveness research. *Journal of Clinical Epidemiology*, *66*(8, Supplement), S84-S90.e1. https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2013.01.013

Szűcs, I., Szántó, L., & Szőllősi, L. (2020). Investment analysis of a piglet producer farm – a Hungarian case study. *Applied Studies in Agribusiness and Commerce*, *14*(3-4), Article 3-4. https://doi.org/10.19041/APSTRACT/2020/2-3/15

Szymańska, E. J., Dziwulski, M., & Kruszyński, M. (2021). Determinants of Fixed Asset Investment in the Polish Farms. *Sustainability*, *13*(24), Article 24. https://doi.org/10.3390/su132413741

Tabe-Ojong, M. P. Jr. (2023). Action against invasive species : Charcoal production, beekeeping, and Prosopis eradication in Kenya. *Ecological Economics*, *203*, 107614. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2022.107614

Tămăşilă, M., Miclea, Ş., Vartolomei, M., Pascu, D., & Albulescu, C. T. (2018). Cash Flow and Investment Decision : An Application on the Romanian Agriculture Sector. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *238*, 704-713. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2018.04.053

Tambotoh, J. J. C., Manuputty, A. D., & Banunaek, F. E. (2015). Socio-economics Factors and Information Technology Adoption in Rural Area. *Procedia Computer Science*, *72*, 178-185. https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.119

Taragola, N. M., & Van Lierde, D. F. (2010). Factors affecting the Internet behaviour of horticultural growers in Flanders, Belgium. *Computers and Electronics in Agriculture*, *70*(2), 369-379. https://doi.org/10.1016/j.compag.2009.09.004

Trotsenko, O., & Slukin, S. (2020). Public-Private Partnerships for agricultural innovation : Opportunities and challenges in world practice. *E3S Web of Conferences*, *176*, 06004. https://doi.org/10.1051/e3sconf/202017606004

Tsoumas, I., Giannarakis, G., Sitokonstantinou, V., Koukos, A., Loka, D., Bartsotas, N., Kontoes, C., & Athanasiadis, I. (2023). Evaluating Digital Agriculture Recommendations with Causal Inference. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, *37*(12), 14514-14522. https://doi.org/10.1609/aaai.v37i12.26697

Tubetov, D. (2013). *Investment behavior in agriculture—An analysis of the explanatory potential of the real options approach* [Georg-August-University Göttingen]. https://doi.org/10.53846/goediss-3771

Tubetov, D., Maart, S. C., Musshoff, O., Tubetov, D., Maart, S. C., & Musshoff, O. (2012). *Comparison of the Investment Behavior of German and Kazakhstani Farmers : An Experimental Approach*. https://doi.org/10.22004/AG.ECON.122422

Tullo, E., Finzi, A., & Guarino, M. (2019). Review : Environmental impact of livestock farming and Precision Livestock Farming as a mitigation strategy. *Science of The Total Environment*, *650*, 2751-2760. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.018

Tutz, G., Pößnecker, W., & Uhlmann, L. (2015). Variable selection in general multinomial logit models. *Computational Statistics & Data Analysis*, *82*, 207-222. https://doi.org/10.1016/j.csda.2014.09.009

Tziolas, E., Karapatzak, E., Kalathas, I., Lytridis, C., Mamalis, S., Koundouras, S., Pachidis, T., & Kaburlasos, V. G. (2023). Comparative Assessment of Environmental/Energy Performance under Conventional Labor and Collaborative Robot Scenarios in Greek Viticulture. *Sustainability*, *15*(3), 2753. https://doi.org/10.3390/su15032753

Upton, J., Murphy, M., De Boer, I. J. M., Groot Koerkamp, P. W. G., Berentsen, P. B. M., & Shalloo, L. (2015). Investment appraisal of technology innovations on dairy farm electricity consumption. *Journal of Dairy Science*, *98*(2), 898-909. https://doi.org/10.3168/jds.2014-8383

Uraguchi, Z. (2025). *Understanding Agribusiness Innovation and Transformation Through Evolutionary Economics : Evidence from Three Diverse National Innovation Systems*. https://doi.org/10.20944/preprints202506.1281.v1

Utstumo, T., Urdal, F., Brevik, A., Dørum, J., Netland, J., Overskeid, Ø., Berge, T. W., & Gravdahl, J. T. (2018). Robotic in-row weed control in vegetables. *Computers and Electronics in Agriculture*, *154*, 36-45. https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.043

Van Asseldonk, M. A. P. M., Huirne, R. B. M., Dijkhuizen, A. A., & Beulens, A. J. M. (1999). Dynamic programming to determine optimum investments in information technology on dairy farms. *Agricultural Systems*, *62*(1), 17-28. https://doi.org/10.1016/S0308-521X(99)00051-7

Van Hertem, T., Rooijakkers, L., Berckmans, D., Peña Fernández, A., Norton, T., Berckmans, D., & Vranken, E. (2017). Appropriate data visualisation is key to Precision Livestock Farming acceptance. *Computers and Electronics in Agriculture*, *138*, 1-10. https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.04.003

van Zanden, J. L. (1991). The First Green Revolution : The Growth of Production and Productivity in European Agriculture, 1870-1914. *The Economic History Review*, *44*(2), 215-239. https://doi.org/10.2307/2598294

Vargas, C., Gamache, S., Henao, N., Agbossou, K., & Nagarsheth, S. (2024). A comprehensive cost mapping of digital technologies in greenhouses. *Smart Agricultural Technology*, *9*, 100634. https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100634

Varghese, S. K., Buysse, J., Frija, A., Speelman, S., & Van Huylenbroeck, G. (2013). Are Investments in Groundwater Irrigation Profitable? A Case of Rice Farms from South India [1]: Are investments in groundwater irrigation profitable? A case of rice farms from South India *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, *49*(1), 52-66. https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.2012.00690.x

Vărzaru, A. A. (2025). Digital Revolution in Agriculture : Using Predictive Models to Enhance Agricultural Performance Through Digital Technology. *Agriculture*, *15*(3), 258. https://doi.org/10.3390/agriculture15030258

Venables, W. N., & Ripley, B. D. (2002). *Modern Applied Statistics with S*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-21706-2

Vercammen, J. (2007). Farm bankruptcy risk as a link between direct payments and agricultural investment. *European Review of Agricultural Economics*, *34*(4), 479-500. https://doi.org/10.1093/erae/jbm040

Viaggi, D., Raggi, M., & Gomez y Paloma, S. (2010). An integer programming dynamic farm-household model to evaluate the impact of agricultural policy reforms on farm investment behaviour. *European Journal of Operational Research*, *207*(2), 1130-1139. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.05.012

Viera-Arroyo, W., Binego, L., Ryans, F., López, D., Moya, M., Vera, L., & Caicedo, C. (2025). Systematic Review of Integrating Technology for Sustainable Agricultural Transitions : Ecuador, a Country with Agroecological Potential. *Sustainability*, *17*(13), Article 13. https://doi.org/10.3390/su17136053

Vindrola-Padros, C., Brage, E., & Johnson, G. A. (2021). Rapid, Responsive, and Relevant? : A Systematic Review of Rapid Evaluations in Health Care. *American Journal of Evaluation*, *42*(1), 13-27. https://doi.org/10.1177/1098214019886914

Vondolia, G. K., Eggert, H., & Stage, J. (2021). The Effect of Fertilizer Subsidies on Investment in Soil and Water Conservation and Productivity among Ghanaian Farmers Using Mechanized Irrigation. *Sustainability*, *13*(15), 8242. https://doi.org/10.3390/su13158242

Voronin, B. A., Chupina, I. P., Voronina, Y. V., Chupin, Y. N., Zarubina, E. V., & Simachkova, N. N. (2020). The role of human capital in the digitalization of the country's agriculture. *E3S Web of Conferences*, *176*, 05016.

Walter, A., Finger, R., Huber, R., & Buchmann, N. (2017). Smart farming is key to developing sustainable agriculture. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *114*(24), 6148-6150. https://doi.org/10.1073/pnas.1707462114

Wang, S., Tian, Y., Liu, X., & Foley, M. (2019). How Farmers Make Investment Decisions : Evidence from a Farmer Survey in China. *Sustainability*, *12*(1), 247. https://doi.org/10.3390/su12010247

Welsh, R., Grimberg, S., Gillespie, G. W., & Swindal, M. (2010). Technoscience, anaerobic digester technology and the dairy industry : Factors influencing North Country New York dairy farmer views on alternative energy technology. *Renewable Agriculture and Food Systems*, *25*(2), 170-180. https://doi.org/10.1017/S174217051000013X

Wen, G., Cao, Y., & Wei, X. (2025). The data-driven analysis of soil health and crop adaptability : Technologies, impacts, and optimization strategies. *Advances in Resources Research*, *5*(1), 350-368. https://doi.org/10.50908/arr.5.1_350

Weng, F., Liu, X., & Huo, X. (2023). Impact of Internet Use on Farmers' Organic Fertilizer Investment : A New Perspective of Access to Credit. *Agriculture*, *13*(1), 219. https://doi.org/10.3390/agriculture13010219

Wesseler, J. (2022). The EU's farm-to-fork strategy : An assessment from the perspective of agricultural economics. *Applied Economic Perspectives and Policy*, *44*(4), 1826-1843. https://doi.org/10.1002/aepp.13239

Weyori, A. E., Amare, M., Garming, H., & Waibel, H. (2018). Agricultural innovation systems and farm technology adoption : Findings from a study of the Ghanaian plantain sector. *The Journal of Agricultural Education and Extension*, *24*(1), 65-87. https://doi.org/10.1080/1389224X.2017.1386115

Wiki Agri Tech. (2024). *The most complete ag-tech tools directory for farmers*. Wiki Agri Tech Directory. https://www.wiki-agri-tech.com/

Wolfert, S., Ge, L., Verdouw, C., & Bogaardt, M.-J. (2017). Big Data in Smart Farming – A review. *Agricultural Systems*, *153*, 69-80. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023

Woodford, K., Brakenrig, M., & Pangborn, M. (2015). New Zealand case studies of automatic-milking-systems adoption. *Proceedings of the New Zealand Society of Animal Production*, *75*.

Wuepper, D., Bukchin-Peles, S., Just, D., & Zilberman, D. (2023). Behavioral agricultural economics. *Applied Economic Perspectives and Policy*, *45*(4), 2094-2105. https://doi.org/10.1002/aepp.13343

Yao, W. (2020). Biogas Investment Intention of Large-Scale Pig Farmers Under the EmissionTrading System. *Nature Environment and Pollution Technology*, *19*(3), 1113-1117. https://doi.org/10.46488/NEPT.2020.v19i03.022

Ye, L. (2025). Digital economy and high-quality agricultural development. *International Review of Economics & Finance*, *99*, 104028. https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104028

Yi, D., Jun, L., Haodic, G., Xing, Z., Lie, Y., Maidin, S. S., Ishak, W. H. W., & Wider, W. (2024). Transforming Agriculture : An Insight into Decision Support Systems in Precision Farming. *Journal of Applied Data Sciences*, *5*(4), Article 4. https://doi.org/10.47738/jads.v5i4.274

Yigezu, Y. A., Mugera, A., El-Shater, T., Aw-Hassan, A., Piggin, C., Haddad, A., Khalil, Y., & Loss, S. (2018). Enhancing adoption of agricultural technologies requiring high initial investment among smallholders. *Technological Forecasting and Social Change*, *134*, 199-206. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.06.006

Yu, L. (2025). Digital economy and agricultural green total factor productivity : Is investment important? *Environment, Development and Sustainability*. https://doi.org/10.1007/s10668-025-06367-1

Yue, M., Li, W., Jin, S., Chen, J., Chang, Q., Glyn, J., Cao, Y., Yang, G., Li, Z., & Frewer, L. J. (2023). Farmers' precision pesticide technology adoption and its influencing factors : Evidence from apple production areas in China. *Journal of Integrative Agriculture*, *22*(1), 292-305. https://doi.org/10.1016/j.jia.2022.11.002

Zabelina, O. V., Mirzabalaeva, F. I., & Sankova, L. V. (2020). Readiness of agricultural workers to develop new competencies and change the employment model in the conditions of digitalization. *E3S Web of Conferences*, *176*, 06003. https://doi.org/10.1051/e3sconf/202017606003

Zalewski, K., Bórawski, P., Żuchowski, I., Parzonko, A., Holden, L., & Rokicki, T. (2022). The Efficiency of Public Financial Support Investments into Dairy Farms in Poland by the European Union. *Agriculture*, *12*(2), 186. https://doi.org/10.3390/agriculture12020186

Zaman, N. B. K., Raof, W. N. A. A., Saili, A. R., Aziz, N. N., Fatah, F. A., & Vaiappuri, S. K. (2023). Adoption of smart farming technology among rice farmers. *Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology*, *29*(2), 268-275.

Zaytseva, O. P., Baetova, D. R., Goncharenko, L. N., & Kuznetsova, V. V. (2021). Digitalization As A Factor In Increasing The Profitability Of Agricultural Production. *European Proceedings of Social and Behavioural Sciences*, *Land Economy and Rural Studies Essentials*. https://doi.org/10.15405/epsbs.2021.07.35

Zeng, C., Zhang, F., & Luo, M. (2022). A deep neural network-based decision support system for intelligent geospatial data analysis in intelligent agriculture system. *Soft Computing*, *26*(20), 10813-10826. https://doi.org/10.1007/s00500-022-07018-7

Zhai, Z., Martínez, J. F., Beltran, V., & Martínez, N. L. (2020). Decision support systems for agriculture 4.0 : Survey and challenges. *Computers and Electronics in Agriculture*, *170*, 105256. https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105256

Zheng, S., Wang, Z., & Wachenheim, C. J. (2018). Technology adoption among farmers in Jilin Province, China : The case of aerial pesticide application. *China Agricultural Economic Review*, *11*(1), 206-216. https://doi.org/10.1108/CAER-11-2017-0216

Zhou, X., Chen, T., & Zhang, B. (2023). Research on the Impact of Digital Agriculture Development on Agricultural Green Total Factor Productivity. *Land*, *12*(1), Article 1. https://doi.org/10.3390/land12010195

Annexes

Annexe_ 1: *Classifications des outils numériques agricoles*

Le marché des outils numériques agricoles est en pleine expansion et propose une gamme toujours plus diversifiée de technologies et de services, allant des ordinateurs, capteurs et drones jusqu'aux robots autonomes (Khanna, 2021), avec un traitement des données de plus en plus assuré par l'intelligence artificielle (Fuentes et al., 2022). Cette dynamique, portée par l'innovation continue, s'accompagne d'un renouvellement rapide des produits : de nouveaux produits apparaissent constamment, tandis que certains disparaissent ou deviennent obsolètes en quelques années.

Face à cette diversité et à l'évolution rapide de l'offre, plusieurs travaux ont cherché à structurer et catégoriser ces technologies au moyen de typologies, le plus souvent établies en fonction de leurs usages et finalités (Figure Ch2_ 1). En effet, Florez (2018) distingue deux types d'outils numériques agricoles : les outils administratifs, facilitant la gestion quotidienne des exploitations, et ceux liés à l'agriculture de précision, qui optimisent directement les pratiques productives grâce à des technologies comme les capteurs, robots ou systèmes de dosage variable. Birner et al. (2021) ont proposé une typologie fondée sur le niveau d'incorporation de la technologie dans les équipements. Ils distinguent ainsi les technologies incorporées, généralement embarquées dans des machines agricoles (ex. : tracteurs guidés par GPS, pulvérisateurs automatiques), et les technologies non incorporées, correspondant à des solutions logicielles, applications mobiles ou plateformes d'analyse de données.

Alors que Balafoutis et al. (2017) et Barnes et al. (2019) classent les outils numériques en trois catégories : les technologies d'enregistrement (capteurs, GPS, imagerie satellite), destinées à la collecte de données ; les technologies de guidage, intégrant outils d'aide à la décision et systèmes de traitement de données ; et les technologies d'exécution, qui automatisent certaines tâches comme l'irrigation, le désherbage ou la traite (Griffin et al., 2018; Hunt Jr et Daughtry, 2018; Schimmelpfennig, 2016).

Dans une approche intégrée, Hanitravelo, (2020) distingue deux grandes catégories d'outils numériques agricoles : les technologies de communication (réseaux sociaux, plateformes collaboratives, outils de coordination) et les technologies de précision, subdivisées en technologies d'enregistrement, de guidage et d'exécution.

Schnebelin (2022), quant à elle, adopte une approche sectorielle en distinguant deux grands ensembles : les technologies de production et les technologies de services. Elle affine ensuite cette typologie fonctionnelle en six sous-catégories couvrant l'ensemble des chaînes de valeur : (i) technologies pour la production animale (robots d'alimentation,

capteurs de santé), (ii) technologies pour la production végétale (drones, logiciels de diagnostic), (iii) outils de valorisation (traçabilité, e-commerce), (iv) outils de communication et de collaboration (messagerie, plateformes), (v) outils d'information (prévisions météo, prix des marchés), et (vi) outils de gestion (comptabilité, planification, réglementation).

Enfin, Finger, (2023) propose un cadre conceptuel en cinq dimensions, soulignant la convergence entre capacités techniques, traitement des données et coordination entre acteurs. Il distingue : (i) les technologies de géoréférencement (GPS, SIG), (ii) les outils de diagnostic (télédétection, capteurs), (iii) les outils applicatifs pour la décision en temps réel, (iv) les processus automatisés (robots autonomes), et (v) les réseaux d'information assurant la connectivité entre acteurs.

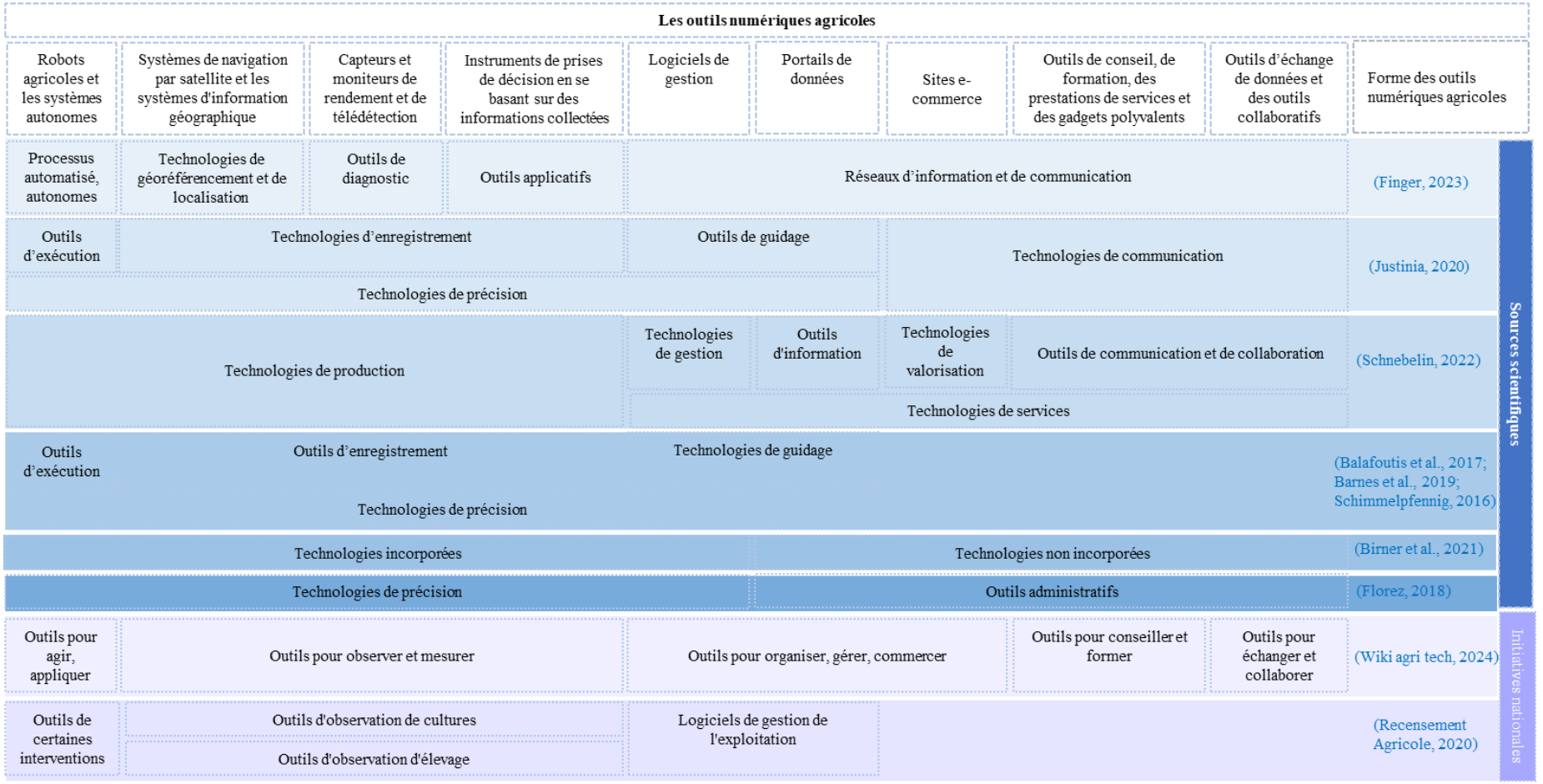
En plus de ces travaux de recherches, plusieurs initiatives ont été mises en place pour mieux référencer, documenter et suivre l'évolution des outils numériques en agriculture. En France, les recensements agricoles incluent depuis 2010 des questions relatives à l'usage d'Internet, aux logiciels spécialisés et aux équipements connectés (É. Schnebelin, 2022a). En 2016, la chaire AgroTIC et l'institut DigitAg ont lancé un observatoire des usages du numérique agricole, visant à fournir une vision quantitative et qualitative des pratiques numériques dans les exploitations (Lachia et al., 2019).

Lancée en 2019, la plateforme Aspexit, propose un annuaire ouvert des outils numériques agricoles. Elle classe les solutions en cinq catégories fonctionnelles : (i) observation et mesure (capteurs, GPS), (ii) action et application (robots, actionneurs), (iii) gestion et commerce (portails de données, e-commerce), (iv) conseil et formation, et (v) échange et collaboration.

Par ailleurs, les enquêtes Agrinautes 2020 ont documenté les tendances récentes de l'adoption numérique dans les exploitations françaises, en soulignant l'importance croissante du réseau 4G, la progression des OAD, et l'émergence des plateformes d'e-commerce agricole (Carpon, 2023; Debris, 2021).

Le recensement agricole de 2020 a également franchi un cap en distinguant plusieurs types d'outils utilisés (i : les logiciels de gestion, ii. les outils d'observation des cultures, iii. les outils d'obdservation de l'élevage et iv. les outils spécifiques pour certaines interventions), bien que les nomenclatures restent encore imprécises et parfois peu harmonisées avec les pratiques réelles. Plus récemment, en 2024, Aspexit est devenu WikiAgriTech, ajoutant un annuaire des fabricants à son répertoire de solutions numériques (Wiki Agri Tech, 2024).

Figure A1_ 1:*Comparaison des classifications des outils numériques agricoles dans la littérature scientifique et les initiatives nationales françaises*



La première ligne décrit les formes générales des outils (capteurs, logiciels, plateformes, etc.), tandis que les lignes suivantes présentent les catégories fonctionnelles issues des différentes sources. Les intitulés sont repris tels qu'exprimés par les auteurs, afin de garantir la rigueur et la comparabilité.

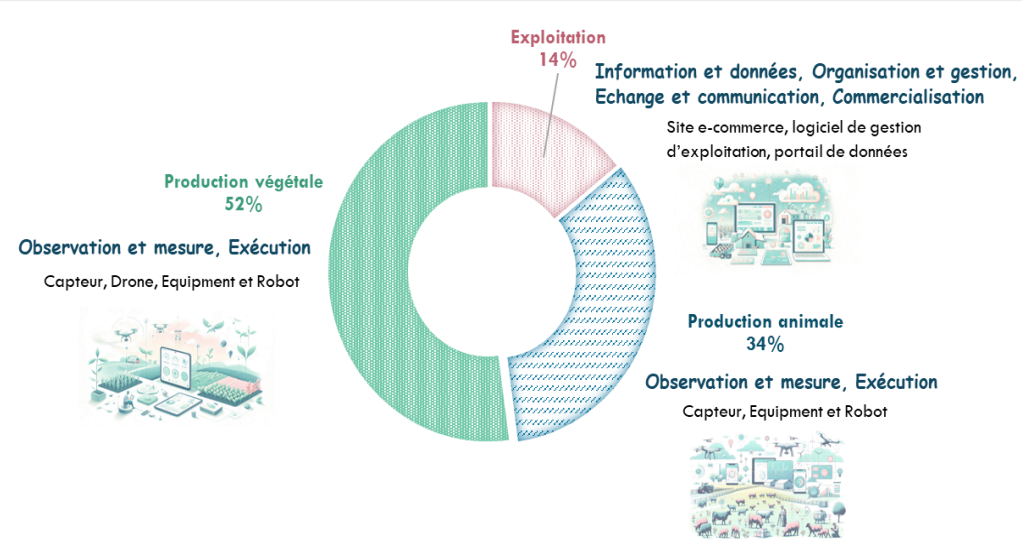
Sources scientifiques
Initiatives nationales

Annexe_ 2: Analyse descriptive de la base de données « AgriTechCost_DB » de l'offre commerciale des outils numériques agricoles en France

Analyse descriptive des outils numériques agricoles en France

L'analyse descriptive de la base de données « AgriTechCost_DB » que nous avons élaborée permet de dresser un panorama détaillé de l'offre commerciale des outils numériques agricoles disponibles en France. Cette base recense les solutions numériques selon leur domaine d'application et leurs principales fonctions dans les activités agricoles (figure A2_1).

Figure A2_ 1: *Répartition de l'offre numérique agricole française par type de production et fonction d'usage*



Source : AgriTechCost_DB/ Traitement des auteurs

Les résultats montrent une forte prédominance des outils dédiés à la production végétale, qui représentent 52 % de l'offre identifiée. Ces solutions concernent principalement des technologies d'observation, de mesure et d'exécution, telles que les capteurs agronomiques, les plateformes de suivi des cultures ou encore les outils d'aide à la décision pour la gestion des interventions culturales.

La production animale constitue 34 % de l'offre. Les outils numériques de ce segment sont également centrés sur l'observation et la mesure, notamment pour le suivi des troupeaux, la santé animale, la reproduction ou la gestion de l'alimentation. Ils traduisent le dynamisme du secteur de l'élevage dans l'adoption de solutions de suivi automatisé et d'analyse de données.

Enfin, la catégorie Exploitation, qui représente 14 % de l'offre, regroupe les outils liés à la gestion de l'information et des données, à l'organisation et la planification des activités, à l'échange et la communication entre acteurs, ainsi qu'à la commercialisation. Ces

solutions jouent un rôle clé dans la numérisation des fonctions transversales de l'exploitation agricole, contribuant à une meilleure coordination et à la valorisation des données.

Analyse descriptive du coût total de possession annuel (CTP) des outils numériques agricoles en France

L'analyse du coût total de possession annuel (CTP annuel) permet d'identifier cinq grands groupes d'outils numériques agricoles sur le marché français, selon leur coût et leur mode d'accès.

Le premier groupe, composé des outils gratuits, représente la majorité de l'offre numérique agricole. Il comprend principalement des applications mobiles, logiciels de suivi, plateformes web et outils de gestion accessibles sans coût initial ni abonnement. Ces solutions se concentrent sur la visualisation, la collecte et le partage de données, facilitant l'accès à des services de base pour un large public agricole.

Le deuxième groupe, dont le CTP annuel est compris entre 10 € et 5 000 €, regroupe une large variété de capteurs, logiciels, et applications mobiles à faible coût. Ce segment constitue une part importante du marché après les outils gratuits.

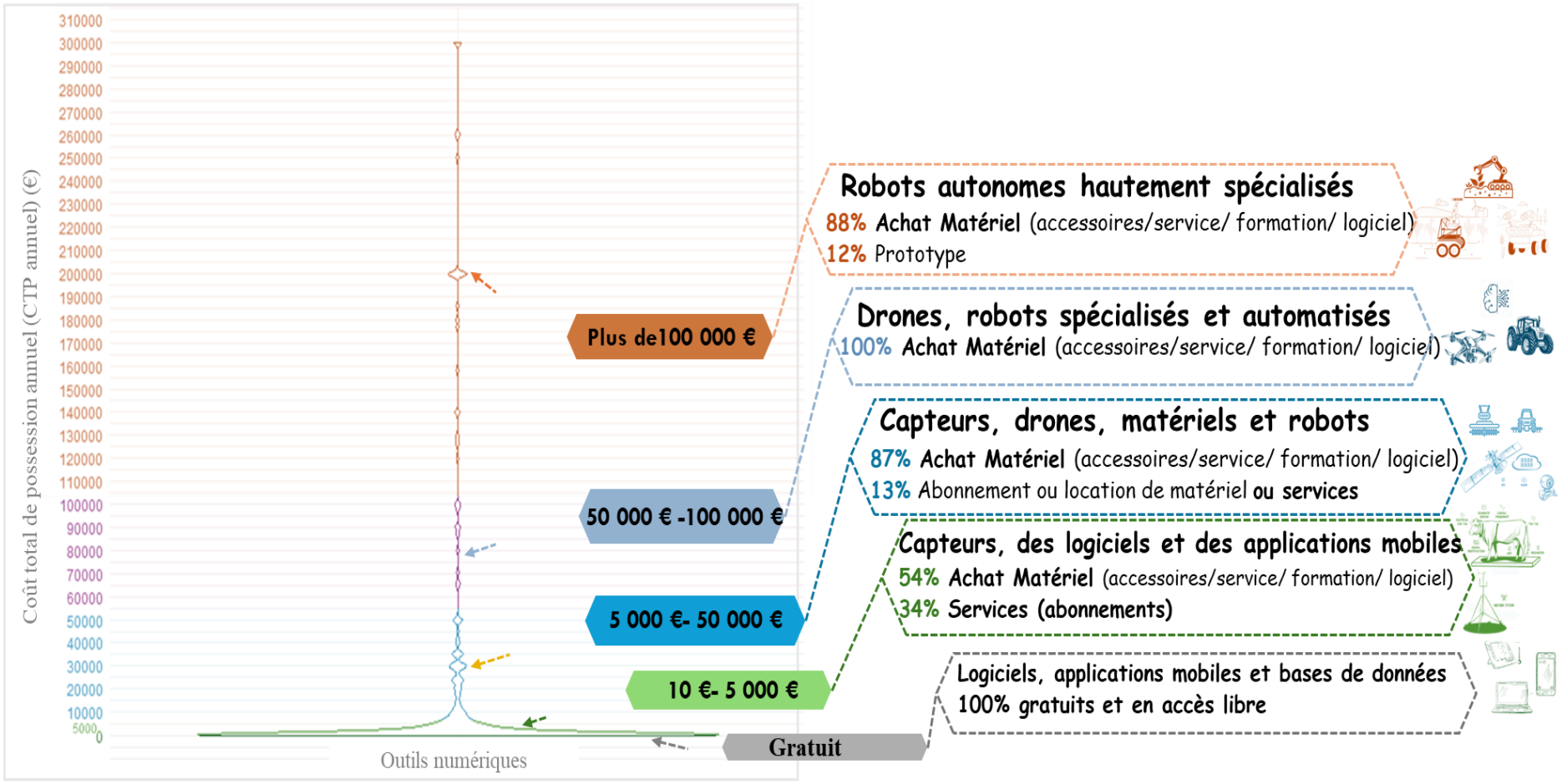
Dans ce groupe, 54 % des outils nécessitent un achat matériel et parfois des accessoires, licences logicielles, services de formation ou maintenance, tandis que 34 % sont proposés sous forme de services par abonnement.

Le troisième groupe, dont le CTP annuel est compris entre 5 000 € et 50 000 €, regroupe des systèmes intégrés combinant du matériel connecté et des logiciels analytiques. Ces technologies, principalement dédiées à la gestion automatisée des cultures et des troupeaux, nécessitent un niveau plus élevé de maintenance, d'assistance technique et de formation. Dans ce groupe, 87 % des outils reposent sur un modèle d'achat matériel (équipements connectés, stations météorologiques, dispositifs de suivi, etc.), tandis que 13 % sont proposés sous forme d'abonnement, incluant généralement la location d'équipements ainsi que des services d'analyse, de traitement et d'exploitation des données collectées.

Le quatrième groupe, correspondant à un CTP annuel entre 50 000 € et 100 000 €, regroupe des équipements de haute technologie, tels que les drones agricoles ou les tracteurs connectés. Ces outils sont exclusivement proposés à l'achat (100 %), ce qui s'explique par la nature matérielle et technologique de ces équipements, souvent intégrés directement dans le système de production agricole.

Enfin, le cinquième groupe, dont le CTP annuel dépasse 100 000 €, regroupe les technologies les plus avancées du marché, telles que la robotique autonome, les machines intelligentes ou encore les systèmes d'automatisation complète. Ces outils se caractérisent par une forte intensité capitalistique et une intégration technologique complexe. Dans ce groupe, 88 % des solutions reposent sur un modèle d'achat matériel, tandis que 12 % correspondent à des prototypes ou technologies en phase expérimentale.

Figure A2_ 2:*Diagramme en Violon : répartition des outils numériques selon leur coût total de possession annuel.*



Annexe_ 3: Analyse complémentaire des déterminants de l'investissement numérique en agriculture (postes des dépenses associés)

L'objectif de cette étude complémentaire est d'analyser les déterminants de l'adoption des investissements en technologies numériques par les exploitations agricoles françaises, en portant une attention particulière à la relation entre les niveaux d'investissement et les postes de dépenses associés. L'enjeu est de comprendre dans quelle mesure les choix d'investissement en outils numériques (faible, moyen ou fort) s'inscrivent dans des logiques de gestion, d'adaptation progressive ou de modernisation structurelle des exploitations.

Afin de capturer l'hétérogénéité des comportements, trois modèles distincts de régressions logistiques binaires ont été estimés, chacun portant sur un niveau d'investissement spécifique : faible, moyen et fort. Dans chaque modèle, les exploitations adoptant le niveau considéré sont codées Yi=1, tandis que le groupe de référence est constitué des exploitations n'ayant adopté aucun investissement (Yi=0). Ainsi, chaque régression compare les adoptants d'un niveau d'investissement aux non-adoptants, garantissant une cohérence du groupe témoin.

La taille des échantillons utilisés diffère selon le niveau d'investissement :

- Faible investissement : 3 955 exploitations (1 574 adoptants vs. 2 381 non-adoptants),
- Moyen investissement : 3 633 exploitations (1 252 adoptants vs. 2 381 non-adoptants),
- Fort investissement : 3 326 exploitations (945 adoptants vs. 2 381 non-adoptants).

Les variables explicatives incluent à la fois les caractéristiques structurelles de l'exploitation (SAU, dimension économique, orientation technico-économique, main-d'œuvre totale) et les dépenses financières potentiellement liées au numérique (fournitures de bureau, déplacements, petit matériel, installations techniques, crédit-bail, entretien, investissements matériels, études et recherches, etc.) (Tableau A3_1).

La base de données a été construite en combinant deux sources complémentaires : le Recensement Agricole 2020 (RA 2020), qui fournit des informations sur la structure des exploitations, les caractéristiques des exploitants et l'usage des outils numériques, et l'enquête RICA 2019 (Réseau d'Information Comptable Agricole), qui renseigne sur les aspects économiques détaillés (chiffre d'affaires, subventions, investissements). Le couplage des données a été effectué via le numéro SIRET, ce qui a permis d'obtenir une base intégrée de 6 152 exploitations disposant d'informations complètes pour l'année 2019.

Tableau A3_ 1: *Description des variables explicatives (caractéristiques structurelles et postes de dépenses liés au numérique) utilisées dans les modèles de régression logistique*

Variables		Description des variables	Type
Caractéristiques structurelles de l'exploitation	SAU (ha)	Surface Agricole Utile en hectares	Continue
	Dimension économique	Taille économique : micro (PBS <25 k€), petite (PBS =[25-100 k€]), moyenne (PBS =[100 – 250 k€]), grande (PBS >= à 250 k€)	Nominale
	OTEX	Orientation technico-économique de l'exploitation	Nominale
	Main d'œuvre totale	Unité de Travail Annuel total employé	Continue
Dépenses financières potentiellement liées au numérique	Fournitures bureau	Matériel de bureau (logiciels, imprimantes, etc.) en K€	Continue
	Déplacements, missions, réceptions	Déplacements professionnels, séminaires et réunions en K€	Continue
	Petit matériel	Achats de petits équipements et accessoires agricoles en K€	Continue
	Matériaux divers	Consommables et matériaux divers pour l'exploitation en K€	Continue
	Installations techniques	Infrastructures techniques et équipements agricoles en K€	Continue
	Redevances de crédit-bail	Charges financières liées aux contrats de leasing d'équipements en K€	Continue
	Travaux, services pour cultures	Services et prestations agricoles pour les cultures en K€	Continue
	Travaux pour élevages	Services et prestations pour l'élevage en K€	Continue
	Entretien du matériel	Maintenance et la réparation des équipements en K€	Continue
	Investissement matériel	Acquisition d'équipements et machines agricoles en K€	Continue
	Études et recherches	Investissements en formation, conseil et recherche appliquée en K€	Continue

Résultats principaux

Les résultats montrent une différenciation dans l'adoption des outils numériques selon le niveau d'investissement et selon les postes de dépenses associés. Les faibles investissements, correspondant à des logiciels de gestion peu coûteux (moins de 1 000 €), sont davantage adoptés par les exploitations de taille moyenne et grande, disposant d'une surface agricole plus importante et d'une capacité administrative plus structurée. Les dépenses de fournitures de bureau et de déplacements professionnels apparaissent ici déterminantes, traduisant le fait que l'usage de logiciels de gestion s'inscrit dans une logique de formalisation administrative et de professionnalisation de la gestion quotidienne. Ces outils servent avant tout à améliorer le suivi comptable et la coordination

de la main-d'œuvre, comme l'indiquent également les effets positifs des interactions entre main-d'œuvre et adoption dans certaines filières (viticulture et « autres »). Les grandes cultures apparaissent comme la référence la plus encline à recourir à ce type d'outils, tandis que la viticulture, l'arboriculture se montrent plus réticentes (Tableau A3_2).

Les investissements moyens (1 000 – 10 000 €), qui combinent logiciels de gestion et outils d'observation des cultures et de l'élevage, reposent sur une dynamique plus technique et intégrée. Ici, la dimension économique reste déterminante, mais plusieurs postes de dépenses spécifiques favorisent l'adoption : fournitures de bureau (renforçant la structuration administrative), petit matériel et installations techniques (liées à l'équipement de base nécessaire pour l'intégration de capteurs et systèmes de suivi), ainsi que les travaux et services pour cultures et élevages via des interventions externalisées. Enfin, l'investissement matériel apparaît fortement corrélé à ces choix, suggérant une complémentarité entre mécanisation et numérisation. Les bovins, notamment avec une main-d'œuvre importante, se distinguent comme adopteurs plus actifs à ce stade, alors que la viticulture et l'arboriculture continuent de se montrer moins favorables.

Les investissements forts (> 10 000 €), intégrant logiciels de gestion, outils d'observation et surtout outils d'exécution (robots, automates, solutions intégrées), sont principalement portés par les exploitations à forte dimension économique et s'accompagnent souvent de recours au crédit-bail. Les dépenses associées concernent en particulier les travaux pour élevages et l'entretien du matériel, illustrant l'importance de la restructuration matérielle et technique qui accompagne ces investissements lourds. Les élevages porcs et volailles apparaissent comme les principaux adopteurs de ce type de solutions, traduisant leur orientation vers une automatisation poussée. Les bovins investissent également dans ces outils, mais de manière plus marginale.

Tableau A3_ 2:*Résultats des régressions logistiques binaires expliquant les déterminants des niveaux d'investissement numérique (faible, moyen et fort)*

	Faible investissement	**Moyen investissement**	**Fort investissement**
(Intercept)	-1,952 *** (0)	-2,23 *** (0)	-5,218 *** (0)
SAU (ha)	0,005 *** (0)	0,004 *** (0)	0,001 (0,201)
Dim-éco	0,7 (0,121)	0,635 (0,244)	0,906 (0,396)
Dim-éco moyenne	1,167 ** (0,009)	1,258 * (0,02)	2,222 * (0,035)
Dim-éco grande	1,27 ** (0,005)	1,556 ** (0,004)	2,89 ** (0,006)
Main d'œuvre totale (UTA)	-0,001 . (0,063)	-0,000034	0,001 (0,396)
Fournitures bureau	0,395 ** (0,001)	0,482 *** (0)	0,359 * (0,035)
Déplacements, missions, réceptions	0,036 * (0,018)	0,017 (0,29)	0,038 . (0,089)
Petit matériel	0,01 (0,397)	0,021 . (0,079)	0,017 (0,2)
Matériaux divers	0,002 (0,904)	-0,003 (0,917)	-0,033 (0,533)
Installations techniques	0 (0,508)	0,001 . (0,061)	0,001 . (0,072)
Redevances de crédit-bail	0,007 (0,299)	0,01 (0,133)	0,018 * (0,019)
Travaux, services pour cultures	-0,002 (0,613)	0,01 * (0,016)	0,001 (0,928)
Travaux pour élevages	0,071 (0,253)	0,134 * (0,024)	0,151 * (0,029)
Entretien du matériel	0,003 (0,761)	0,005 (0,608)	-0,011 (0,553)
Investissement matériel	0,003 ** (0,004)	0,003 ** (0,002)	0,004 * (0,016)
Etudes et recherches	-0,015 (0,865)	-0,007 (0,937)	-0,087 (0,44)
Viticulture et arboriculture	-0,518 ** (0,007)	-1,139 *** (0)	-1,49 ** (0,002)
Bovin	-0,299 (0,157)	-0,998 *** (0)	0,414 (0,254)
Elevage hors sol	-0,01748	-0,020552	2,557 *** (0)
Autres	-0,687 *** (0)	-1,155 *** (0)	0,769 * (0,022)
Viticulture et arboriculture : MO (UTA)	0,002 ** (0,003)	0,003 *** (0)	0 (0,961)
Bovin : MO (UTA)	0,002 (0,128)	0,004 ** (0,005)	0 (0,887)
Elevage hors sol : MO (UTA)	0,002 (0,386)	0,001 (0,539)	-0,001 (0,564)
Autres : MO (UTA)	0,002 * (0,019)	0,002 * (0,012)	-0,000074
Viticulture et arboriculture : Etudes et recherches	0,038 (0,754)	0,035 (0,776)	-0,963 (0,391)
Bovin : Etudes et recherches	0,045 (0,887)	0,773 ** (0,009)	0,375 (0,251)
Elevage hors sol : Etudes et recherches	-0,298 (0,36)	-0,083 (0,732)	-0,065 (0,773)
Autres : Etudes et recherches	0,465 (0,115)	0,686 * (0,016)	0,849 ** (0,005)
Viticulture et arboriculture : travaux, services pr cultures	0,008 (0,135)	-0,004 (0,443)	0,009 (0,326)
Bovin : travaux, services pr cultures	-0,01 (0,325)	-0,00069	-0,001 (0,967)
Elevage hors sol : travaux, services pr cultures	-0,001 (0,941)	0,023 (0,159)	0,017 (0,298)
Autres : travaux, services pr cultures	0,001 (0,919)	-0,002 (0,812)	0,009 (0,334)
Viticulture et arboriculture : travaux pour élevages	0,045 (0,786)	0,068 (0,679)	0,067 (0,717)
Bovin : travaux pour élevages	-0,021 (0,741)	-0,084 (0,173)	-0,079 (0,263)
Elevage hors sol : travaux pour élevages	-0,068 (0,277)	-0,00335	-0,004131
Autres : travaux pour élevages	-0,025 (0,697)	-0,09 (0,146)	-0,07 (0,322)
Viticulture et arboriculture : Entretien du matériel	-0,00135	-0,000672	-0,002 (0,941)
Bovin : Entretien du matériel	-0,005 (0,772)	-0,004 (0,806)	0,062 ** (0,008)
Elevage hors sol : Entretien du matériel	0,042 (0,201)	0,056 . (0,073)	0,082 * (0,01)
Autres : Entretien du matériel	-0,013 (0,374)	-0,005 (0,726)	0,03 (0,17)
Viticulture et arboriculture : Investissement matériel	-0,00006	0 (0,849)	-0,002 (0,375)
Bovin : Investissement matériel	0,001 (0,638)	0,002 (0,214)	0,003 (0,162)
Elevage hors sol : Investissement matériel	-0,001 (0,783)	-0,004 (0,155)	-0,002 (0,447)
Autres : Investissement matériel	-0,002 (0,232)	0,001 (0,718)	0,002 (0,306)
--- Nombre d'observation (n) de sous-échantillons	**3955**	**3633**	**3326**
Dont adoptants (=1)	**1574**	**1252**	**945**
Dont non-adoptants (=0)	**2381**	**2381**	**2381**

Les niveaux de significativité statistique : 0,0001'***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1.

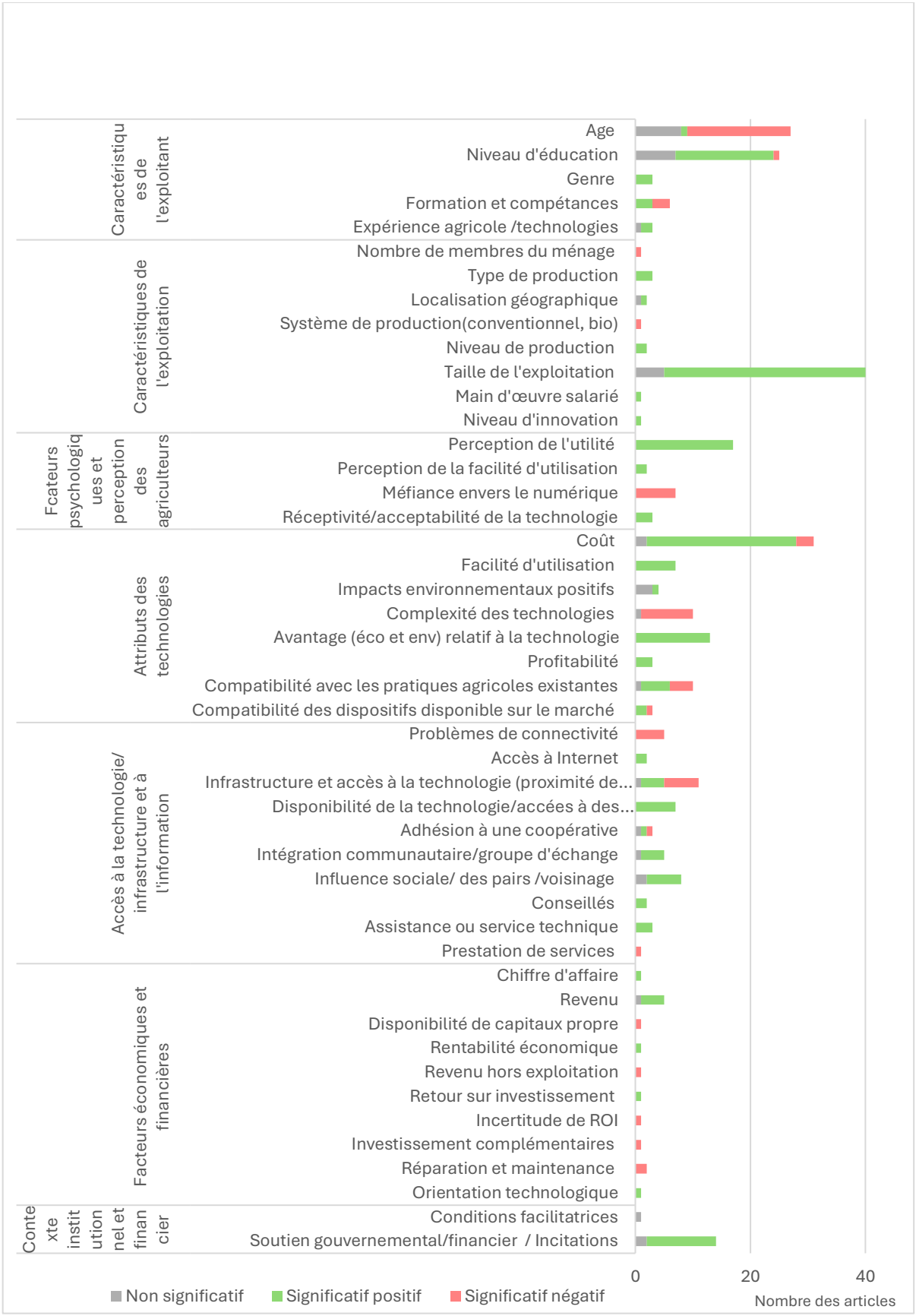
Annexe_ 4: Synthèse bibliographique des facteurs d'adoption des outils numériques agricoles

Revue de la littérature

Les caractéristiques individuelles des exploitants jouent un rôle clé dans l'adoption des outils numériques, mais leurs effets apparaissent contrastés. L'âge est fréquemment identifié comme un frein (Bianchi et al., 2022; Gyawali et al., 2023; Michels et al., 2020), bien que certains travaux soulignent un effet positif lié à l'expérience(Chuang et al., 2020; Nonvide, 2023), tandis que d'autres n'observent aucune relation significative (Alidou et al., 2024; Aubert et al., 2012; Vecchio et al., 2020). Le niveau d'éducation, les compétences numériques et l'expérience agricole apparaissent comme des déterminants importants de l'adoption : un niveau d'instruction élevé, associé à des formations spécialisées et à une expérience pratique, favorise l'appropriation des outils numériques (Blasch et al., 2022; Caffaro & Cavallo, 2019; Indriasari et al., 2024). Toutefois, plusieurs travaux ne relèvent aucun effet statistiquement significatif de ces variables (Da Silveira et al., 2023; Hanson et al., 2022; Kolady et al., 2021).

Les caractéristiques structurelles des exploitations influencent l'adoption des outils numériques, mais de manière contrastée. La taille, souvent considérée comme un facteur clé, favorise parfois l'investissement grâce aux économies d'échelle et à une meilleure capacité d'amortissement des coûts (Konrad et al., 2019; McFadden, 2023; Michels et al., 2020), mais plusieurs travaux montrent un effet négatif ou non significatif, indiquant que ce critère n'est pas un prédicteur fiable en soi (Balogh et al., 2020; Dayoub et al., 2024). Les exploitations individuelles adoptent plus lentement les outils numériques que les structures collectives, tandis que la stabilité foncière et le statut de propriétaire favorisent l'investissement (Caffaro & Cavallo, 2019; Mi et al., 2022). Le système et le type de production influencent l'adoption, certaines filières étant plus enclines à investir que d'autres, tandis que les exploitations biologiques adoptent plus prudemment (Gabriel & Gandorfer, 2023; Spykman et al., 2021). La localisation géographique joue aussi un rôle déterminant, en lien avec l'accès aux infrastructures, aux conseils et aux marchés (Nonvide, 2023; Paudel et al., 2020). Le niveau d'innovation et l'intensité de production favorisent l'adoption des outils numériques (Nzonzo & Mogambi, 2016; Schulze Schwering et al., 2022). La disponibilité de main-d'œuvre salariée constitue également un levier, tandis que le manque de personnel qualifié peut freiner leur intégration (Palma-Molina et al., 2023; Ronaghi & Ronaghi, 2021).

Figure A4_ 1: *Synthèse des facteurs d'adoption des outils numériques agricoles selon la littérature : fréquence et sens des effets (positif, négatif, non significatif)*



Les facteurs psychologiques et perceptifs jouent un rôle central dans l'adoption des technologies numériques agricoles. La facilité d'utilisation, l'acceptabilité et la réceptivité favorisent leur intégration, tandis que la confiance dans la fiabilité des outils, des fournisseurs et des services associés renforce cette dynamique (Carrer et al., 2022; Mohr & Kühl, 2021; Schulze Schwering et al., 2022). La perception de l'utilité, notamment en termes de productivité, de rentabilité ou de durabilité, constitue un moteur déterminant (Annosi et al., 2019; Langer et al., 2024; Monteleone et al., 2020; Zaman et al., 2023). À l'inverse, un déficit de confiance et une méfiance envers la fiabilité ou la sécurité des technologies freinent significativement leur adoption (Ferrari et al., 2022; Rose & Bhattacharya, 2023).

Les attributs des technologies numériques influencent fortement les décisions d'adoption. L'avantage relatif, qu'il soit économique, organisationnel ou environnemental, constitue un levier central, de même que leur compatibilité avec les pratiques agricoles existantes ou avec d'autres dispositifs déjà en place (Bianchi et al., 2022; Dhehibi et al., 2023; Gyata, 2018; Shahibi et al., 2023; Strong et al., 2022). La facilité d'utilisation et l'intégration sans rupture majeure apparaissent également déterminantes pour encourager l'appropriation (Dixit et al., 2023; Indriasari et al., 2024). À l'inverse, le coût élevé, la complexité perçue des technologies et les problèmes de compatibilité constituent des freins majeurs, limitant particulièrement leur adoption dans les exploitations disposant de moins de ressources ou de compétences spécialisées (Costa et al., 2023; Junior et al., 2019; Knierim et al., 2019; Yoon et al., 2020).

L'accès aux infrastructures technologiques et à l'information constitue une condition essentielle pour l'adoption des outils numériques agricoles. L'influence sociale, les échanges entre pairs, l'adhésion à des coopératives ou la participation à des réseaux de transfert technologique renforcent la confiance et facilitent la diffusion des innovations (Barnes et al., 2019; Blasch et al., 2022; Skevas et al., 2018). De même, l'accès à Internet, la disponibilité de services commerciaux, la proximité des centres de distribution et l'assistance technique apparaissent comme des leviers importants pour soutenir l'appropriation des outils numériques (Annosi et al., 2019; Dayoub et al., 2024; Silvi et al., 2021). À l'inverse, les problèmes de connectivité, l'insuffisance des infrastructures ou l'absence totale de points d'accès demeurent des freins majeurs, en particulier dans les zones rurales isolées (Drewry et al., 2019; Monteleone et al., 2020).

Les dimensions économiques et financières apparaissent comme des déterminants majeurs de l'adoption. L'aversion au risque, l'incertitude du retour sur investissement, le

manque de capitaux propres, la faiblesse des revenus agricoles, les coûts de maintenance et la nécessité d'investissements complémentaires constituent des freins importants, auxquels s'ajoute l'effet du revenu hors exploitation qui peut détourner des ressources financières de l'investissement agricole (Engler & Toledo, 2010; Gusev et al., 2022; Kolady et al., 2021; Rose & Bhattacharya, 2023). À l'inverse, la rentabilité attendue, l'amélioration du revenu ou du chiffre d'affaires et la perspective d'un retour sur investissement mesurable sont identifiés comme des leviers puissants (Drewry et al., 2019; Paudel et al., 2020; Skevas et al., 2018). Le contexte institutionnel joue également un rôle clé : subventions, crédits, incitations publiques et dispositifs de soutien favorisent l'intégration des technologies (Ammann et al., 2022; Balogh et al., 2020), tandis que leur absence constitue un frein significatif (Costa et al., 2023; Nordin et al., 2014). Toutefois, certains travaux nuancent cet effet, montrant que l'impact du soutien gouvernemental peut varier selon les contextes (Yoon et al., 2020; Zaman et al., 2023).

Annexe_ 5: Synthèse bibliographique d'étude d'impact des outils numériques agricoles

Dans les grandes cultures, les technologies de l'agriculture de précision (guidage par GPS, capteurs, cartes de prescription, application à taux variable) apparaissent particulièrement efficaces pour améliorer l'efficience de l'usage des intrants et réduire les impacts environnementaux. Les bénéfices économiques se traduisent par des gains de productivité du travail, des économies d'engrais (jusqu'à –45 %), de semences et de pesticides (jusqu'à –66 %), et des améliorations de rendement allant de 5 à 15 % selon les contextes (Karydas et al., 2023; Pánková et al., 2020; Rajmis et al., 2022). Sur le plan environnemental, ces outils permettent une réduction significative des émissions de GES et du lessivage d'azote (Argento et al., 2021; Medel-Jiménez et al., 2024), ainsi qu'une diminution de la compaction des sols grâce à l'agriculture à trafic contrôlé (Gasso et al., 2014; Nørremark et al., 2022). Cependant, certains travaux nuancent ces résultats, en soulignant que les bénéfices de ces outils ne sont pas toujours constants ni rentables (Karpinski et al., 2015; Samborski et al., 2016).

En élevage, les effets positifs sont également documentés, bien que moins précisément quantifiés. L'introduction de systèmes de traite automatique et de technologies de l'information améliore la productivité et réduit les coûts de production (Carillo & Abeni, 2020; Hansen, 2015). Les capteurs de suivi des animaux (accéléromètres, GPS) contribuent à l'amélioration du bien-être et de la santé animale, tout en permettant une gestion plus efficiente des troupeaux (Calvet-Chautard, 2020; Durand, 2023; Riaboff et al., 2020). Sur le plan environnemental, l'élevage de précision est associé à une réduction des émissions de GES, d'ammoniac et de polluants liés à l'usage des intrants (Tullo et al., 2019).

En viticulture, plusieurs travaux soulignent des gains notables de productivité et d'efficience. L'imagerie et les systèmes de contrôle intelligents permettent d'optimiser l'usage des intrants, réduisant jusqu'à 80 % les doses d'engrais et entre 30 et 50 % les produits phytosanitaires, tout en maintenant ou en améliorant les rendements (Andújar et al., 2019; De Bortoli et al., 2022). Les robots de pulvérisation et collaboratifs, réduisent fortement l'usage de produits chimiques (jusqu'à –85 %) et les consommations de carburant (Biocca et al., 2020; Oberti et al., 2016; Tziolas et al., 2023). L'irrigation de précision et la régulation déficitaire contribuent à améliorer l'efficience hydrique, générant des bénéfices économiques nets par hectare (Bellvert et al., 2021; Tsirogiannis et al., 2023). Certaines approches mécanisées et de trafic contrôlé réduisent les coûts de production et l'empreinte carbone (Balafoutis et al., 2017; Strub et al., 2021). Toutefois, certains travaux

mettent en garde contre un transfert de pression environnementale, les économies d'eau pouvant être compensées par une augmentation de la consommation d'énergie liée au pompage et aux capteurs (Benjamin & Giraldo Hurtado, 2021b).

Tableau A5_ 1: *Synthèse bibliographique par filière de production : effets économiques et environnementaux des technologies numériques agricoles.*

Production	Catégorie d'outils	Pays d'étude (sélection)	Résultats économiques	Résultats environnementaux	Références clés
Céréales (blé, maïs, orge)	Agriculture de précision (guidage, cartes, VRA, capteurs)	Italie, Allemagne, France, Danemark, Belgique, Espagne	Augmentation des rendements de 8 à 30 %, réduction des coûts d'intrants (jusqu'à 4 %), retour sur investissement rapide (moins de deux ans).	Réduction de l'utilisation d'engrais (12 à 80 %), diminution du lessivage et des émissions de gaz à effet de serre, limitation du compactage des sols.	Basso et al. (2013), Argento et al. (2021), Munnaf et al. (2022, 2023), Li et al. (2016)
			Rentabilité variable selon les années, absence de bénéfices constants dans certains contextes.	Impacts environnementaux parfois faibles ou non significatifs.	Samborski et al. (2016), Karpinski et al. (2015)
Viticulture	Systèmes d'irrigation intelligents (VRI, goutte-à-goutte variable, télédétection)	Espagne, Italie, Grèce, États-Unis, Autriche	Amélioration des revenus nets par hectare et des rendements (10 à 17 %).	Réduction de la consommation d'eau (20 à 75 %), baisse des émissions liées à l'irrigation.	Sanchez et al. (2017), Bellvert et al. (2020), Viani et al. (2016), Nadav & Schweitzer (2017)
			Bénéfices nets parfois faibles après prise en compte des coûts initiaux.	Possibilité de transfert de pression environnementale : économies d'eau mais augmentation de la consommation énergétique (pompage, capteurs).	Benjamin & Hurtado (2021)
Arboriculture et fruits	Robots agricoles et automatisation (désherbage, pulvérisation, récolte)	Canada, Japon, Royaume-Uni, États-Unis, Italie	Réduction de la main-d'œuvre (40 à 97 %), augmentation des rendements (jusqu'à 50 %), amélioration de la productivité.	Réduction de l'usage de pesticides (30 à 90 %) et d'herbicides.	Utstumo et al. (2018), Oberti et al. (2016), Rose & Bhattacharya (2023), Hussain et al. (2020)
			Investissements initiaux élevés qui retardent le retour sur investissement.	Consommation énergétique importante des robots, bilan gaz à effet de serre parfois défavorable.	Partel et al. (2021), Tewari et al. (2018)
Maraîchage et serre	Capteurs et systèmes d'aide à la décision (fertilisation et irrigation)	Espagne, Danemark, États-Unis, Chine	Augmentation des rendements de 10 à 15 %, réduction des coûts liés à l'azote (jusqu'à 46 %).	Réduction de l'utilisation d'azote (20 à 60 %), diminution de la consommation d'eau (jusqu'à 42 %), baisse des émissions de gaz à effet de serre.	Gallardo et al. (2020), Zhang et al. (2021), Cheng et al. (2023), Mirás-Avalos et al. (2019)
			Rendements parfois inchangés, rentabilité incertaine selon les coûts des équipements.	Gains environnementaux limités lorsque les pratiques agricoles de référence sont déjà performantes.	Fotia et al. (2021), Samborski et al. (2016), Cao et al. (2017)
Prairies et fourrages	Agriculture à trafic contrôlé (CTF)	Royaume-Uni, Slovaquie, Australie, Danemark	Augmentation des rendements (15 à 70 %), amélioration des revenus (jusqu'à 117 USD/ha), réduction des coûts de travail.	Réduction des émissions de gaz à effet de serre (jusqu'à 50 %), diminution du ruissellement (40 %), amélioration de la structure des sols.	Hargreaves et al. (2019), Galambošová et al. (2017), Nørremark et al. (2022)
			Rendements parfois réduits (jusqu'à 33 %) en années sèches, résultats très variables selon le climat.	Effets fortement dépendants des conditions pédoclimatiques.	Gasso et al. (2013, 2014), Pedersen et al. (2015)
Élevage (bovin, laitier, porc, volaille)	Smart farming et TIC (capteurs, robots de traite, systèmes numériques)	Italie, Norvège, Brésil, Russie	Amélioration de la productivité et de l'organisation, réduction des coûts de production.	Réduction des émissions de gaz à effet de serre et d'ammoniac, baisse de l'usage d'antibiotiques, amélioration du bien-être animal.	De-Pablos-Heredero et al. (2018), Tullo et al. (2019), Riaboff et al. (2020)
			Effets économiques incertains ou négatifs dans les petites exploitations en raison de coûts élevés et d'une adoption limitée.	Augmentation possible de la consommation énergétique liée aux robots de traite et aux infrastructures numériques.	Hansen (2015), Carillo & Abeni (2020), Durand (2023)

Titre : Investissement numérique et performance économique et environnementale des exploitations agricoles

Mots clés : Investissement numérique, Coût total de possession (CTP), Produits phytosanitaires, Performance, France

Résumé : Soumise à des pressions environnementales, économiques et institutionnelles croissantes, l'agriculture européenne voit dans le numérique un levier de compétitivité et de durabilité. Toutefois, sa diffusion reste inégale, et le coût total supporté par les agriculteurs demeure largement sous-estimé dans les analyses actuelles.

Cette thèse analyse l'investissement numérique agricole, ses déterminants et ses effets sur la performance des exploitations. Elle clarifie d'abord le concept d'investissement numérique en élaborant une classification en quatre formes : unitaire, complémentaire, intégré et d'expansion. Un indicateur composite du coût total de possession (CTP) est développé pour mesurer le poids de ces investissements, en intégrant les dépenses d'acquisition, de maintenance, d'abonnement, de formation et d'externalisation.Cette approche permet de distinguer trois niveaux d'investissement (faible, moyen et fort) et d'analyser leur répartition selon les profils d'exploitation. Les résultats montrent que l'adoption numérique varie fortement : les exploitations de grandes cultures et de viticulture privilégient des niveaux d'investissement faibles à moyens, tandis que les élevages porcins et avicoles tendent vers des niveaux plus élevés.Une étude d'impact conduite en viticulture révèle que les investissements numériques faibles et moyens peuvent contribuer à réduire l'usage de produits phytosanitaires, sans effet immédiat sur la productivité.

Title : Digital Investment and the Economic and Environmental Performance of Farms

Keywords : Digital investment, Total Cost of Ownership (TCO), Pesticide use, Performance, France

Abstract : Facing increasing environmental, economic, and institutional pressures, European agriculture views digital technologies as a lever for competitiveness and sustainability. However, their diffusion remains uneven, and the overall cost borne by farmers is still largely underestimated in current analyses.

This thesis provides an empirical analysis of investment in digital technologies, examining its determinants and its effects on farm performance. It first clarifies the concept of digital investment by developing a classification comprising four forms: unitary, complementary, integrated, and expansion-oriented. A composite indicator of the Total Cost of Ownership (TCO) is developed to assess the real weight of these investments, encompassing expenses related to acquisition, maintenance, subscriptions, training, and outsourcing. This approach distinguishes three levels of investment (low, medium, and high) and enables an analysis of their distribution across different farm profiles. The findings reveal substantial heterogeneity in digital adoption, with field crop farms and viticulture investing at low to medium levels, while pig and poultry farms adopt higher levels of digital investment.

An impact assessment in viticulture shows that low and medium levels of digital investment can contribute to reducing the use of phytosanitary products, though without immediate effects on productivity.