

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

OPTIMISATION DE LA PERFORMANCE ÉCONOMIQUE DES SERRES  
HORTICOLES À L'AIDE DES OUTILS DE L'INDUSTRIE 4.0

MÉMOIRE PRÉSENTÉ  
COMME EXIGENCE PARTIELLE DE LA  
MAÎTRISE EN INGÉNIERIE, CONCENTRATION GÉNIE INDUSTRIEL

PAR  
YENCY CAROLINA VARGAS HENAO

DÉCEMBRE 2024

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire, de cette thèse ou de cet essai a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire, de sa thèse ou de son essai.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire, cette thèse ou cet essai. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire, de cette thèse et de son essai requiert son autorisation.

**UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES**  
**MAÎTRISE EN INGÉNIERIE, CONCENTRATION GÉNIE INDUSTRIEL**

**Direction de recherche :**

---

Sébastien Gamache, Ph. D., ing.

Directeur de recherche, UQTR

---

Kodjo Agbossou, Ph. D., ing.

Codirecteur de recherche, UQTR

**Jury d'évaluation :**

---

Sébastien Gamache, directeur de recherche.

Professeur, génie industriel (UQTR)

---

Dominic Vadeboncoeur, membre interne.

Professeur, génie industriel (UQTR)

---

Michel Lemaire, membre externe.

Professeur, génie électrique (UQTR)

## REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier sincèrement mon directeur de recherche, le professeur Sébastien Gamache, et à mon codirecteur, le professeur Kodjo Agbossou. Merci de m'avoir confié ce projet, pour vos contributions scientifiques, ainsi que pour le temps que vous avez consacré à nos discussions, idées, réunions et révisions de documents concernant mes recherches. Leur expérience et leur soutien ont été importants pour cette recherche et ont enrichi ce processus d'apprentissage. D'autre part, je voudrais remercier les organismes qui m'ont fourni le moyen financier et les ressources nécessaires pour compléter ce projet et mon programme d'études, en particulier la Fondation UQTR et le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG).

Je remercie avec tout mon cœur la personne qui m'a le plus encouragée à réaliser ce travail, Nilson Fernando Henao, mon superviseur de projet et mon frère. Sa capacité à encourager une réflexion critique et analytique, ainsi que son habileté à m'aider à développer des idées, ont été fondamentales pour l'évolution de ce travail. En plus son soutien inconditionnel et sa confiance en moi ont été un support dans ma vie académique.

À mon ami, collègue universitaire, compagnon de vie et époux Jérémy Fortier, j'aimerais remercier pour avoir participé à cette étape importante de ma vie. Ses conseils, ses suggestions et son approche réfléchie ont grandement contribué à l'amélioration de mon approche académique. Tous mes remerciements vont également à mes collègues, qui ont partagé avec moi de longues discussions sur le projet. Merci pour votre temps, votre disponibilité et vos contributions qui ont contribué à valoriser ce processus de connaissance. Enfin, je souhaiterais remercier à tous ceux qui, d'une manière ou d'une autre a contribué à rendre ce projet possible.

## RÉSUMÉ

L'agriculture en environnement contrôlé (AEC) est basée sur le principe de maximisation de l'efficacité des cultures grâce à des installations adaptées à des conditions spécifiques. Avec l'essor des technologies numériques et les avancées de l'Industrie 4.0, ces installations se sont considérablement améliorées grâce à l'automatisation et à l'optimisation des processus de production. Cependant, l'adoption de ces technologies présente des défis pour les agriculteurs, en raison du manque d'outils standardisés pour évaluer leur rentabilité et leur pertinence. Cette absence de cadres clairs génère de l'incertitude et complique la planification stratégique ainsi que la comparaison entre les alternatives technologiques. Dans ce contexte, cette étude propose une méthodologie permettant d'établir un cadre d'évaluation économique pour comprendre, structurer et analyser les coûts et les bénéfices liés à l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres. Un modèle économique d'optimisation coût-bénéfice a été développé pour simuler divers scénarios technologiques et orienter la prise de décision en matière d'investissement. Dans cette approche, une cartographie des coûts a été utilisée pour différencier les dépenses d'investissement (CAPEX - *Capital Expenditure*) et les dépenses opérationnelles (OPEX - *Operational Expenditure*). Parallèlement, un cadre a été élaboré pour analyser les bénéfices, en identifiant les principaux domaines d'application des technologies. Les résultats montrent que les CAPEX sont principalement concentrés au début, en raison des investissements dans l'infrastructure technologique et les équipements, tandis que les OPEX sont répartis de manière constante et ont tendance à augmenter avec la complexité du projet. Parmi les principales limites identifiées figure le manque de données empiriques. Cette lacune complique une estimation précise des coûts et des bénéfices des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres. Il est recommandé que les recherches futures se concentrent sur la collecte de données quantitatives, en prenant en compte les spécificités régionales et celles des fournisseurs. Il est proposé d'améliorer l'évaluation des bénéfices en intégrant leur évolution dans le temps. Cela inclut

l'ajustement des paramètres en fonction du niveau d'adoption et de maturité technologique. Il est conseillé d'impliquer des experts et des fournisseurs dans le développement du modèle afin d'intégrer des analyses d'incertitude, en prenant en considération des facteurs externes tels que les fluctuations du marché. Enfin, il est suggéré de développer des indicateurs clés de performance (KPI) qui incluent des données intangibles, afin d'évaluer les bénéfices difficilement quantifiables. Ces indicateurs devraient également intégrer des métriques permettant d'évaluer la maturité et l'efficacité des technologies adoptées.

**Mots-clés :** Agriculture intelligente, industrie 4.0, serre, agriculture 4.0, cartographie des coûts, transformation numérique, viabilité économique, décision d'investissement.

## TABLE DES MATIÈRES

<b>REMERCIEMENTS .....</b>	<b>iv</b>
<b>RÉSUMÉ.....</b>	<b>v</b>
<b>TABLE DES MATIÈRES .....</b>	<b>vii</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX.....</b>	<b>ix</b>
<b>LISTE DES FIGURES .....</b>	<b>x</b>
<b>INTRODUCTION.....</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE 1 PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE ET OBJECTIFS.....</b>	<b>5</b>
1.1 Problématique .....	5
1.2 Questions de recherche .....	7
1.3 Hypothèses de recherche.....	8
1.4 Objectif principal .....	8
1.5 Objectifs secondaires .....	8
<b>CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE .....</b>	<b>9</b>
2.1 Méthodologie pour la recherche et la sélection de l'information .....	9
2.2 Les serres dans l'agriculture.....	11
2.2.1 Les serres dans le contexte du Québec.....	14
2.2.2 Enjeux du secteur des serres au Québec .....	17
2.3 Les technologies de l'Industrie 4.0 appliquées aux serres.....	18
2.3.1 Défis dans l'adoption des technologies numériques.....	20
2.4 Prise de décision dans l'adoption des technologies .....	22
2.4.1 Critères pour la prise de décision.....	23
2.4.2 Méthodes d'évaluation de la prise de décision .....	23
2.4.3 Modèles économiques dans la prise de décision technologique .....	24
2.5 Viabilité économique des serres.....	26
2.6 Structures de coûts des technologies numériques .....	28
2.7 Bénéfices des technologies de l'Industrie 4.0.....	29
<b>CHAPITRE 3 CADRE CONCEPTUEL.....</b>	<b>31</b>
3.1 Cartographie des coûts .....	31

3.1.1 Fondements théoriques pour la cartographie des coûts .....	31
3.1.2 Représentation de la cartographie des coûts .....	34
3.2 Cadre d'évaluation des bénéfices .....	41
3.2.1 Domaines d'applications des technologies numériques dans les opérations agricoles .....	42
3.2.2 Niveaux d'adoption de la technologie .....	46
3.2.3 Bénéfices attendus.....	48
<b>CHAPITRE 4 MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE .....</b>	<b>50</b>
4.1 Cadre d'évaluation économique comme outil dans la prise de décision pour l'adoption des technologies .....	50
4.2 Phases pour la construction du modèle économique.....	52
4.2.1 Phase de connaissance : Paramètres et technologies dans les serres .....	53
4.2.2 Phase de persuasion : analyse des coûts et des bénéfices attendus des technologies .....	55
4.2.3 Phase de décision : Proposition du modèle de rentabilité mathématique .....	59
4.3 Validation du modèle économique par simulations scénarisées .....	67
<b>CHAPITRE 5 RÉSULTATS ET ANALYSE .....</b>	<b>75</b>
5.1 Distribution du CAPEX et de l'OPEX à travers le temps .....	75
5.2 Prise de décision pour les problèmes d'optimisation .....	77
<b>CHAPITRE 6 DISCUSSION .....</b>	<b>80</b>
6.1 Implications du modèle économique dans la prise de décisions.....	80
6.2 Données du monde réel.....	82
6.3 Changement des coûts et bénéfices dans le temps .....	84
6.4 Rôle de l'IA .....	86
6.5 Intensité technologique .....	87
6.6 Limites de l'étude et perspectives.....	87
6.6.1 Qualité et disponibilité des données.....	87
6.6.2 Évaluation dynamique des bénéfices et coûts.....	88
6.6.3 Collaboration et gestion de l'incertitude.....	90
6.6.4 Indicateurs clés de performance.....	91
<b>CONCLUSION.....</b>	<b>92</b>
<b>LISTE DES RÉFÉRENCES .....</b>	<b>94</b>
<b>ANNEXES.....</b>	<b>109</b>



## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Mots clés utilisés dans l'analyse documentaire .....	9
Tableau 2 : Paramètres pour l'évaluation économique des bénéfices en agriculture sous serre .....	65
Tableau 3 : Matrice des technologies dans les scénarios de Serre .....	70
Tableau 4: Récapitulation des données par scénario.....	74
Tableau 5 : Décisions optimales et valeur optimale par scénario technologique .....	77

## LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Méthodologie pour la revue de la littérature. ....	11
Figure 2 : Modernisation et agriculture sous serre.....	12
Figure 3 : Autosuffisance et dépendance des importations des légumes de serre au Québec en 2021.....	15
Figure 4 : Architecture IoT conceptuelle pour l'Agriculture 4.0.....	19
Figure 5 : Modèle de processus décisionnel pour l'adoption d'une technologie.....	25
Figure 6 : Identification des bénéfices de l'Agriculture 4.0. ....	30
Figure 7 : Cartographie des coûts dans le secteur des serres .....	34
Figure 8 : Proposition d'un cadre pour l'évaluation des bénéfices des technologies de l'agriculture 4.0.....	49
Figure 9 : Modèle économique proposé pour évaluer les coûts – bénéfices pour l'adoption de technologies.....	51
Figure 10 : Approche recommandée pour l'évaluation et la sélection des technologies de l'Industrie 4.0 en serres.....	52
Figure 11 : Point d'équilibre et rentabilité des technologies .....	60
Figure 12 : Données des coûts et des bénéfices attendus des technologies par scénario.....	72
Figure 13 : Évolution cumulative des coûts par scénario technologique.....	75
Figure 14 : Évolution des bénéfices et coûts sur une période (scénario 1) .....	78
Figure 15 : Évolution des bénéfices et coûts sur une période (scénario 2) .....	78
Figure 16 : Évolution des bénéfices et coûts sur une période (scénario 3) .....	79
Figure 17 : Code pour le calculateur de coûts et bénéfices des technologies (scenario 1) .....	109
Figure 18 : Résultats du modèle de calcul des coûts et bénéfices (scenario 1).....	110
Figure 19 : Modèle d'optimisation pour la sélection des technologies (scenario 1) .....	111

## INTRODUCTION

Satisfaire les besoins alimentaires est un enjeu global qui concerne tous les maillons de la chaîne agroalimentaire. À l'échelle mondiale, les agriculteurs jouent un rôle indispensable. Ils dynamisent la compétitivité de leur production alimentaire locale et réduisent la dépendance aux importations (Labrecque et al., 2020). Ce rôle est particulièrement important pour les pays où les saisons climatiques favorables sont très courtes et où la période de croissance est limitée. Cela restreint la production, rendant ces pays dépendants des importations, selon une proportion qui varie selon le type de produit (LaPlante et al., 2021). Dans le cas du Canada, les importations de fruits et légumes représentent une part significative de l'approvisionnement total. Cette dépendance expose le pays vulnérable en cas de perturbation du commerce mondial, compromettant ainsi sa capacité à maintenir l'approvisionnement local (Bajaj, 2023).

En effet, les serres et les systèmes d'agriculture en environnement contrôlé (AEC) représentent récemment une solution prometteuse pour réduire cette dépendance. Cependant, l'utilisation intensive d'énergie de ces systèmes implique, dans les régions froides, la nécessité de maintenir un microclimat favorable, ce qui entraîne des coûts énergétiques élevés (Nasrollahi et al., 2021). Au Québec, la consommation d'énergie dans les serres gérées par les petits et moyens producteurs dépend largement de sources telles que le gaz naturel, le propane et les combustibles fossiles, ce qui contribue de manière significative aux émissions de gaz à effet de serre (CECPA, 2021; Pelletier & Godbout, 2017). Les principaux facteurs de consommation énergétique sont les systèmes de chauffage/refroidissement et de ventilation, ainsi que l'éclairage artificiel (Bersani et al., 2020). Dans ce contexte, l'électrification du secteur agricole représente une opportunité de renforcer la durabilité et la compétitivité. Cependant, elle pose également des défis importants, notamment le risque qu'une forte consommation d'énergie en hiver exerce

une pression sur le réseau électrique et l'infrastructure de distribution (Hydro-Québec, 2024).

Pour faire face à ces défis, des mécanismes ont été mis en place pour renforcer la résilience du secteur agricole, en tirant parti des innovations technologiques modernes. Parmi eux figurent divers programmes financiers destinés aux producteurs de serre, visant à faciliter l'accès à la numérisation et à la modernisation du secteur agricole (Labrecque et al., 2020). Grâce à l'automatisation et au contrôle intelligent, ces technologies avancées améliorent l'efficacité de la production et permettent des ajustements en temps réel de la consommation des ressources énergétiques (Ramin Shamshiri et al., 2018). À cet égard, c'est la transformation numérique de l'Industrie agricole, en particulier à travers les technologies envisagées par l'Industrie 4.0, qui contribue à faciliter la modernisation des pratiques agricoles.

Les serres évoluent de plus en plus vers des infrastructures de haute technologie, connectées et durables, grâce à des concepts tels que l'Internet des objets (IoT), l'infonuagique, le Big Data, l'intelligence artificielle (IA), l'apprentissage automatique et les systèmes d'automatisation avancés. Ces technologies, issues de l'Industrie 4.0, trouvent leur application dans le secteur agricole sous le nom d'Agriculture 4.0 (Liu et al., 2021). Ces innovations permettent une gestion complète des processus agricoles grâce à la surveillance, la régulation et l'optimisation des opérations à distance et en temps réel (Araújo et al., 2021; Howard et al., 2021). Ces avantages se concrétisent en bénéfices lorsque les pratiques agricoles s'améliorent dans des domaines tels que la détection des maladies, de gestion de l'irrigation, l'identification de la maturité des cultures, les opérations de marketing, la gestion de la chaîne d'approvisionnement et la gestion énergétique (Singh et al., 2022).

Cependant, le taux d'adoption de ces technologies est trop hétérogène, ce qui complique la recherche de solutions qui répondent aux exigences des producteurs. De plus, le marché horticole manque de technologies matures et prêtes à être utilisées, notamment dans le domaine de l'automatisation (Ivus et al., 2021). Cela représente un défi pour les

agriculteurs, en particulier pour ceux qui gèrent des exploitations de petite et moyenne taille (Zambon et al., 2019). Une étude menée par le CIRANO a identifié les principales contraintes du secteur horticole québécois, qui se regroupent en catégories financières, technologiques, ainsi qu'humaines ou informationnelles. Ces contraintes incluent l'incertitude quant aux bénéfices technologiques, les coûts initiaux et d'entretien élevés, l'incompatibilité des équipements anciens avec les technologies numériques modernes, la crainte de dépendance vis-à-vis des fournisseurs de technologie, ainsi que le besoin de conseils spécialisés pour une adoption et une utilisation efficace de ces technologies (Royer et al., 2020).

La viabilité économique des technologies numériques devient progressivement l'un des principaux facteurs influençant la prise de décision pour leur adoption. Cela nécessite une analyse coûts-bénéfices complète afin d'équilibrer les coûts de mise en œuvre avec les avantages économiques potentiels (Quy et al., 2022; Ugochukwu & Phillips, 2018). L'absence d'informations claires sur les solutions économiquement viables complique la prise de décision des agriculteurs, augmentant le risque d'erreurs lié à la prise de mauvaises décisions (Farooq, Riaz, et al., 2022; Geng et al., 2024).

Bien que la littérature souligne les avantages potentiels de ces technologies, la crainte des coûts initiaux élevés et l'incertitude concernant les bénéfices à long terme restent des préoccupations majeures pour de nombreux producteurs (Lemay et al., 2021; Rayhana et al., 2020). Ces préoccupations ne se limitent pas uniquement aux aspects financiers ; elles incluent également des défis commerciaux, techniques et sectoriels qui compliquent le choix des technologies les plus adaptées à chaque situation (Elijah et al., 2018). Cette réticence à adopter de nouvelles technologies, en raison de l'absence d'analyse de rentabilité, n'est pas un phénomène exclusif au secteur agricole. En réalité, il concerne également la plupart des secteurs industriels (Maretto, Faccio, & Battini, 2023). Dans ce contexte, il existe un manque évident d'analyses de viabilité économique, ce qui met en lumière la nécessité d'une approche académique plus approfondie (ElBeheiry & Balog, 2023; Ramin Shamshiri et al., 2018).

Cette analyse propose de développer un cadre décisionnel intégré à une méthodologie d'évaluation économique. Ce mémoire marque une première étape dans l'exploration des facteurs clés influençant la rentabilité des technologies de l'Industrie 4.0 appliquées aux serres. L'objectif de l'étude est de développer un cadre d'évaluation économique qui soutienne la prise de décision en équilibrant les investissements requis avec les bénéfices attendus tout au long du cycle de vie des projets technologiques dans les serres.

La recherche est structurée en six chapitres. Le premier chapitre introduit le projet en présentant la problématique, les questions de recherche ainsi que les objectifs principaux et secondaires. Le deuxième chapitre propose une revue de la littérature, explorant des concepts clés tels que les serres et l'Industrie 4.0, tout en identifiant les lacunes existantes et en établissant les bases théoriques de l'étude. Le troisième chapitre développe le cadre conceptuel, présentant une cartographie des coûts et un cadre d'évaluation des bénéfices des technologies numériques. Le quatrième chapitre élabore un modèle économique, alliant approche conceptuelle et mathématique, et validé par des simulations de scénarios hypothétiques. Le cinquième chapitre présente et analyse les résultats obtenus, tandis que le sixième chapitre en discute, interprète les conclusions et propose des recommandations pour les recherches futures.

# CHAPITRE 1 PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE ET OBJECTIFS

## 1.1 Problématique

Les défis sociaux, économiques et environnementaux liés à la transition énergétique et à l'autosuffisance alimentaire exigent des efforts considérables pour améliorer l'efficacité énergétique et augmenter la capacité de production agricole tout au long de l'année (LaPlante et al., 2021). Les serres et les systèmes AEC représentent une solution prometteuse, mais font face à plusieurs obstacles. Parmi ceux-ci figurent les coûts énergétiques élevés nécessaires pour maintenir des conditions optimales en hiver et la gestion efficace des ressources dans des régions au climat rigoureux. De plus, la nécessité d'infrastructures avancées adaptées aux conditions climatiques des régions froides constitue un défi important. Les coûts opérationnels élevés et la gestion de la main-d'œuvre ajoutent également une pression supplémentaire sur les producteurs (CECPA, 2021). Ces défis soulignent l'importance de rechercher des stratégies capables d'augmenter la production, tout en optimisant les ressources et en améliorant la viabilité économique des opérations agricoles.

La modernisation et la numérisation des processus de production agricole ont été étudiées comme des mécanismes de mettre en place des stratégies visant à optimiser l'utilisation de l'énergie et à améliorer la capacité de production (Labrecque et al., 2020). Cependant, cette transition comporte plusieurs défis. La modernisation dépasse largement une simple mise à niveau des infrastructures. Elle exige l'intégration de technologies avancées et l'adoption de modèles d'affaires innovants capables de répondre aux exigences du marché tout en respectant les principes de durabilité. La littérature existante manque d'outils pratiques et précis pour guider cette transformation. Pour réussir cette transition, il est impératif de mettre en place une planification détaillée et de surmonter les obstacles, qui

influent à la fois sur l'efficacité opérationnelle et sur la prise de décisions stratégiques dans le choix des technologies (Abbasi et al., 2022).

Bien que les gains en efficacité et la productivité promise soient attrayants, les agriculteurs restent confrontés à des incertitudes quant à la rentabilité de ces technologies. Le processus de prise de décision technologique devient alors complexe, nécessitant la comparaison des bénéfices attendus et des coûts associés (Ugochukwu & Phillips, 2018). Une enquête montre que 45 % des utilisateurs actuels et 34 % des non-utilisateurs considèrent l'insuffisance du retour sur investissement (ROI) comme un obstacle majeur à l'adoption des technologies agricoles (Lemay et al., 2021). Pour surmonter ces défis, il est suggéré que les recherches se concentrent sur une analyse économique plus détaillée et une justification plus solide des coûts initiaux (Ramin Shamshiri et al., 2018). Il est également nécessaire que les entreprises de technologies agricoles fournissent des données concrètes et vérifiables pour justifier la valeur de leurs produits (Ivus et al., 2021).

La recherche sur l'Agriculture 4.0 met en lumière d'importantes lacunes. Parmi celles-ci, on relève l'absence d'analyses quantitatives approfondies et de cadres méthodologiques structurés pour évaluer de manière exhaustive les bénéfices à différents niveaux (Maffezzoli et al., 2022). De même, les structures de coûts des technologies, dépourvues de catégorisations claires, rendent les analyses souvent fragmentées et difficiles à extrapoler à d'autres contextes (Novák & Popesko, 2014). Cela souligne l'importance de développer des modèles de coûts standardisés, permettant une meilleure organisation et classification des dépenses, afin de faciliter la comparaison entre différentes technologies. Par conséquent, l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 exige une reconsidération de la gestion, de la planification et de la budgétisation des coûts (Saniuk, 2020).

L'absence de méthodologies économiques standard accentue les difficultés liées à la planification et à l'adoption des technologies émergentes (Maretto, Faccio, & Battini, 2023). Une partie importante de la littérature actuelle ne fournit pas d'outils précis pour soutenir la prise de décision, révélant que, malgré l'intérêt grandissant pour l'Industrie



4.0, il n'existe toujours pas de modèle dominant pour sélectionner et implémenter ces technologies ("Decision Making in the Process of Choosing and Deploying Industry 4.0 Technologies," 2022). Cette situation limite la capacité des chercheurs et professionnels à effectuer des comparaisons pertinentes dans divers contextes. Par ailleurs, de nombreux systèmes d'aide à la prise de décision en horticulture demeurent sous-utilisés en raison de leur complexité. Il est donc nécessaire que les modèles proposés soient simples, qui démontrent de manière claire leurs avantages économiques, et favorisent leur adoption (Lentz, 1998).

## **1.2 Questions de recherche**

Les questions de recherche suivantes ont pour objectif de guider cette étude en explorant les technologies de l'Industrie 4.0. Elles s'intéressent également aux éléments déterminants influençant les choix stratégiques dans ce domaine:

- 1) Comment peut-on développer un cadre d'évaluation économique permettant de structurer et d'évaluer les coûts et les bénéfices des technologies de l'Industrie 4.0 applicables aux serres?

Questions de recherche complémentaires

- Quelles sont les paramètres clés du secteur de production horticole en serres, et les technologies de l'Industrie 4.0 qui peuvent être appliquées?
- Quels sont les composantes de coûts et bénéfices associés à l'implémentation des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres, et comment peuvent-elles être catégorisées pour une analyse économique?
- Comment peut-on structurer un modèle d'évaluation des coûts et des bénéfices attendus qui justifie l'adoption de technologies, en tenant compte de leur impact sur la production agricole ?

### **1.3 Hypothèses de recherche**

L'hypothèse générale du projet stipule que l'adoption d'un cadre structuré d'évaluation économique basé sur les coûts et les bénéfices permet de justifier la viabilité économique des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres.

### **1.4 Objectif principal**

Développer une méthodologie permettant d'établir un cadre d'évaluation économique pour comprendre, structurer et analyser les coûts et les bénéfices liés à l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres. Ce cadre vise à soutenir la prise de décision en matière de modernisation technologique, en équilibrant les investissements requis avec les bénéfices attendus tout au long du cycle de vie des projets technologiques.

### **1.5 Objectifs secondaires**

Les étapes suivantes permettent l'accomplissement de l'objectif principal.

1. Identifier les technologies de l'Industrie 4.0 applicables aux serres.
2. Proposer une cartographie des coûts et une évaluation des bénéfices des technologies de l'Industrie 4.0.
3. Développer un modèle économique pour évaluer la rentabilité de l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres. Le modèle aidera à identifier la combinaison de technologies viables, pour la prise de décisions basée sur les principes d'analyse coûts-bénéfices des technologies.
4. Valider le modèle économique proposé à l'aide de simulations basées sur des scénarios hypothétiques.

## CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

Cette étude propose une révision exploratoire de la littérature sur la modernisation des serres, les transformations technologiques et les aspects économiques liés à la prise de décision pour l'adoption de technologies. Cette approche permet d'examiner un large éventail d'études pertinentes afin d'identifier les tendances émergentes et les lacunes dans la littérature existante. L'objectif est d'offrir une vision globale qui facilite la compréhension des défis et des opportunités liés à l'adoption des technologies dans les serres intelligentes.

### 2.1 Méthodologie pour la recherche et la sélection de l'information

Une recherche d'articles académiques a été réalisée à l'aide de Scopus et de Google Scholar. Scopus est une base de données bibliographique reconnue, donnant accès à des articles évalués par les pairs. Cela a permis d'analyser les aspects techniques et économiques des technologies utilisées en serre, ainsi que d'évaluer leur impact académique et leur niveau de citation. D'autre part, Google Scholar est un moteur de recherche gratuit qui offre une couverture plus large. Il intègre une diversité de sources, notamment des rapports techniques et des publications en accès libre, ce qui permet d'obtenir une perspective plus variée et complète de la recherche existante.

De plus, l'étude a été accompagnée par des études de marché et des publications techniques issues d'organismes et de sources sectorielles, contribuant à saisir l'adoption de ces technologies et les tendances économiques du secteur.

*Tableau 1 : Mots clés utilisés dans l'analyse documentaire*

Mots clés	
– Serre	– Structure de coûts
– Industrie 4.0	– Rentabilité
– Agriculture 4.0	– Modélisation économique
– Modernisation des serres	– Prise de décision
– Coûts-bénéfices	

Ces mots-clés ont été combinés à l'aide d'opérateurs logiques comme "AND", "OR", et "AND NOT" pour affiner les résultats et exclure les publications non pertinentes. Par exemple, l'expression "AND NOT (greenhouse gas emissions)" a été utilisée pour écarter les articles portant sur les émissions de gaz à effet de serre. Cela a permis de s'assurer que le terme "greenhouse" soit correctement interprété dans le contexte des serres agricoles. Un filtrage initial a été réalisé en examinant les titres et résumés des articles pour identifier les documents les plus pertinents. Les informations retenues ont ensuite été organisées par thématiques.

La figure 1 reflète la méthodologie de recherche utilisée dans cette revue de la littérature scientifique. Les études examinées couvrent à la fois les aspects historiques et techniques de l'évolution des serres, mettant en lumière leur développement au fil du temps. Parallèlement, des recherches récentes ont été analysées, axées sur l'adoption des technologies numériques en analysant leurs divers domaines d'application dans les processus agricoles et les défis associés à leur mise en œuvre. En complément, les éléments clés identifiés dans la littérature, tels que des facteurs, des critères, des méthodes et des modèles. Ces éléments contribuent au processus de prise de décision pour l'adoption des technologies, offrant une vision intégrée des différentes approches à considérer dans la proposition d'un cadre d'évaluation économique des technologies dans les serres.

La viabilité économique des serres a été abordée dans la revue comme un état de l'art. L'objectif était d'identifier et d'analyser la littérature existante sur les études de rentabilité économique précédemment réalisées dans ce secteur. Cette stratégie a permis d'identifier les lacunes dans la littérature existante, et également de justifier l'adaptation des méthodes, la proposition d'améliorations ou l'exploration de nouvelles zones de recherche.

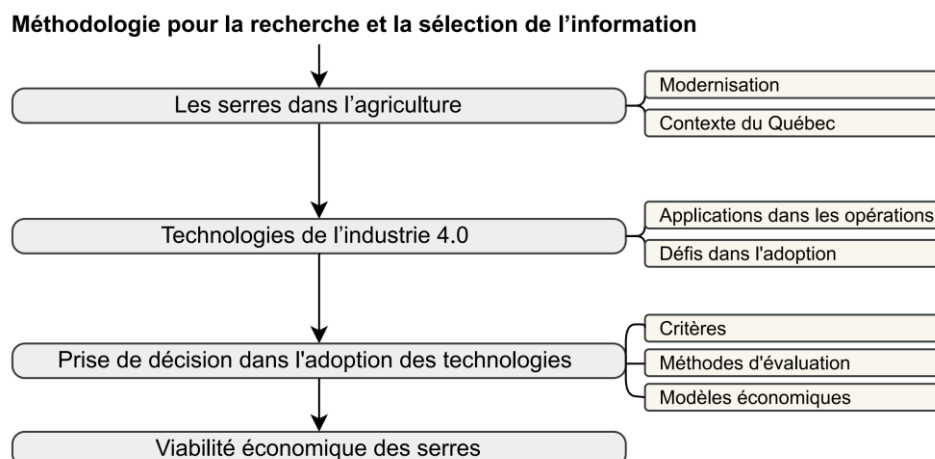


Figure 1 : Méthodologie pour la revue de la littérature.

## 2.2 Les serres dans l'agriculture

Les serres représentent un type spécialisé d'AEC, qui permet de créer des conditions favorables au développement optimal des plantes tout au long de l'année (Nemali, 2022). Ces installations sont devenues de plus en plus populaires dans l'agriculture moderne, en particulier dans le concept de l'agriculture 4.0, qui met l'accent sur l'utilisation de la technologie pour optimiser les processus agricoles (Hati & Singh, 2021). Le choix du type de serre doit prendre en compte le microclimat du site, la disponibilité de ressources, la topographie du terrain, l'espace pour expansion, l'infrastructure (transport, énergie et communication), le personnel disponible, les exigences légales, l'orientation idéale de la serre (Savic & M. Ilin, 2022). Les systèmes intégrés d'une serre comprennent du chauffage, des systèmes de refroidissement (ventilateurs avec panneaux évaporatifs ou brumisation), ainsi que des systèmes de ventilation naturelle ou mécanique. Ces serres utilisent aussi des contrôles automatisés du climat pour ajuster la température, l'humidité et le CO<sub>2</sub> en fonction des besoins des cultures (Golzar et al., 2021).

La conception d'une serre moderne est un processus qui implique l'intégration de divers éléments. Cela englobe des aspects physiques, tels que la structure de la serre et les matériaux de construction, jusqu'aux choix des systèmes de variables environnementales et les techniques de culture (Achour et al., 2021). Elles sont classées selon leur superficie

(petite, moyenne, grande) et leur type de production (tomates, concombres, poivrons, etc.) (Seguin et al., 2021). Ces installations ont connu une transformation significative, passant de simples structures de protection à des systèmes agricoles hautement sophistiqués (Karanisa et al., 2022; Rayhana et al., 2020). L'évolution de l'agriculture en serre reflète l'impact de la technologie à travers les révolutions industrielles, passant de la mécanisation initiale à la digitalisation avancée actuelle, intégrant l'automatisation et les technologies intelligentes pour une production optimisée tout au long de l'année (Liu et al., 2021). La figure 2, illustre l'évolution des serres, démontrant comment l'adoption de nouvelles technologies a transformé ce domaine au fil des siècles, adaptée de Liu et al. (2021).

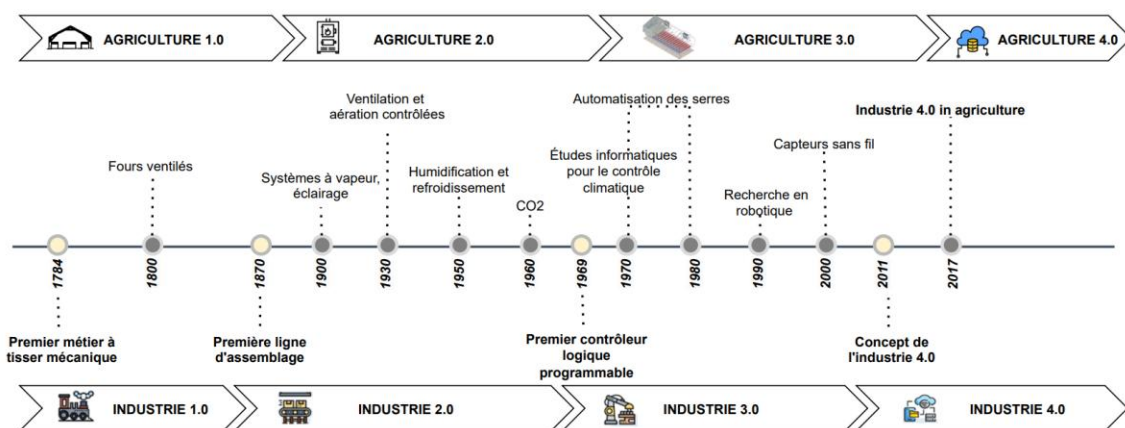


Figure 2 : Modernisation et agriculture sous serre.

Le progrès dans ce secteur a marqué un tournant significatif au XVIIIe siècle avec l'introduction des systèmes de chauffage utilisant des fours à conduit, plus tard au XIXe siècle avec des systèmes à vapeur, à eau chaude et à d'air chaud. Le développement de l'éclairage électrique au XIXe siècle a ouvert la voie à des expériences contrôlées sur les effets de la lumière sur la croissance des plantes et a facilité l'étude de la ventilation et de l'aération contrôlées à partir des années 1930. Dans les années 1950, des techniques d'humidification et de refroidissement par évaporation ont été introduites. Et dans les années 1960, des progrès significatifs ont été réalisés avec le début de l'utilisation des gaz de combustion comme source supplémentaire de dioxyde de carbone (Burek et al., 1987; Nemali, 2022).

Depuis les années 1970, l'automatisation des serres commerciales et le contrôle climatique ont été mis en œuvre, en utilisant des études informatiques pour réguler la radiation, la ventilation, l'humidité et la température. Depuis les années 1980, nous avons assisté à l'émergence de la gestion intelligente des serres. Cette période a marqué l'utilisation de technologies numériques telles que des capteurs, des logiciels et des systèmes permettant une plus grande précision et un contrôle plus exact dans la gestion des conditions environnementales (Costa et al., 2020). À la fin des années 1990, les systèmes robotiques ont commencé à s'intégrer dans ce domaine. Et au début des années 2000, les serres ont commencé à intégrer des réseaux de capteurs sans fil, facilitant la surveillance environnementale, la génération d'alertes précoces et le contrôle à distance (Ramin Shamshiri et al., 2018). L'utilisation des capteurs sans fil dans l'agriculture a continué d'évoluer vers des solutions plus compatibles avec l'IoT, en adoptant des normes de communication plus génériques (Tzounis et al., 2017). À l'heure actuelle, la dernière tendance dans les serres se distingue par leur intégration des technologies de la quatrième révolution industrielle (Bersani et al., 2022). Ces technologies permettent d'analyser des volumes de données en temps réel et de prendre des décisions de manière autonome, améliorant ainsi l'efficacité et la précision des processus décisionnels dans les serres (Hati & Singh, 2021).

Une part significative de la recherche académique s'est concentrée sur le développement de stratégies pour optimiser la géométrie, l'orientation et les matériaux des structures. Une attention particulière est accordée au contrôle du microclimat, à la gestion de l'énergie, à l'intégration des énergies renouvelables, ainsi qu'à l'optimisation des calendriers de production et à l'exploitation intégrée des infrastructures agricoles (Badji et al., 2022; Zhang et al., 2022). De plus, la modernisation des mécanismes de prise de décision conduit à une automatisation de plus en plus avancée des serres. Selon Miranda et al. (2019) l'évolution des technologies de base vers des systèmes plus avancés illustre un spectre de collaboration entre humains et machines. Cette collaboration commence par des interactions humain-humain, utilisant des équipements conventionnels et des méthodes de production traditionnelles qui nécessitent une supervision directe et un contrôle manuel.

Elle évolue ensuite vers une collaboration humain-machine, avec l'intégration de systèmes de surveillance et de contrôle. Ces systèmes permettent aux opérateurs d'interagir avec des technologies avancées via des interfaces intuitives, améliorant ainsi la gestion des serres et la précision des ajustements des variables environnementales. Enfin, avec l'autonomie technologique, la collaboration machine-machine prend le relais, avec des systèmes entièrement automatisés qui régulent le climat et la nutrition des plantes de manière autonome, apprenant des cycles précédents pour optimiser continuellement les conditions de culture (Miranda et al., 2019).

### **2.2.1 Les serres dans le contexte du Québec**

Selon les statistiques du secteur des serres du Québec en 2021, il y avait un total de 624 entreprises couvrant une superficie cultivée de 151 hectares. Ces entreprises se consacrent principalement à la production de tomates (69 hectares), de concombres (42 hectares), de laitues (15 hectares), de poivrons (8 hectares) et d'autres types de fruits et légumes (17 hectares) (Gouvernement du Québec, 2023). En 2015, la majorité des entreprises horticoles québécoises étaient de petite taille, avec plus de 60 % occupant une superficie de 1 000 m<sup>2</sup> ou moins. En revanche, seulement 7 % des exploitations dépassaient 1 hectare (10 000 m<sup>2</sup>). Cependant, ces grandes exploitations, bien que peu nombreuses, dominaient le secteur en couvrant près de 75 % de la surface totale cultivée sous serre au Québec (Cohen et al., 2021). Dans ce contexte, les grandes exploitations disposent d'un avantage significatif grâce à leur capacité à investir du capital et à profiter des économies d'échelle, facilitant ainsi leur transition vers une agriculture technologique (MAPAQ, 2018).

En 2022, l'Ontario a dominé la production canadienne de légumes de serre, avec 71 % de la production totale. La Colombie-Britannique a suivi avec 14,5 %, tandis que le Québec a contribué à 8 %, et les 6,5 % restants provenaient des autres provinces (Agriculture et Agroalimentaire Canada (AAC), 2022). Les importations canadiennes des légumes se concentrent principalement sur les tomates, les poivrons et les concombres, dont une grande proportion provient du Mexique et des États-Unis (MAPAQ, 2018).



La production de fruits et légumes de serre au Québec oscille entre autosuffisance et dépendance aux importations. En 2021, la production en serre fournissait près de 50 % de la consommation de légumes au Québec (Conseil de l'innovation du Québec, 2023). Cependant, l'autosuffisance varie considérablement selon le type de légume. Dans le cas de la tomate de serre, la consommation annuelle a atteint 37 719 tonnes, dont 71 % ont pu être couvertes par la production locale. De manière similaire, sur le marché du concombre de serre, la consommation s'est élevée à 30 156 tonnes, avec une capacité d'autosuffisance de 64 %, réduisant ainsi la dépendance aux importations à 36 % (Josée Robitaille, 2022; Josée Robitaille et al., 2022). D'un autre côté, le poivron de serre illustre la forte dépendance aux importations. En 2021, la production locale n'a couvert que 9 % des 18 771 tonnes consommées, obligeant la province à importer 91 % de son approvisionnement pour répondre à la demande. En revanche, le marché de la laitue de serre présente une situation inverse, puisque le Québec n'est pas seulement autosuffisant, mais produit également un excédent significatif. Avec une consommation annuelle de 4 114 tonnes, la production locale a atteint 5 267 tonnes, dépassant ainsi la demande intérieure de 128 % (Josée Robitaille et al., 2022).

Ces tendances sont résumées dans la figure 3, qui illustre la répartition entre production locale, importations et exportations.

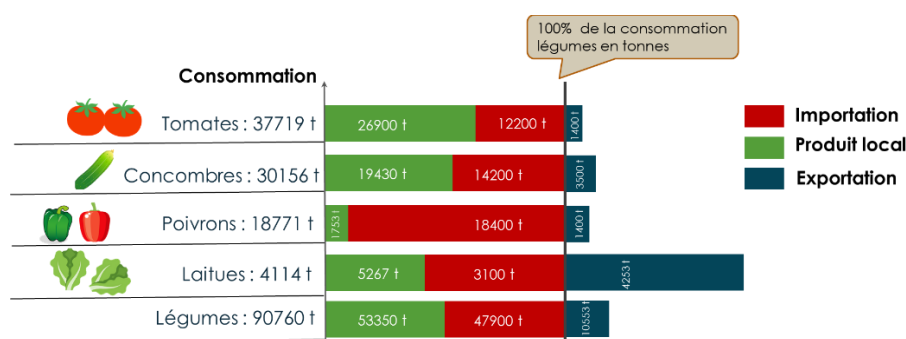


Figure 3 : Autosuffisance et dépendance des importations des légumes de serre au Québec en 2021.

Les serres au Québec présentent en diverses formes structurelles, conçues pour répondre aux besoins spécifiques de production tout en s'adaptant aux conditions climatiques locales. Deux types de serres prédominent : les serres individuelles, qui fonctionnent

comme des unités isolées et les serres jumelées qui partagent des murs communs entre elles pour optimiser l'espace et les ressources (Pelletier & Godbout, 2017). L'installation de serres implique plusieurs considérations techniques, y compris le choix de la structure, des matériaux et des équipements, des techniques de culture et des pratiques d'hygiène et de salubrité. Les structures sont généralement en acier ou en aluminium, et les matériaux de revêtement incluent le verre, le polyéthylène et le polycarbonate, optimisant la transmission de la lumière et l'efficacité thermique (Seguin et al., 2021). Les serres conventionnelles, généralement construites avec des structures métalliques recouvertes de polyéthylène, sont affectées par le climat extérieur et rencontrent des difficultés à maintenir une température et une humidité adéquates. Cependant, plus de 50 % des grandes serres au Québec sont recouvertes de panneaux de verre, ce qui permet de mieux capter la lumière. En outre, l'éthylène tétrafluoroéthylène (ETFE) est considéré comme un matériau prometteur en raison de sa résistance, de sa malléabilité, de sa conductivité non thermique et de sa capacité à transmettre les rayons UV (Conseil de l'innovation du Québec, 2023).

L'exploitation des serres au Québec est classée comme annuelle ou saisonnière, en fonction des cultures pratiquées et des technologies employées pour réguler l'environnement intérieur (CECPA, 2021). Cette diversité d'exploitation est facilitée par l'utilisation de systèmes de chauffage, de refroidissement et d'éclairage, qui prolongent la saison de croissance au-delà des contraintes climatiques extérieures. Les rendements annuels des cultures en serre au Québec sont généralement inférieurs à ceux de l'Ontario, sauf pour la laitue. De 2007 à 2010, le Québec produisait 40,8 kg/m<sup>2</sup> de tomate par an, comparativement à 47,4 kg/m<sup>2</sup> en Ontario. Toutefois, entre 2011 et 2015, les grandes entreprises équipées de serres modernisées ont enregistré des rendements de tomates compris entre 55 et 58 kg/m<sup>2</sup> par an. À l'inverse, les exploitations moins modernisées affichent des rendements variables, entre 25 et 45 kg/m<sup>2</sup>, en partie dus au manque de modernisation de leurs serres (CECPA, 2021; MAPAQ, 2018).

### 2.2.2 Enjeux du secteur des serres au Québec

**Autonomie Alimentaire :** La demande croissante de production locale tout au long de l'année met en lumière la nécessité de réduire la dépendance aux importations pour répondre aux besoins alimentaires (Bajaj, 2023). Les serres font partie centrale dans ce mécanisme visant à renforcer l'autonomie alimentaire du territoire (Labrecque et al., 2020). Cette demande est motivée par des consommateurs en quête de produits plus frais et durables, ainsi que par le besoin de garantir la sécurité alimentaire dans des contextes de crise, comme l'a démontré la pandémie de COVID-19 (LaPlante et al., 2021).

**Efficacité énergétique :** Les conditions climatiques rigoureuses au Québec, notamment en hiver, augmentent le besoin de chauffage dans les installations à environnement contrôlé, ce qui entraîne des coûts énergétiques élevés. Le chauffage peut représenter jusqu'à 20 % des coûts opérationnels des serres et, dans certains cas, jusqu'à 90 à 95 % de leur demande énergétique totale (Ahamed et al., 2018). La dépendance énergétique du secteur horticole se manifeste principalement par l'utilisation de sources d'énergie polluantes (Pelletier & Godbout, 2017). L'utilisation de ces sources d'énergie non renouvelables s'explique en grande partie par les coûts d'investissement élevés liés à la transition vers des énergies propres. Cette problématique est particulièrement marquée chez les petits et moyens producteurs, pour lesquels ces investissements représentent un obstacle majeur (CECPA, 2021).

L'utilisation de l'énergie dans les serres a été abordée par des stratégies telles que les rideaux thermiques, l'orientation est-ouest, la conception de toits inclinés, la ventilation naturelle, entre autres (Ahamed et al., 2018; Henshaw, 2017). Cependant, avec la popularité croissante des énergies renouvelables, telles que l'hydroélectricité, de nouvelles opportunités émergent pour le secteur agricole. De plus, les tarifs dynamiques ouvrent la voie à une meilleure gestion de l'énergie dans les serres (Hydro-Québec, 2023), bien que les pics de demande en hiver demeurent un risque pour le réseau électrique (Hydro-Québec, 2024).

Dans ce contexte, l'intégration des énergies renouvelables constitue une solution encourageante pour réduire la dépendance aux combustibles fossiles. À ce propos, Achour et al. (2021) soulignent que l'adoption de l'énergie solaire (systèmes photovoltaïques, collecteurs thermiques solaires et hybrides) et géothermique (chauffage, climatisation et pompes à chaleur) ne réduit pas seulement la consommation, mais peut également conduire à l'autosuffisance et même permettre les échanges d'énergie avec le réseau. Cependant, comme le soulignent les auteurs, la variabilité saisonnière et les défis liés au stockage de l'énergie sont des aspects déterminants à prendre en compte dans sa mise en œuvre (Achour et al., 2021). Dans cette perspective Hydro-Québec accompagne cette transition dans le secteur des serres grâce à des aides financières spécifiques à l'adoption de ces technologies adaptées, notamment les pompes à chaleur géothermique et aérothermique. Ceci assure à la fois chauffage, refroidissement et déshumidification, tout en optimisant la consommation énergétique lorsqu'elles sont combinées avec des réservoirs de stockage thermique (Hydro-Québec, 2025).

### **2.3 Les technologies de l'Industrie 4.0 appliquées aux serres**

La quatrième révolution industrielle transforme toutes les industries, y compris l'agriculture, où elle est également connue sous le nom d'Agriculture 4.0 (Liu et al., 2021). Cette évolution est caractérisée par l'intégration de diverses technologies, principalement IoT, l'informatique en nuage, le Big Data, IA, et les jumeaux numériques (Abbasi et al., 2022; Howard et al., 2021). L'orchestration de ces technologies configure un système de systèmes capable de coordonner et de générer des solutions efficaces, intelligentes et optimisées dans divers secteurs industriels et commerciaux (Araújo et al., 2021). Ces technologies sont appliquées à plusieurs aspects généraux de l'horticulture, notamment l'automatisation des actionneurs et la détection des maladies. Elles interviennent également dans la gestion de l'irrigation et des fertilisants, l'identification de la maturité des cultures, ainsi que l'optimisation de la chaîne d'approvisionnement et du marketing (Singh et al., 2022).

Dans le contexte de l'Industrie 4.0, la technologie de l'IoT a attiré l'attention en soulignant son rôle dans la génération de grandes quantités de données (Farooq, Javid, et al., 2022). Cette abondance de données nécessite des solutions architecturales IoT pour gérer efficacement la collecte, le traitement et l'analyse (Debauche et al., 2022). L'architecture IoT présentée dans la figure 4 décrit un schéma organisationnel pour l'agriculture 4.0, où différentes technologies sont mises en place et interagissent au sein d'un système, adapté de Araújo et al. (2021). Cette architecture est structurée en différentes couches, chacune dédiée à des fonctions spécifiques qui ensemble, assurent le bon fonctionnement du système. Chaque couche est conçue pour traiter des aspects particuliers de l'IoT en agriculture, depuis la perception et la collecte des données jusqu'à leur analyse et application, facilitant ainsi une intégration et une gestion technologique (Navarro et al., 2020).

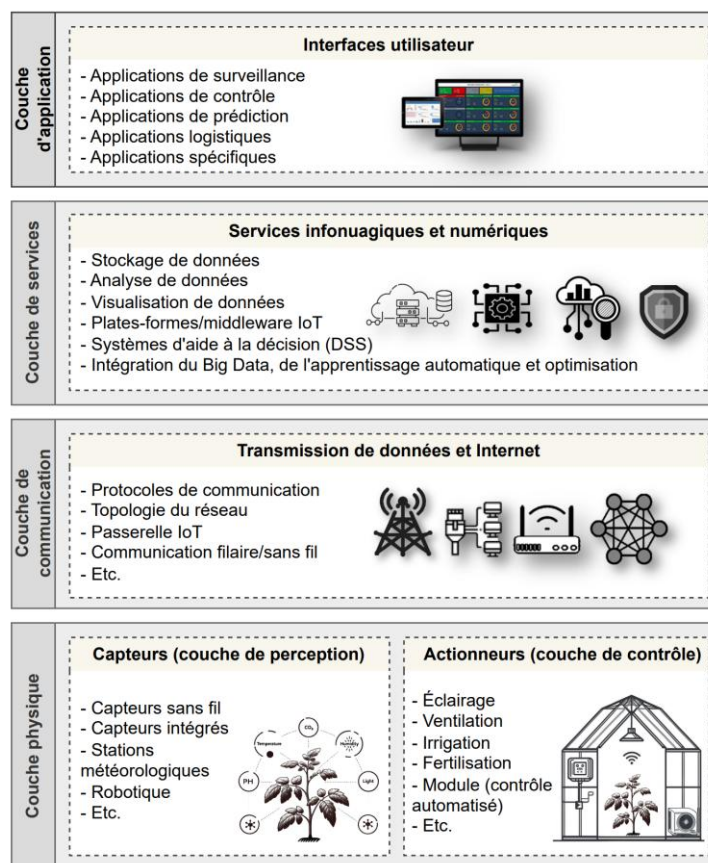


Figure 4 : Architecture IoT conceptuelle pour l'Agriculture 4.0.

Dans un système IoT, la couche physique regroupe les composants matériels, tels que les capteurs et les actionneurs. Ces éléments sont responsables de la détection des conditions environnementales et de l'activation des actionneurs physiques dans le système réel (Araújo et al., 2021). La couche de communication agit comme un intermédiaire entre les dispositifs physiques et leur capacité à communiquer avec d'autres appareils ou systèmes. Elle assure la connexion nécessaire par laquelle les données sont transférées à l'aide de divers protocoles de réseau et de communication (Navarro et al., 2020; Tzounis et al., 2017). La couche de services est dans le traitement et l'analyse des données reçues. Ici, les plateformes IoT, les middlewares et des technologies avancées telles que le Big Data, l'apprentissage automatique et l'IA traitent de grands volumes de données afin de générer des informations exploitables et de prendre des décisions stratégiques basées sur ces analyses (Hati & Singh, 2021). La couche d'application fournit les interfaces et fonctionnalités avec lesquelles les utilisateurs interagissent. Ces applications permettent aux utilisateurs de surveiller l'état des cultures, de gérer les ressources intelligemment et de prendre de meilleures décisions dans des domaines clés tels que le contrôle, la logistique et la prévision de problèmes futurs (Talavera et al., 2017). En résumé, cette méthodologie par couches intègre le matériel avec les techniques de communication et l'analyse des données dans un système interdépendant (Navarro et al., 2020).

### **2.3.1 Défis dans l'adoption des technologies numériques**

L'adoption de solutions IoT et de systèmes basés sur les données en agriculture nécessite des infrastructures avancées, telles que des capteurs spécialisés, des plateformes d'analyse en nuage et des réseaux de communication robustes (Maraveas et al., 2022; Sinha & Dhanalakshmi, 2022). À cela s'ajoute la difficulté d'intégrer ces nouvelles technologies aux infrastructures existantes, un processus compliqué par l'absence de standardisation des protocoles de communication (Avşar & Mowla, 2022).

Bien que l'installation de l'infrastructure physique, comme les capteurs et les dispositifs d'irrigation, soit réalisable, l'intégration complète du système reste un défi de taille. Ce processus nécessite des investissements supplémentaires dans des logiciels d'agrégation

et des services d'intégration sur mesure pour assurer une connexion fluide entre les dispositifs (López-Riquelme et al., 2017). De plus, certaines technologies particulièrement avancées, telles que le Big Data, les WSN, les CPS, et les jumeaux numériques, rencontrent une adoption limitée en raison de leur complexité accrue et des coûts initiaux importants qu'elles engendrent, nécessitant souvent des connaissances spécialisées et des infrastructures sophistiquées qui ne sont pas toujours disponibles dans le secteur agricole actuel (Abbasi et al., 2022).

En outre, la complexité d'intégrer ces technologies dans des structures de serres traditionnelles sans perturber les opérations en cours est soulignée par Hemming et al. (2019), qui préconisent souvent une approche par phases pour concilier innovations technologiques et maintien de la production (Hemming et al., 2019). De plus, l'accès limité à une électricité fiable et à Internet n'est pas toujours garanti dans les zones rurales. Cela peut nuire à l'efficacité des systèmes intelligents, qui dépendent d'un flux de données constant et d'un contrôle en temps réel (Ivus et al., 2021).

Les principaux défis d'intégration des technologies IoT en agriculture incluent l'interopérabilité entre systèmes de différents fournisseurs et équipements hérités. De plus, la fiabilité des données est souvent perturbée par des pannes d'équipement ou des facteurs environnementaux (Elijah et al., 2018). La gestion d'un grand nombre de dispositifs IoT nécessite le développement de solutions évolutives, ce qui reste un défi majeur. Souvent, ces solutions ne s'adaptent pas aux besoins réels des agriculteurs et, dans certains cas. Bien qu'innovantes, elles ne satisfont pas toujours les attentes des utilisateurs finaux. Par exemple, López-Riquelme et al. (2017) souligne que les systèmes basés sur infonuagique se tournent fréquemment vers des fournisseurs généralistes qui n'offrent pas de services spécifiquement adaptés à l'agriculture (López-Riquelme et al., 2017). En outre, ces technologies sont encore à un stade précoce de développement et sont souvent limitées à des applications spécifiques à certaines cultures, ce qui restreint leur usage dans d'autres contextes agricoles (Abbasi et al., 2022).

Le succès de la mise en œuvre de ces technologies dépend de la standardisation des données provenant des capteurs et dispositifs, ce qui assure une communication fluide et une interprétation précise des informations (Abbasi et al., 2022; Kour & Arora, 2020). Cette standardisation permet également aux développeurs de créer une interface unifiée pour gérer la serre, facilitant le transfert et la synchronisation des données en temps réel. Par ailleurs, l'intégration de modèles d'IA dans un système de contrôle opérationnel ajoute une couche supplémentaire de complexité. Comme le montrent Jung et al. (2020) dans leur étude sur la prévision des conditions climatiques dans les serres, le déploiement de l'IA peut être efficace. Cependant, il doit reposer non seulement sur l'intégration technique, mais aussi sur une compréhension approfondie du contexte agricole dans lequel la technologie est destinée à opérer (Jung et al., 2020).

Bien que des technologies comme l'automatisation des serres promettent des rendements plus élevés et une gestion plus efficace des ressources. La réalité est que de nombreux petits agriculteurs manquent des ressources financières et de la formation nécessaire pour adopter ces innovations sans soutien externe. De plus, des défis réglementaires liés à la propriété des données entre les agriculteurs et les entreprises technologiques créent de l'incertitude, ce qui ébranle la confiance des producteurs dans ces solutions (Royer et al., 2020).

## **2.4 Prise de décision dans l'adoption des technologies**

La quatrième révolution industrielle, marquée par l'avancement rapide des technologies et l'abondance d'informations, rend le processus de prise de décisions stratégiques plus complexe. Dans ce contexte, l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 nécessite une évaluation prenant en compte de multiples composants. Cette complexité est due à la nécessité de choisir des technologies qui répondent non seulement aux exigences techniques, mais aussi à des critères de viabilité et de durabilité à long terme.



### **2.4.1 Critères pour la prise de décision**

Le choix des technologies dans le contexte de l'Industrie 4.0 repose sur une combinaison de critères techniques, économiques, organisationnels et humains. Selon la littérature, les principaux critères de sélection incluent la viabilité économique, la maturité technologique et la faisabilité opérationnelle (Jocieli Francisco da et al., 2022). À ceux-ci s'ajoutent des critères plus spécifiques tels que le degré d'automatisation, le niveau d'intégration au système, la complexité technique, la réduction des coûts, l'amélioration de l'efficacité des processus, la qualité des performances et le respect des normes réglementaires.

Des approches plus holistiques intègrent également des dimensions sociotechniques, comme l'acceptation par les employés et l'interopérabilité (Almeida et al., 2023). D'autres critères complémentaires incluent la facilité d'utilisation, la compatibilité avec l'infrastructure existante, l'impact sur l'efficacité opérationnelle, la durabilité et la scalabilité des solutions (Jain et al., 2023).

Enfin, Kraus et al. (2024) abordent l'importance d'adopter un cadre conceptuel intégré qui combine les critères qualitatifs avec des analyses financières traditionnelles. Ce cadre met l'accent sur des facteurs stratégiques tels que le leadership technologique, l'avantage compétitif à long terme et l'impact sur la culture organisationnelle. Il vise à guider des décisions d'investissement plus éclairées, alignées avec les objectifs à long terme de l'organisation (Kraus et al., 2024).

### **2.4.2 Méthodes d'évaluation de la prise de décision**

De multiples méthodes et outils d'analyse ont été identifiés pour soutenir le processus décisionnel, particulièrement dans les contextes complexes où plusieurs critères doivent être pris en compte simultanément. Parmi les plus courantes figurent les méthodes de décision multicritères, qui permet de comparer et de hiérarchiser les différentes alternatives en fonction de critères techniques, économiques et environnementaux (Munier, 2011). Des méthodes de prise de décision ont été abordées, telles que : le

Processus de Hiérarchie Analytique, la Logique Floue, PROMETHEE, TOPSIS, etc. Ces méthodes font partie d'une approche d'évaluation multicritère qui permet de considérer et de pondérer différents aspects clés des technologies en fonction des critères préalablement définis (Hamzeh & Xu, 2019; Munier, 2011).

L'émergence des méthodes hybrides et de la programmation mathématique devient de plus en plus importante. Ces méthodes se démarquent par leur capacité à gérer des paramètres à la fois des paramètres tangibles et intangibles dans des conditions d'incertitude (Hamzeh & Xu, 2019). Parmi ces approches, la Programmation Linéaire en Nombres Entiers Mixtes (PLNEM) se distingue par sa faculté à combiner diverses alternatives et à mieux gérer les scénarios incertains grâce à des analyses de sensibilité. Cette approche s'avère particulièrement efficace dans des contextes industriels (Munier, 2011).

#### **2.4.3 Modèles économiques dans la prise de décision technologique**

L'évaluation économique est une étape clé dans le processus de prise de décision pour l'adoption des nouvelles technologies de l'Industrie 4.0 (Silva et al., 2022). Lorsqu'une organisation envisage d'implémenter une technologie, il est nécessaire d'analyser en profondeur les coûts d'investissement, les coûts opérationnels et les bénéfices potentiels à long terme. L'article de Ugochukwu & Phillips (2018), basé sur le modèle d'adoption de Rogers (2003), décrit les étapes par lesquelles les individus passent pour adopter une innovation (Ugochukwu & Phillips, 2018). Ce modèle inclut la prise de connaissance, la persuasion, la décision, l'implantation et la confirmation, comme le montre la figure 5, de Ugochukwu & Phillips (2018). Figure 5 L'analyse coûts-bénéfices occupe une place importante dans les étapes de persuasion et de décision. Elle permet aux acteurs impliqués d'évaluer la viabilité économique des technologies proposées avant de procéder à leur adoption. Cette méthodologie permet de comparer objectivement les coûts prévus aux bénéfices projetés, offrant ainsi une base pour justifier les investissements dans les technologies numériques (Kahraman & Haktanır, 2024).

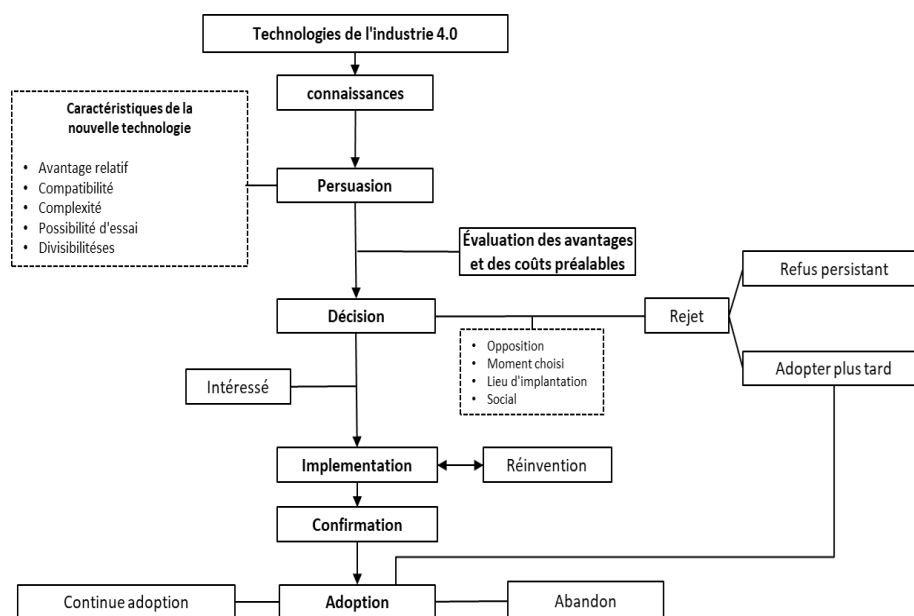


Figure 5 : Modèle de processus décisionnel pour l'adoption d'une technologie

Les modèles financiers utilisés dans l'Industrie 4.0 peuvent être regroupés en trois approches principales : économiques, analytiques et stratégiques (Maretto, Faccio, Battini, et al., 2023). Les modèles économiques, tels que le ROI et la valeur actuelle nette (VAN), permettent de fournir une évaluation quantitative des rendements financiers attendus. Toutefois, ces approches peuvent se révéler limitées lorsqu'il s'agit de capturer des éléments moins tangibles. Pour pallier ces limites, les modèles analytiques mobilisent des outils plus sophistiqués, tels que des arbres de décision et des simulations de Monte Carlo, qui intègrent l'incertitude et la variabilité inhérentes à l'adoption technologique. Enfin, les approches stratégiques combinent les dimensions financières et non financières en alignant les investissements sur les objectifs à long terme de l'entreprise. Cela permet de maintenir une cohérence entre les choix technologiques et la vision globale de l'organisation (Maretto, Faccio, Battini, et al., 2023).

Dans le secteur de l'horticulture, ces modèles s'appliquent à trois niveaux de décision : opérationnel, tactique et stratégique (Lentz, 1998). Sur le plan opérationnel, ces modèles visent à optimiser des fonctions spécifiques, comme la gestion du climat ou des cultures. Leur impact se reflète directement dans l'efficacité des opérations quotidiennes. À un

niveau tactique, ces modèles facilitent la planification des ressources et des cycles de production, contribuant ainsi à une gestion efficace et à une meilleure allocation des ressources. Enfin, au niveau stratégique, les modèles permettent de déterminer si les investissements sont alignés sur les objectifs à long terme de l'entreprise, renforçant ainsi sa durabilité et sa compétitivité future.

## **2.5 Viabilité économique des serres**

La viabilité économique des serres est généralement évaluée à travers des études qui analysent les coûts d'investissement initiaux liés à la construction et à l'équipement. Ces études prennent également en compte les coûts d'exploitation, tels que l'irrigation, l'énergie, la main-d'œuvre et la maintenance. Jusqu'à présent, ces facteurs ont été utilisés pour évaluer la rentabilité des systèmes agricoles et leur potentiel d'amélioration des performances de production. Par exemple, Asci et al. (2014) évaluent les risques économiques de l'investissement dans la production de tomates en analysant l'impact des coûts initiaux et des coûts d'exploitation (comme les coûts énergétiques et les coûts de main-d'œuvre) sur la viabilité économique de la serre (Asci et al., 2014). De manière similaire, Tataraki et al. (2019) soulignent l'importance des coûts énergétiques lors de l'analyse de faisabilité économique des systèmes (CCHP- *Combined Cooling, Heating, and Power*), en tenant compte des coûts d'installation et d'exploitation liés à la consommation d'énergie (Tataraki et al., 2019). Par la suite, Baumont de Oliveira et al. (2022) introduisent l'incertitude dans l'analyse des coûts. Ils soulignent que le manque de données précises, ainsi que les coûts en capital et en exploitation, représentent les principaux défis pour la rentabilité des fermes verticales (Baumont de Oliveira et al., 2022). En ce qui concerne l'aspect techno-économique, Vanthoor et al. (2012) accorde une attention particulière à l'optimisation globale. Ils lient l'analyse des coûts fixes et variables à l'amortissement, aux intrants agricoles et aux systèmes de contrôle climatique, afin de déterminer la viabilité des différents designs de serres (Vanthoor et al., 2012).

D'autre part, des recherches récentes ont évalué la viabilité économique de l'adoption des technologies numériques en serres. Nugroho et al. (2024) présentent une étude sur la

faisabilité économique des technologies de serres intelligentes, en utilisant un modèle d'estimation des coûts logiciels. Pour cela, les variables des coûts fixes sont supposées être le développement de modules logiciels et l'infrastructure nécessaire pour maintenir le fonctionnement de la serre (Nugroho et al., 2024). Par ailleurs, Durmanov et al. (2024) appliquent des modèles économétriques et d'analyse du développement des données (DEA) pour évaluer la gestion économique des serres. Dans ce contexte, ils estiment l'ampleur de l'effet de l'intégration des plateformes numériques sur la rentabilité, la réduction des coûts et l'amélioration de l'efficacité technique en serres (Durmanov et al., 2024). Uyeh et al. (2022) ont évalué le bénéfice économique de l'intégration des technologies numériques en serres et en usines de production végétale à travers la modélisation d'optimisation multiobjectifs. Ce travail permettra l'intégration de technologies comme des capteurs, des robots et des systèmes automatisés, en tenant compte de la réduction des coûts au minimum et de la maximisation des profits (Uyeh et al., 2022).

Il est également observé que ces études présentent des analyses générales sur les avantages économiques globaux, tels que l'amélioration de l'efficacité opérationnelle ou la réduction des coûts à long terme des technologies. Cependant, peu d'entre elles fournissent une répartition détaillée des coûts spécifiques associés à l'implémentation de ces technologies. Le manque d'analyses détaillées complique la comparaison entre les coûts d'implémentation de technologies spécifiques et les bénéfices économiques qu'elles génèrent. En règle générale, les coûts de ces technologies sont dissimulés dans des processus de production généraux ou seulement abordés de manière superficielle, sans analyse approfondie permettant d'évaluer leur impact individuel sur la rentabilité et le retour sur investissement.

Certaines analyses économiques en agriculture, comme celle de Quy et al. (2022), tentent de modéliser la relation entre les coûts d'implémentation de l'IoT (matériel, maintenance et services) et les avantages perçus par les agriculteurs et les prestataires de services. Bien que cette étude ait proposé un cadre général pour évaluer ces technologies, elle reste théorique et ne présente pas de validation à partir de données concrètes (Quy et al., 2022).

## 2.6 Structures de coûts des technologies numériques

Similaire au secteur manufacturier, les structures de coûts dans le secteur des serres ont radicalement changé avec les technologies intelligentes et les avancées de l'Industrie 4.0. Les coûts opérationnels des serres étaient traditionnellement dominés par les coûts directs, tels que la main-d'œuvre, l'énergie, l'eau et les matières premières comme les graines et les engrais, comme c'était le cas dans les premiers modèles de coûts industriels. En revanche, les coûts indirects ont apparemment augmenté avec l'intégration de technologies intelligentes, une fois que l'investissement dans des systèmes avancés, la formation des employés et la modernisation des infrastructures sont devenus obligatoires (Novák & Popesko, 2014). Ce changement témoigne d'un intérêt croissant pour l'efficacité et la précision, tout en réorientant les priorités financières vers le développement technologique et infrastructurel. Il s'agit d'un processus qui transforme la dynamique des coûts de la gestion contemporaine (Soondka & Smuts, 2021).

Les structures de coûts, notamment l'adoption de la modernisation des serres grâce à des technologies intégrées qui améliorent l'efficacité opérationnelle, ont récemment occupé une place centrale dans la littérature. De nombreuses études ont mis l'accent sur l'évaluation du coût total de possession (TCO- *Total Cost of Ownership*). Cette approche est utilisée dans divers secteurs en raison de sa capacité à analyser les implications financières à long terme. Dans le domaine agricole, Sidrotul et al. (2023) ont proposé un cadre de TCO pour évaluer les coûts des infrastructures physiques et du matériel dans les serres intelligentes, couvrant les systèmes d'irrigation, le contrôle environnemental et les capteurs, ainsi que les coûts d'exploitation et de maintenance. Cependant, cette étude n'a pas spécifiquement abordé les coûts associés aux technologies numériques (Sidrotul et al., 2023).

En outre, le modèle TCO en technologies a été appliqué à des domaines tels que l'infonuagique, les réseaux IoT et les centres de données. Par exemple, Walterbusch et al. (2013) ont analysé les services d'infonuagique, intégrant CAPEX et OPEX pour identifier les coûts et risques cachés, particulièrement pertinents pour les startups sans infrastructure

informatique (Walterbusch et al., 2013). De même, Hossain & Markendahl (2021) ont évalué le TCO des réseaux IoT en couvrant les coûts d'équipement, d'installation et de maintenance (Hossain & Markendahl, 2021). Tandis que Mahloo et al. (2017) ont comparé le TCO des centres de données désagrégés à celui des modèles traditionnels (Mahloo et al., 2017).

## **2.7 Bénéfices des technologies de l'Industrie 4.0**

L'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 a démontré un potentiel significatif pour transformer les processus industriels traditionnels. L'Agriculture 4.0, une extension de ces avancées, promet de relever des défis critiques. Parmi ces défis se trouvent le changement climatique, la rareté des ressources naturelles et la demande croissante de nourriture. Les bénéfices, résultant de l'intégration des technologies numériques, se traduisent par des améliorations opérationnelles, une réduction des coûts et un impact environnemental positif (Ramin Shamshiri et al., 2018). Comme le souligne l'article de Maffezzoli et al. (2022), les avancées technologiques comme l'IoT, l'analyse de données et l'IA ont permis de faire un saut qualitatif dans la gestion et l'optimisation des ressources agricoles, augmentant ainsi l'efficacité et la durabilité de la chaîne de valeur agricole.

En général, les bénéfices sont classés en catégories, englobant des impacts économiques, sociaux et environnementaux, tel que le présente la figure 6 de Maffezzoli et al. (2022). Par exemple, le cadre des bénéfices de l'Agriculture 4.0 se concentre sur l'amélioration des conditions de vie des agriculteurs, la réduction de l'utilisation des intrants comme les engrais et les pesticides et l'augmentation de la productivité et de la qualité des récoltes. De plus, ces bénéfices incluent l'authenticité et la sécurité alimentaire, ainsi que la durabilité sociale (Maffezzoli et al., 2022).

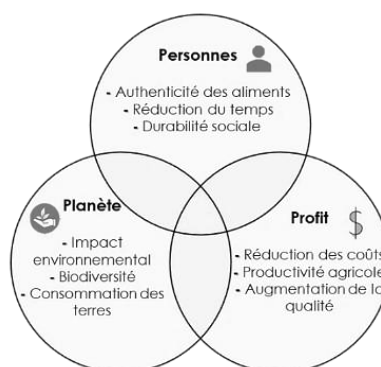


Figure 6 : Identification des bénéfices de l'Agriculture 4.0.

Geißler et al. (2019) classe les bénéfices de l'industrie 4.0 en quatre catégories : opérationnels, managériaux, stratégiques et organisationnels. Chaque catégorie aborde différents niveaux d'impact sur les entreprises, de l'amélioration de l'efficacité opérationnelle et de la flexibilité de la production au développement de nouveaux modèles d'affaires et à la durabilité (Geißler et al., 2019). Cependant, malgré le potentiel de ces technologies, de nombreuses organisations ne définissent pas de méthodes claires pour atteindre ces bénéfices avant d'adopter les technologies. Selon Love & Matthews (2019), la gestion des bénéfices implique plus que l'identification des bénéfices. Elle nécessite un cadre structuré, tel que le réseau de dépendance des bénéfices, pour relier les objectifs d'investissement aux capacités organisationnelles nécessaires à la réalisation de ces bénéfices (Love & Matthews, 2019).

Par ailleurs, Maretto, Faccio, & Battini (2023) soulignent que l'évaluation des technologies numériques dans le secteur manufacturier se concentre sur les bénéfices économiques et opérationnels en utilisant des KPI adaptés (Maretto, Faccio, & Battini, 2023). Joppen et al. (2019) ajoutent qu'il est nécessaire d'adapter ces KPI et d'en créer de nouveaux pour prendre en compte des aspects émergents de la digitalisation. Ces indicateurs incluent le degré d'auto-organisation, l'optimisation autonome, la couverture numérique, les ressources contrôlables virtuellement, la qualité des données et la disponibilité des technologies de l'information (TI). Ces indicateurs reflètent des aspects clés de la production numérisée, tels que la flexibilité, la transparence et la gestion des données (Joppen et al., 2019).



## CHAPITRE 3 CADRE CONCEPTUEL

Ce chapitre introduit le cadre conceptuel qui soutient et organise l'analyse des coûts et des bénéfices associés à l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres numériques. Ce cadre définit les concepts, qui fournissent une structure analytique pour guider la recherche et faciliter l'interprétation économique des technologies numériques. Dans ce contexte, une cartographie des coûts est proposée comme outil pour identifier et classer les différents types d'investissements. Cet outil distingue les coûts initiaux des coûts opérationnels, offrant une vue d'ensemble des implications économiques. En parallèle, un cadre d'évaluation des bénéfices est suggéré pour analyser les avantages potentiels des technologies. Ce cadre se concentre sur des domaines d'application spécifiques, tels que la surveillance, le contrôle et l'optimisation des processus.

### **3.1 Cartographie des coûts**

La revue de la littérature met en évidence le besoin d'informations plus détaillées sur les coûts de mise en œuvre des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres. Dans ce contexte, l'élaboration d'une cartographie des coûts constitue un outil pour identifier, décrire et analyser les coûts liés à l'adoption de technologies numériques. La méthodologie repose sur une interprétation des informations recueillies lors de la revue de la littérature. Cette approche analyse les coûts, notamment ceux liés à leur mise en œuvre, leur fonctionnement, ainsi que les critères et défis à leur adoption.

#### **3.1.1 Fondements théoriques pour la cartographie des coûts**

Chaque outil technologique de l'Industrie 4.0 joue des rôles spécifiques à différentes phases du processus. Certaines technologies se spécialisent dans la fourniture de données ou d'informations permettant à d'autres technologies d'être développées de manière analytique. Dans ce contexte, il est complexe de décomposer les coûts de chaque

technologie individuellement au sein du cadre global de l'Industrie 4.0. Ainsi, la cartographie sera effectuée selon une approche intégrée, en considérant les solutions technologiques et les implications de leur adoption technique et économique. Cette approche holistique s'appuiera sur la méthode du coût total de possession, offrant une meilleure visualisation des investissements en capital CAPEX et OPEX.

Divers éléments et défis techniques identifiés dans la littérature ont été pris en compte pour proposer des catégories regroupant les différents éléments de coût. Tout d'abord, l'architecture de l'IoT a été adoptée comme point de référence afin de considérer l'ensemble des technologies de l'Industrie 4.0 appliquées aux serres. Cette démarche permet d'organiser les coûts en tenant compte des liens fonctionnels entre le matériel, les infrastructures de communication, les services en nuage et les applications (Araújo et al., 2021; Navarro et al., 2020). Ces éléments définissent le spectre des coûts, allant de l'acquisition de matériel aux services logiciels continus et à l'analyse des données. Chacune des catégories proposées répond aux besoins techniques et économiques observés dans les études. Ainsi, les catégories suivantes ont été établies : acquisition de matériel, installation et retrofitting, intégration et personnalisation, logiciels et services, opérations et maintenance.

La couche physique et la couche de communication d'une architecture IoT constituent la base pour établir un réseau de connexion dans un environnement agricole numérisé. Un dispositif de détection IoT nécessite au moins trois éléments : des capteurs, des microcontrôleurs et une connectivité pour transmettre les données (Rayes & Salam, 2019). Dans ce contexte, cette catégorie se concentre sur l'identification des dépenses initiales liées aux capteurs, actionneurs, contrôleurs, passerelles, infrastructures de stations de base et autres équipements nécessaires pour automatiser et faire fonctionner un système agricole dans des serres intelligentes. Les coûts associés à ces éléments sont importants et représentent l'un des principaux défis pour les agriculteurs.

D'autre part, l'adaptation de ces dispositifs dans un système de production existant nécessite des installations initiales ainsi que, dans de nombreux cas, des ajustements de

l'environnement pour accueillir les nouvelles technologies. Cela peut impliquer la réorganisation de l'espace, la planification du nombre correct de dispositifs et l'incorporation de systèmes permettant le contrôle des variables environnementales. Par conséquent, cette catégorie couvre les coûts d'adaptation des infrastructures, indispensables pour intégrer efficacement les nouvelles technologies.

L'intégration et la personnalisation répondent à l'adaptation des solutions technologiques aux besoins spécifiques de chaque serre. Cela inclut l'intégration de nouveaux systèmes avec la technologie existante, ce qui peut nécessiter des ajustements techniques supplémentaires impliquant des configurations spécialisées. Dans le cadre des systèmes IoT, cette adaptation requiert souvent une personnalisation aux conditions locales (López-Riquelme et al., 2017). De plus, la rigidité des applications représente un autre défi technique, augmentant les coûts liés aux ajustements et aux adaptations nécessaires pour qu'une application soit utile à un besoin agricole particulier. Il est également nécessaire d'implémenter dès le départ des mesures de sécurité complètes, tant matérielles que logicielles. Aussi, le personnel doit être formé à l'utilisation correcte des technologies (Sinha & Dhanalakshmi, 2022).

Des modèles de service en technologies numériques ont été proposés, tels que On-Premise (*on-site*), IaaS (*Infrastructure as a Service*), PaaS (*Platform as a Service*), and SaaS (*Software as a Service*) (Kumar, 2019; López-Riquelme et al., 2017). Selon le modèle choisi, la gestion de l'infrastructure locale ou en nuage peut varier. Certaines couches de l'architecture IoT peuvent être gérées en interne ou externalisées. La répartition des coûts est directement influencée, offrant une flexibilité entre l'investissement initial, la maintenance et la dépendance aux fournisseurs externes. Cette approche peut aider à sélectionner une structure de coûts qui répond aux besoins technologiques spécifiques du processus. En complément, la littérature souligne que les coûts d'exploitation sont indispensables à la gestion des technologies dans les serres intelligentes, englobant la maintenance, la gestion du stockage et du traitement des données, ainsi que les abonnements aux services cloud et les frais de connectivité (Debauche et al., 2022). En

outre, il est nécessaire considérer les dépenses à la formation continue, aux mises à jour logicielles et aux réparations périodiques pour assurer le bon fonctionnement du système.

### 3.1.2 Représentation de la cartographie des coûts

Afin de parvenir à une décomposition des coûts, les principaux éléments identifiés dans la littérature ont été intégrés et classés par catégories. La figure 7 permet de visualiser et de catégoriser ces éléments clés, en offrant une vue d'ensemble structurée des coûts liés à l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres. Le diagramme facilite ainsi la discussion des composants qui doivent être pris en compte dans l'analyse des coûts.

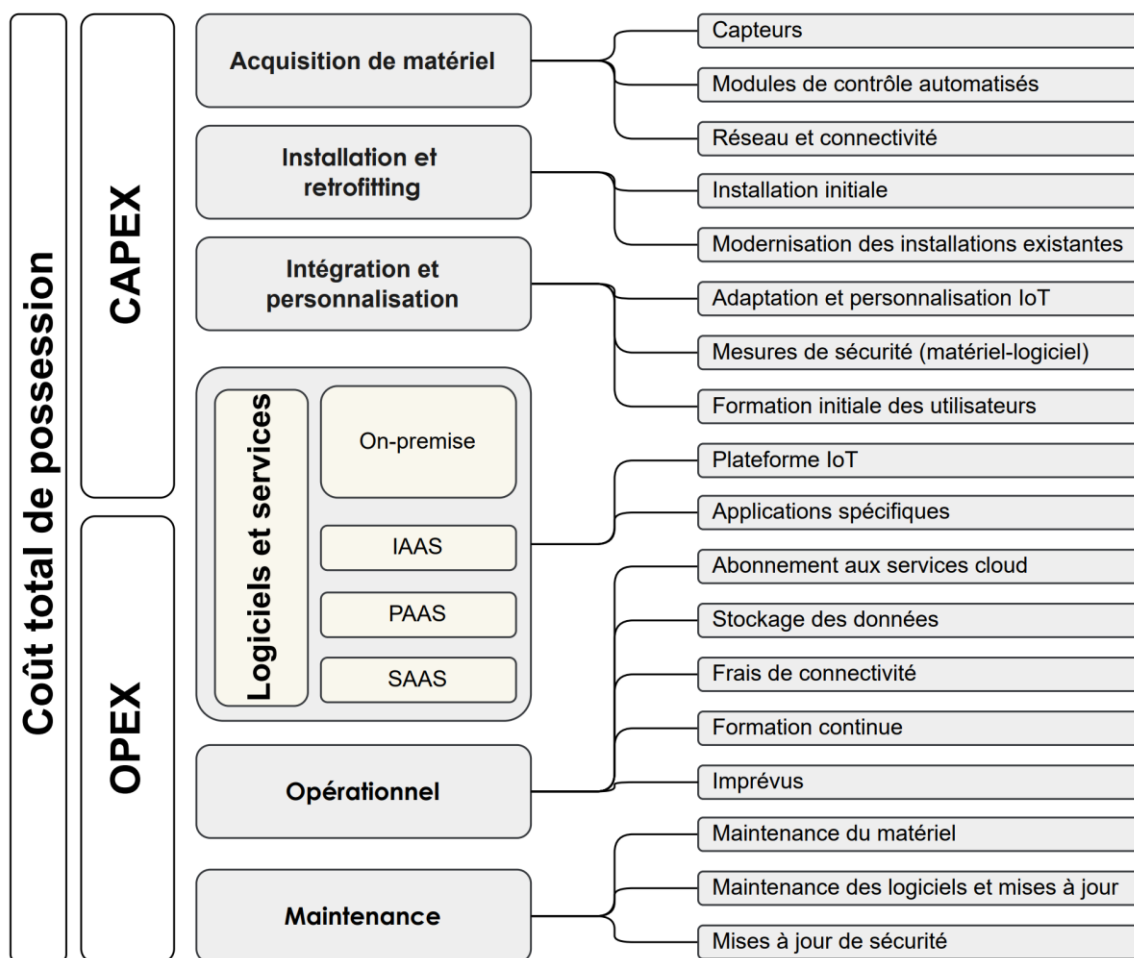


Figure 7 : Cartographie des coûts dans le secteur des serres

**Acquisition de matériel :** L'acquisition de matériel clé pour les serres intelligentes représente l'un des principaux investissements nécessaires à l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0. Parmi ces composants de base figurent les capteurs IoT, qui sont au cœur de la collecte de données, ainsi que certains modules de contrôle, accompagnés d'infrastructures de connectivité pour l'automatisation des processus. Chacun de ces éléments influence profondément les groupes de coûts, notamment en ce qui concerne le CAPEX. Les montants de ce dernier varient en fonction de critères, tels que le niveau de sophistication, le nombre de dispositifs à déployer, la capacité de contrôle multivariable, et la facilité d'utilisation.

Les capteurs et les modules de contrôle sont directement liés à leur capacité à collecter et traiter des données sur des variables principalement associées au climat, au sol, aux plantes et à l'environnement (Abdelmadjid et al., 2022). La gamme de prix varie considérablement en fonction de facteurs tels que la précision, la durabilité, la fiabilité, la capacité de stockage, la portabilité, la couverture, le traitement des données, la connectivité, la gestion de l'énergie, l'acquisition des données et le contrôle (Dhanaraju et al., 2022; Garrity, 2015; Gerber & Romeo, 2017). Les capteurs peuvent être univariés, c'est-à-dire qu'ils mesurent une seule variable, ou multivariés mesurant plusieurs variables simultanément. Le coût varie également en fonction du type de variable mesurée. Les capteurs pour des variables simples, comme la température, sont plus abordables, tandis que ceux mesurant des variables plus complexes, comme le pH ou plusieurs variables en même temps, sont plus coûteux en raison de leur complexité accrue. De plus, les capteurs avancés dotés de fonctionnalités de connectivité (par exemple, Wi-Fi, Bluetooth) et de capacités de traitement en périphérie tendent à augmenter les coûts. Leur intégration dans un système plus vaste nécessite souvent des investissements supplémentaires dans des passerelles, des plateformes et des services cloud (Deloitte, 2018). À mesure qu'ils deviennent plus sophistiqués, ces capteurs peuvent intégrer une logique de programmation interne pour émettre des alertes et effectuer des ajustements automatiques en temps réel (Rayaes & Salam, 2019).

D'autre part, les modules de contrôle peuvent être intégrés à des systèmes préexistants, tels que le chauffage, la ventilation et la climatisation, l'irrigation, l'éclairage et les générateurs de CO<sub>2</sub>. Ces modules sont disponibles sur le marché à la fois pour contrôler des systèmes individuels et pour gérer plusieurs systèmes simultanément et de manière coordonnée. Ils peuvent être mis en œuvre selon des approches centralisées, une option plus économique, mais avec un risque accru de pannes critiques. Une autre possibilité repose sur des approches distribuées, utilisant plusieurs contrôleurs pour offrir une plus grande résilience et évolutivité, bien que cela entraîne des coûts plus élevés. (Sumalan et al., 2020). La littérature rapporte plusieurs approches de contrôle, notamment : les contrôleurs à logique floue, les contrôleurs PID (proportionnel intégral dérivé), les algorithmes génétiques, le contrôle robuste et les réseaux bayésiens (Achour et al., 2020). Ces techniques de contrôle sont appliquées soit à distance via le cloud, soit localement par le biais de modules de contrôle traitant les données collectées par les capteurs. Les microcontrôleurs ou automates programmables industriels prennent des décisions sur la base des algorithmes utilisés. Des relais ou des transistors agissent ensuite en tant qu'intermédiaires, envoyant des signaux aux actionneurs qui exécutent les actions physiques (ElBeheiry & Balog, 2023).

Les avancées dans les architectures IoT ont accru la diversité des protocoles de communication, parmi lesquels les plus courants sont LoRaWAN, Zigbee, WiFi, Bluetooth, NB-IoT, entre autres (Avşar & Mowla, 2022). Cependant, le choix de ces protocoles ne repose pas uniquement sur les besoins techniques ; les coûts doivent également être pris en compte. Plusieurs aspects doivent être considérés, notamment la couverture, la consommation d'énergie, le débit de données, la fiabilité et l'interopérabilité entre différents standards et protocoles. Ces facteurs influencent directement les coûts d'infrastructure, d'exploitation et de maintenance du système (ElBeheiry & Balog, 2023; Farooq, Riaz, et al., 2022). Des stratégies utilisant des passerelles locales, qui filtrent et traitent les données avant de les envoyer vers le nuage, sont mises en œuvre pour optimiser l'utilisation de la bande passante et réduire les coûts de traitement dans le nuage. Par ailleurs, la topologie la mieux adaptée doit être envisagée

avant le déploiement de tout réseau. Il faut aussi sélectionner le mécanisme adéquat : des réseaux filaires, stables, mais coûteux à installer, ou des réseaux sans fil, économiques et flexibles, mais limités en couverture (Farooq et al., 2019; Sumalan et al., 2020).

**Installation et retrofitting :** L'installation et la modernisation sont des processus qui nécessitent une compréhension des défis et des objectifs spécifiques du producteur. À ce stade, une caractérisation est nécessaire pour fournir un diagnostic des installations, des équipements et des configurations structurelles existantes. Cela facilitera la planification d'une meilleure stratégie de déploiement, le positionnement correct des capteurs et des contrôleurs, ainsi que d'éventuelles modifications structurelles. Ces actions contribueront à la distribution optimale des systèmes responsables de la création d'un environnement contrôlé. Elles résoudront ainsi les problèmes de placement des dispositifs, en minimisant les interférences et en maximisant l'efficacité opérationnelle. Dans les installations initiales, on opte de plus en plus pour des technologies plug-and-play. Ces systèmes, bien que présentant un coût initial plus élevé, ont gagné en popularité grâce à leur facilité d'intégration et leur déploiement rapide. En réduisant le besoin de personnel spécialisé et en simplifiant le processus d'installation, ils permettent un démarrage plus fluide et rapide. Cela les rend idéaux pour ceux qui souhaitent être opérationnels rapidement sans affronter les défis à long terme d'une intégration complexe (Microsoft and IoT Analytics, 2023).

Une installation initiale nécessite souvent la modernisation des infrastructures pour tirer pleinement parti des nouvelles technologies adoptées. Cette modernisation peut impliquer l'intégration de systèmes de contrôle physique, tels que le chauffage, la ventilation et l'éclairage, afin de mieux gérer les variables internes clés et d'optimiser la production des cultures. Cette approche, soutenue par des études telles que celle de Uyeh et al. (2022), qui propose des combinaisons de rénovation viables pour maximiser le retour sur investissement, souligne l'importance de trouver un équilibre entre les coûts initiaux et les bénéfices à long terme (Uyeh et al., 2022). De manière similaire, la recherche de Vanthoor et al. (2012) met en évidence l'importance d'évaluer différents modèles de serres en

fonction de leurs résultats financiers, en prenant en compte l'intégration de systèmes de chauffage, d'enrichissement en CO<sub>2</sub>, de brumisation, entre autres (Vanthoor et al., 2012).

**Intégration et personnalisation :** L'introduction de nouvelles technologies dans les serres représente un défi particulièrement important lorsqu'il s'agit d'intégrer des technologies plus anciennes, ce qui est directement lié aux coûts. Les coûts de compatibilité concernent souvent les configurations matérielles et logicielles. Dans certains cas, ils impliquent même le remplacement des équipements, soit en raison de leur obsolescence, soit en raison du coût élevé de leur intégration. Dans cette optique, des propositions ont été faites pour atteindre une interopérabilité intégrale à travers des systèmes de middleware. Ces systèmes agissent comme médiateurs pour la communication et l'intégration des données entre différentes plateformes technologiques (Tzounis et al., 2017). Cependant, cela nécessiterait également des investissements supplémentaires pour la mise en œuvre du middleware, notamment en infrastructures techniques, comme des serveurs et des solutions de stockage en nuage. Un support technique spécialisé serait aussi nécessaire pour assurer le bon fonctionnement, la mise à jour et l'entretien de ces systèmes.

La personnalisation des technologies dans les serres répond au besoin d'adapter les systèmes aux conditions spécifiques de chaque exploitation, car il n'existe pas de solution universelle. Cependant, ce processus entraîne des coûts supplémentaires, tant au niveau de la configuration du matériel que du développement logiciel. Les solutions génériques ne répondant pas à toutes les exigences spécifiques, des ajustements supplémentaires sont nécessaires (López-Riquelme et al., 2017). Pour atténuer ce défi, l'approche : Acheter et Intégrer (Buy-and-Integrate) a gagné en popularité. Elle permet aux entreprises d'adopter des technologies préconfigurées qui peuvent ensuite être ajustées aux besoins particuliers de chaque serre. Cette méthode réduit à la fois les coûts et le temps de mise en œuvre par rapport à un développement complet à partir de zéro (Microsoft and IoT Analytics, 2023).



Étant donné que la plupart de ces technologies impliquent des interfaces sophistiquées, cela nécessite non seulement la formation du personnel aux nouvelles méthodes, mais aussi un support technique continu. De plus, des mises à jour des infrastructures sont indispensables pour assurer un fonctionnement fluide et efficace. Les investissements dans la sécurité des données et le contrôle d'accès ne doivent pas être considérés comme un coût supplémentaire, mais plutôt comme une partie intégrante d'un investissement stratégique dans la planification des coûts liés aux risques. Ces investissements sont importants pour protéger l'infrastructure opérationnelle, maintenir l'intégrité des informations et rendre la serre résiliente face aux risques technologiques (Abbasi et al., 2022; Elijah et al., 2018).

**Logiciels et services :** Les coûts varient en fonction du modèle de service choisi (On-Premise, IaaS, PaaS ou SaaS), en fonction de la répartition des responsabilités de gestion entre l'entreprise et le fournisseur. Avec le modèle On-Premise, l'Industrie des serres assume la totalité des opérations, de l'infrastructure aux applications. Cela implique des coûts élevés en CAPEX et OPEX, car l'organisation doit acheter, maintenir et gérer tout le matériel et logiciel localement. Le modèle IaaS permet de réduire les coûts CAPEX en louant l'infrastructure, incluant les serveurs, le stockage et les réseaux. Cependant, la gestion des opérations, de la maintenance, du développement de la plateforme, des applications et de la sécurité reste à la charge de l'organisation. Le modèle PaaS fournit une plateforme prête à l'emploi pour créer, déployer et gérer des applications, sans nécessiter de gestion de l'infrastructure. Les coûts concernent l'utilisation de la plateforme, le stockage des données, les requêtes aux bases de données, le nombre d'utilisateurs, ainsi que le développement des applications par le producteur. Le modèle SaaS, la responsabilité revient entièrement au fournisseur. Les utilisateurs paient uniquement pour l'utilisation des applications, accédant à des logiciels entièrement gérés en échange d'un abonnement. Bien que cela réduise la flexibilité technique, cela offre une plus grande facilité d'utilisation (Kumar, 2019; Walterbusch et al., 2013).

La mise en œuvre des plateformes IoT a été largement explorée dans la littérature, soulignée de manière cohérente comme une solution technologique clé pour les industries nécessitant des systèmes connectés (Sinha & Dhanalakshmi, 2022). Ces plateformes facilitent la collecte et le suivi des données en temps réel provenant des dispositifs IoT. Elles permettent ainsi l'optimisation des processus grâce à des analyses prédictives et prescriptives (Arnold et al., 2022). Un exemple de cela est l'utilisation de techniques avancées telles que le Big Data et l'apprentissage automatique dans l'agriculture intelligente. Ces technologies ont démontré une amélioration significative de la gestion des ressources et une augmentation de la productivité agricole (Sinha & Dhanalakshmi, 2022).

**Opérationnel :** L'investissement dans les technologies intelligentes pour les serres ne se limite pas à une dépense unique, mais constitue un engagement continu. Les coûts des abonnements aux services nuage sont associés à l'accès à ces services, car les fournisseurs imposent généralement des frais périodiques, mensuels ou annuels, pour l'utilisation de leurs plateformes. Ces frais varient en fonction du niveau de service, des capacités de traitement et d'analyse nécessaires, ainsi que du type d'abonnement. De plus, le stockage des données dans le nuage génère également des coûts, qui dépendent du volume de données stockées et de la fréquence d'accès à celles-ci. Certains fournisseurs proposent des forfaits d'abonnement gratuits, mais avec des fonctionnalités et une capacité de stockage limitées (Abbasi et al., 2022).

Les frais de connectivité proviennent du transfert de données entre les appareils IoT et les serveurs nuage, avec des coûts généralement basés sur le volume de données transmis et l'utilisation de la bande passante. En outre, des coûts imprévus peuvent survenir, rendant le budget d'exploitation difficile à prévoir. Cette incertitude nécessite la mise en place d'une réserve d'urgence ou la capacité d'ajuster rapidement les dépenses en réponse à des facteurs externes. Ces éléments doivent être soigneusement pris en compte dans la planification financière et la gestion des risques lors de l'adoption de technologies intelligentes (Saniuk, 2020).

L'investissement dans des programmes de formation pour le personnel et le recours à des experts, tels que des « data scientist » et des spécialistes, est essentiel. Ces dépenses sont continuées, car l'éducation permanente et le développement des compétences sont nécessaires pour rester en phase avec le rythme rapide des avancées technologiques. En même temps, il est déterminant de maintenir un équilibre réfléchi entre l'automatisation et l'expertise humaine. Bien que les systèmes automatisés puissent accomplir de nombreuses tâches de manière efficace, le jugement et l'adaptabilité humaine restent inestimables. Wu et al. (2022) soulignent ce point à travers le concept de *human-in-the-loop*, où la supervision humaine joue un rôle clé pour améliorer à la fois la précision et l'efficacité des systèmes alimentés par l'intelligence artificielle (Wu et al., 2022).

**Maintenance :** L'un des principaux défis de toute maintenance est d'assurer la fiabilité du système et de minimiser les temps d'arrêt. Cela nécessitera des mises à jour logicielles, des améliorations de sécurité et des mises à niveau matérielles afin de maintenir l'efficacité et la sécurité du système (Sinha & Dhanalakshmi, 2022). L'article Uyeh et al. (2022), estime les coûts de maintenance et de remplacement en calculant le nombre de fois que ces activités sont nécessaires au cours de la durée de vie du système. Ce calcul prend en compte à la fois le remplacement de l'équipement et la main-d'œuvre impliquée. En général, les spécifications de sécurité des données sont intégrées dans les services standard d'un fournisseur. Cependant, les responsabilités liées à la mise en œuvre et au maintien de ces mesures de sécurité dépendent largement de l'une des options de modèle de service suivantes : sur site (On-Premise), IaaS, PaaS ou SaaS.

### 3.2 Cadre d'évaluation des bénéfices

Face à un environnement en constante évolution, les exploitations agricoles recherchent des stratégies leur permettant de moderniser leurs opérations et de répondre aux exigences croissantes du marché. Dans ce contexte, la numérisation et l'adoption de nouvelles technologies émergent comme des outils clés pour transformer la gestion des ressources, optimiser les cycles de production et améliorer l'efficacité opérationnelle. Cependant, l'adoption de solutions numériques ne pose pas seulement des défis techniques et

économiques. Elle exige également une compréhension de leur impact, un alignement avec les objectifs de production et une capacité à gérer le changement organisationnel. La prise de décision dans ce contexte est particulièrement complexe, car l'absence de cadres méthodologiques structurés complique l'évaluation objective des bénéfices associés à chaque solution technologique (Love & Matthews, 2019). Malgré l'intérêt croissant pour l'Agriculture 4.0, la littérature ne propose que peu de contributions systématisant les avantages de l'adoption de ce paradigme (Maffezzoli et al., 2022).

Le cadre conceptuel proposé dans cette étude vise à répondre à ce besoin par une approche structurée. Il permet de mieux comprendre les bénéfices des technologies numériques dans les exploitations agricoles. En nous appuyant sur l'étude de Maffezzoli et al. (2022), nous considérons la relation interdépendante entre les technologies habilitantes, leurs domaines d'application et les bénéfices attendus. Cette relation sert de base à la construction d'un modèle visant à systématiser cette interaction et à en faciliter l'analyse dans le processus de prise de décision. Le cadre est structuré en plusieurs étapes. Il inclut les principaux domaines d'application, les technologies émergentes et leur niveau de capacité technologique, ainsi que les bénéfices attendus.

### **3.2.1 Domaines d'applications des technologies numériques dans les opérations agricoles**

Dans le contexte de la numérisation du secteur agricole, les technologies ont redéfini la gestion des exploitations. Elles permettent d'améliorer l'efficacité opérationnelle et d'optimiser l'utilisation des ressources. Pour comprendre l'impact de ces innovations, il est nécessaire d'identifier les principaux domaines d'application dans lesquels elles génèrent des bénéfices. Cette classification constitue un cadre analytique utile pour comprendre les capacités technologiques et les bénéfices attendus dans chaque domaine.

D'un point de vue opérationnel, en suivant la catégorisation proposée dans la littérature, quatre principaux domaines d'application des technologies numériques en agriculture ont été identifiés : la surveillance, le contrôle, la prédiction et la logistique (Araújo et al., 2021; Javaid et al., 2022; Talavera et al., 2017). Chacun de ces domaines représente un ensemble

de processus et d'activités impactés par la numérisation, contribuant à la modernisation du secteur agricole. Ces domaines couvrent les principales sphères où la numérisation a démontré un impact significatif sur l'efficacité opérationnelle et la durabilité agricole.

**Surveillance :** La surveillance est le domaine le plus exploré dans l'Agriculture 4.0, et repose sur la collecte, le traitement et le suivi continu des données en temps réel afin d'améliorer la gestion des cultures et des ressources. La numérisation dans ce domaine a permis l'intégration de capteurs IoT, de drones et de systèmes de télédétection pour mesurer des paramètres clés tels que la température, l'humidité du sol, la concentration de CO<sub>2</sub> et l'éclairage, fournissant ainsi des informations pour la prise de décision (Talavera et al., 2017). Selon Collado et al. (2021), la combinaison de capteurs IoT, de plateformes cloud et de réseaux de communication rend ces systèmes plus accessibles, même pour les petits producteurs (Collado et al., 2021). Zabasta et al. (2021) soulignent que l'utilisation de capteurs à faible coût permet d'ajuster automatiquement l'irrigation et la ventilation, réduisant ainsi le gaspillage de ressources et améliorant la durabilité (Zabasta et al., 2021).

En outre, La surveillance constitue un élément important dans la détection précoce des ravageurs et des maladies. (Bhoi et al., 2021) ont développé un modèle basé sur des technologies de drones (véhicules aériens autonomes) assistés par l'IoT, l'IA et l'infonuagique, afin de détecter les parasites dans les cultures de riz. Ce système permet une intervention rapide et précise, minimisant ainsi les pertes.

**Contrôle :** Le domaine du contrôle se concentre sur l'automatisation des processus agricoles grâce à des systèmes intelligents permettant des ajustements en temps réel. Cela inclut la gestion de l'irrigation, de la fertilisation, de l'éclairage et du climat dans les serres via des actionneurs connectés à des plateformes numériques (Talavera et al., 2017). L'évolution de ces systèmes a permis de passer des contrôleurs traditionnels (ON/OFF et PID) à des approches basées sur l'intelligence artificielle et des algorithmes d'optimisation (Achour et al., 2021).

Une étude Abdelmadjid et al. (2022) a démontré comment les algorithmes d'automatisation peuvent effectuer des ajustements en temps réel afin d'améliorer la précision du contrôle climatique et de minimiser les erreurs humaines. Par ailleurs, l'intégration de plateformes cloud a optimisé la scalabilité et l'efficacité des systèmes de contrôle agricole (Abdelmadjid et al., 2022). Sagheer et al. (2020) ont souligné que ces plateformes ne facilitent pas seulement l'automatisation à distance des systèmes de contrôle, mais permettent également leur expansion, en particulier pour les cultures hors sols, réduisant ainsi la consommation d'eau et d'énergie tout en maximisant les rendements agricoles (Sagheer et al., 2020).

**Prédiction:** Les systèmes de prédiction permettent d'anticiper les variations du système agricole, aidant ainsi les producteurs à prévoir des événements susceptibles d'affecter la croissance des cultures. Cette capacité prédictive est essentielle pour minimiser les risques de perte de production et améliorer la prise de décision. Les variables généralement analysées incluent les prévisions météorologiques, les estimations de récoltes et de rendements, ainsi que les projections de la demande du marché (Talavera et al., 2017). Ces outils permettent aux agriculteurs d'optimiser leur planification, de réduire les coûts, de maximiser les rendements et de mieux s'adapter aux fluctuations climatiques.

Une contribution significative dans ce domaine est le travail de Ullah et al. (2022), qui ont proposé un modèle innovant basé sur l'apprentissage prédictif et l'optimisation pour le contrôle environnemental intelligent des serres. Ce modèle intègre des composantes clés de l'IA, de l'IoT et de l'apprentissage automatique, permettant une surveillance et un contrôle autonomes des serres tout en réduisant considérablement la consommation d'énergie et les coûts opérationnels (Ullah et al., 2022).

Cependant, dans les contextes où les données historiques locales sont insuffisantes, comme lors de l'implantation initiale de systèmes IoT en serre ou dans des environnements où la qualité des données est faible, la construction de modèles

prédictifs basés sur l'IA et le Machine Learning (ML) devient plus complexe. Pour pallier cette limitation, Morales-García et al. (2023) ont évalué l'utilisation de la génération de données synthétiques via les Réseaux Antagonistes Génératifs (GAN), ce qui a permis d'améliorer la capacité prédictive des modèles IA/ML en générant des données simulées sur la température des serres (Morales-García et al., 2023).

Une autre approche innovante repose sur l'utilisation de techniques d'inférence floue pour améliorer la précision des prédictions. Vanegas-Ayala et al. (2023) ont développé un modèle prédictif basé sur des systèmes d'inférence floue et des algorithmes génétiques, atteignant une précision supérieure à 90 % dans la prédiction de l'humidité interne des serres (Vanegas-Ayala et al., 2023). De plus, Howard et al. (2021) ont étudié l'application des jumeaux numériques dans les serres commerciales. En combinant l'IoT, l'IA, le Big Data et l'infonuagique, cette technologie permet de simuler et d'optimiser les opérations en temps réel, améliorant ainsi l'efficacité énergétique et la gestion de la production. Les jumeaux numériques facilitent également la prise de décision basée sur des scénarios prédictifs (Howard et al., 2021).

**Logistique:** Le domaine de la logistique est axé sur la traçabilité, la distribution et le stockage des produits agricoles, optimisant ainsi l'efficacité de la chaîne d'approvisionnement. L'intégration de systèmes de géolocalisation et de suivi en temps réel a permis d'améliorer la qualité des produits pendant le transport et de réduire les coûts opérationnels (Talavera et al., 2017).

Dans cette perspective, Ruan et al. (2020) ont proposé un modèle économique basé sur l'IoT pour la gestion des serres intelligentes, intégrant ces technologies afin d'optimiser le flux d'informations, de capitaux et de logistique tout au long de la chaîne de valeur, des fournisseurs d'intrants aux consommateurs finaux. Ce type de solutions permet non seulement d'accélérer la distribution des produits

agricoles, mais aussi d'assurer de meilleures conditions de conservation, optimisant ainsi la rentabilité et la durabilité du secteur (Ruan et al., 2020).

### **3.2.2 Niveaux d'adoption de la technologie**

Les solutions numériques traversent différentes phases d'évolution, allant d'implémentations basiques à des systèmes hautement automatisés et intelligents. Pour évaluer cette progression, un modèle fondé sur des niveaux d'adoption dans domaines d'application est proposé. Il permet d'analyser le développement des solutions numériques en termes de fonctionnalité, de sophistication, d'automatisation et d'autonomie opérationnelle. Cette approche repose sur la classification de Frank et al. (2019) concernant l'adoption des technologies dans l'Industrie 4.0. Selon cette typologie, les entreprises sont regroupées en trois niveaux de maturité technologique : faible, modéré et avancé. Cette structuration permet d'analyser plus efficacement la façon dont les technologies de l'Industrie 4.0 contribuent au développement de solutions numériques à la fois plus avancées technologiquement et plus étroitement adaptées aux besoins concrets des opérations et du marché (Frank et al., 2019).

Dans cette perspective, trois niveaux d'adoption se distinguent dans les serres et les exploitations agricoles : basique, intermédiaire et avancé. Au niveau basique, les technologies sont appliquées de manière isolée pour exécuter des tâches fondamentales, sans intégration ni automatisation avancée. La collecte de données, l'ajustement des paramètres et la prise de décision demeurent largement manuels. Au niveau intermédiaire, les systèmes commencent à se connecter. Cela permet une analyse en temps réel et une automatisation partielle, ce qui optimise l'efficacité et réduit la charge opérationnelle. Au niveau avancé, l'intégration est complète. L'exploitation fonctionne comme un écosystème numérique interconnecté et autonome, minimisant ainsi l'intervention humaine.

Cette progression technologique s'inscrit dans le concept d'Agri-Food 4.0, où la numérisation et l'automatisation redéfinissent les processus agricoles. L'évolution de ces systèmes suit une trajectoire en trois étapes. Elle commence par l'interaction humain-



humain, caractérisée par une supervision manuelle. Elle se poursuit avec la collaboration humain-machine, où des capteurs et des algorithmes assistent et optimisent les tâches opérationnelles. Enfin, elle aboutit à la collaboration machine-machine, où les systèmes fonctionnent de manière autonome grâce à des réseaux interconnectés et des modèles prédictifs (Miranda et al., 2019).

Les niveaux d'adoption sont rendus possibles grâce aux technologies de base telles que l'IoT, l'informatique en nuage, le Big Data et l'analytique avancée, proposées par Frank et al. (2019). Ces groupes fondamentaux de l'Industrie 4.0 ne constituent pas des technologies individuelles, mais intègrent une variété de sous technologies, de composants et de techniques qui permettent leur mise en œuvre et leur intégration dans des systèmes intelligents. Par exemple, l'IoT repose sur l'utilisation de capteurs, de microcontrôleurs et de protocoles de communication sans fil pour connecter des dispositifs et des objets à des réseaux numériques. Les services en nuage (Cloud) facilitent l'accès à distance et l'intégration de multiples dispositifs à travers des infrastructures telles que On-Premise, IaaS, PaaS et SaaS. Le Big Data nécessite des architectures de stockage et de traitement capables de gérer d'importants volumes de données. Enfin, l'analytique avancée permet des capacités prédictives, des modèles numériques et d'optimiser la prise de décision grâce à des techniques d'apprentissage automatique, d'IA et de modélisation des données.

Chacun de ces niveaux implique une adoption croissante de technologies, qui influencent directement les composantes identifiées dans la cartographie des coûts. Cela va de l'investissement en infrastructure et en équipement aux coûts opérationnels et de maintenance. Cette relation entre niveaux technologiques et coûts de mise en œuvre permet de comprendre comment les décisions de numérisation influencent l'efficacité et la rentabilité du système de production agricole. L'impact varie en fonction du degré de technologies intégrées dans les processus opérationnels de la serre.

### 3.2.3 Bénéfices attendus

Afin d'estimer le potentiel des technologies numériques dans les processus agricoles, une échelle évolutive des bénéfices est proposée. Ces bénéfices varient en fonction du niveau d'adoption de la numérisation dans chaque domaine d'application. Cependant, bien que ces domaines puissent être analysés séparément, leur fonctionnalité et leur efficacité ne sont pas homogènes. Certains dépendent directement de l'existence et de la précision des autres domaines.

À mesure que le niveau de sophistication technologique progresse, ces domaines peuvent être interconnectés plus étroitement, travaillant de manière synergique pour maximiser les bénéfices. Par exemple, la supervision est le pilier fondamental sur lequel les autres systèmes sont construits. Le contrôle dépend des informations issues de la supervision pour fonctionner. La prédiction nécessite à la fois la supervision et le contrôle pour être précise, et la logistique peut bénéficier des informations générées à tous les niveaux. Cette hiérarchie de dépendances démontre que, bien que les domaines puissent être étudiés séparément, leur mise en œuvre efficace dans une serre intelligente requiert une vision interconnectée et progressive.

Ces bénéfices peuvent être variés, incluant des aspects économiques, sociaux et environnementaux, en plus d'influencer des dimensions opérationnelles, administratives, stratégiques et organisationnelles (Geißler et al., 2019). Parmi ces avantages, les bénéfices opérationnels sont les premiers à se matérialiser, car ils sont plus tangibles et faciles à mesurer. En revanche, les bénéfices liés à la gestion, à l'administration, à l'organisation et à la stratégie nécessitent une évaluation plus large et se concrétisent à moyen et long terme (Love et al., 2013).

Étant donné que l'adoption des technologies numériques en agriculture est souvent motivée par leur capacité à générer des améliorations concrètes et mesurables dans les opérations quotidiennes, il est pertinent d'amorcer l'analyse par les bénéfices opérationnels. Ceux-ci peuvent être regroupés en catégories principales, telles que : l'efficacité dans l'utilisation des ressources, la réduction des coûts opérationnels,

augmentation de la productivité, l'amélioration de la qualité des produits, le durabilité et réduction de l'impact environnemental (Maffezzoli et al., 2022).

Afin de fournir une compréhension visuelle des avantages de la numérisation dans les exploitations agricoles, la figure 8 présente un cadre d'évaluation des bénéfices attendus des technologies de l'agriculture 4.0. Ce cadre met l'accent sur des domaines d'application spécifiques, notamment la surveillance et le contrôle, afin de mesurer le degré d'adoption en fonction des niveaux technologiques progressifs identifiés dans la littérature. En décomposant les principes généraux de l'Industrie 4.0 en actions concrètes et en résultats observables. L'objectif est de faciliter l'identification de liens directs entre l'implémentation d'une technologie dans un domaine opérationnel défini et les avantages qu'elle génère. Ces bénéfices peuvent ainsi être évalués de manière plus spécifique, mesurable et contextuelle.

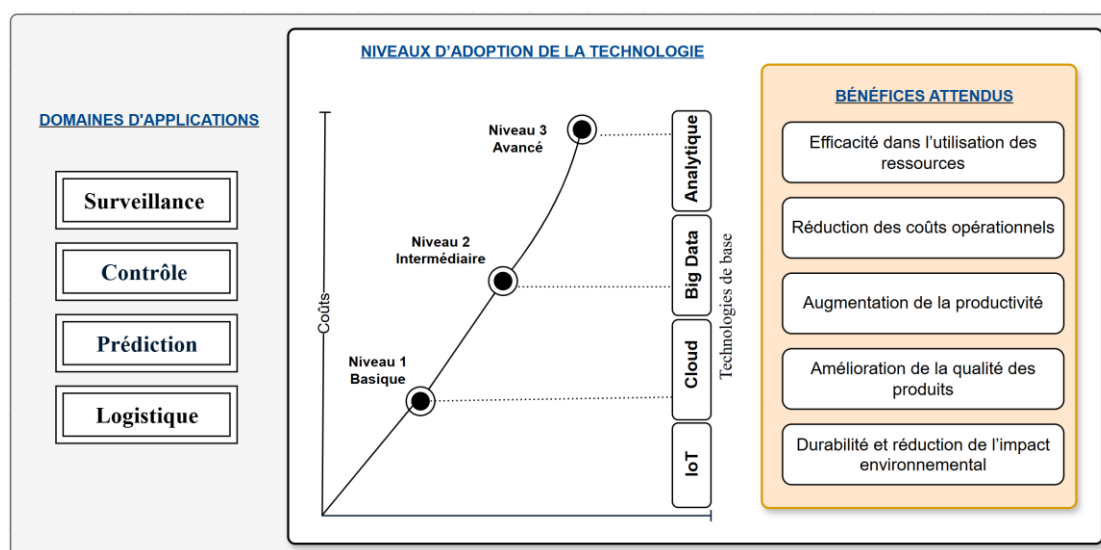


Figure 8 : Proposition d'un cadre pour l'évaluation des bénéfices des technologies de l'agriculture 4.0.

## CHAPITRE 4 MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE

Pour atteindre les objectifs de cette recherche, une méthodologie en deux étapes a été adoptée : Le développement d'un cadre d'évaluation économique combinant une approche conceptuelle et mathématique, ainsi que l'évaluation de l'impact économique à travers des simulations basées sur des scénarios hypothétiques.

Dans une première étape, un cadre économique a été développé. Ce cadre se compose de deux composantes complémentaires. D'une part, une composante conceptuelle issue de la revue de littérature, qui offre une description des paramètres et variables clés telles que les coûts et les bénéfices potentiels. D'autre part, une composante mathématique qui formalise ces relations à travers des équations et des fonctions quantitatives, fournissant un cadre analytique pour évaluer les impacts économiques des technologies sur les processus de production des serres. La deuxième étape de la méthodologie consiste à valider le modèle économique développé à l'aide de simulations basées sur des scénarios hypothétiques.

### **4.1 Cadre d'évaluation économique comme outil dans la prise de décision pour l'adoption des technologies**

Le cadre économique proposé s'inscrit dans une approche méthodologique qui structure le processus de prise de décision en phases, depuis l'analyse initiale des paramètres et des technologies disponibles dans une serre jusqu'à la décision finale d'adoption. Cette méthodologie repose sur une combinaison d'approches théoriques, alignées avec les principes d'une analyse coût-bénéfice des technologies. Cette représentation visuelle et analytique fournit un cadre structuré qui soutient une prise de décision orientée vers une modernisation technologique en accord avec les objectifs économiques et opérationnels de la serre. La figure 9 illustre cette intégration en représentant les étapes du processus décisionnel, incluant:

- La caractérisation du système permet de comprendre les conditions actuelles et d'établir une base pour la modernisation technologique.
- L'évaluation des coûts facilite l'identification des éléments spécifiques nécessaires à l'intégration de chaque technologie dans l'environnement de la serre.
- La projection des bénéfices attendus aide à déterminer le ROI et à évaluer différents scénarios technologiques.

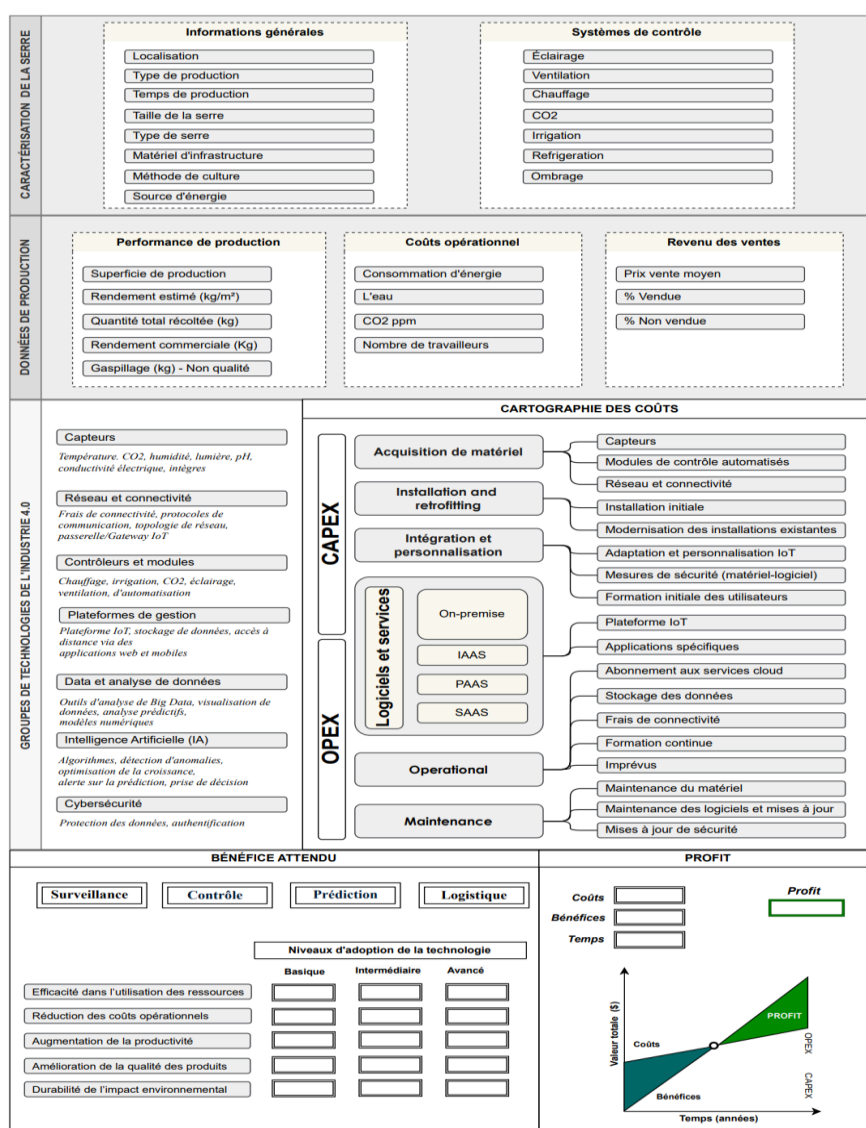


Figure 9 : Modèle économique proposé pour évaluer les coûts – bénéfices pour l'adoption de technologies

## 4.2 Phases pour la construction du modèle économique

L'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 dans l'agriculture nécessite un processus de prise de décision clair et fondé, permettant de sélectionner les solutions les plus appropriées. Une approche structurée devient nécessaire pour relever les défis technologiques et assurer une intégration dans les opérations agricoles. Ce type de processus organisé permet aux producteurs de suivre une séquence logique d'étapes afin de résoudre des problèmes complexes, tels que la mise en œuvre de nouvelles technologies (Lentz, 1998). Parmi les modèles les plus influent figure celui de Rogers (2003), qui divise l'adoption en cinq étapes : connaissance, persuasion, décision, implémentation et confirmation. Ce modèle a été largement étudié et reconnu dans la littérature pour sa capacité à guider l'adoption technologique dans des environnements industriels (Ugochukwu & Phillips, 2018).

En tenant compte ce cadre méthodologique de prise de décision et de l'objectif de cette recherche, les phases de connaissance, de persuasion et de décision sont recommandées. Elles servent de guide dans le processus de prise de décision concernant l'adoption des technologies dans les serres. Chaque phase a une relation directe avec les modules du modèle économique proposé, offrant une structure logique pour guider le processus d'évaluation et de sélection technologique. La figure 10 illustre cette approche, montrant comment chaque phase contribue à structurer le processus décisionnel, depuis l'identification des technologies jusqu'à leur évaluation économique et stratégique.

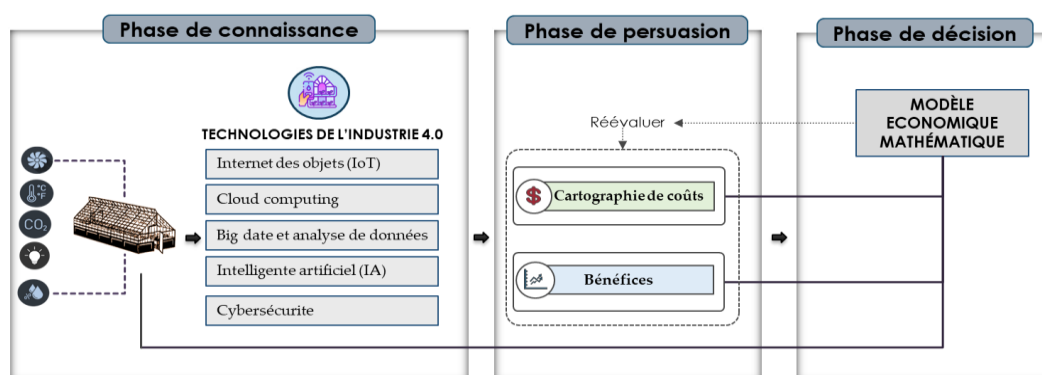


Figure 10 : Approche recommandée pour l'évaluation et la sélection des technologies de l'Industrie 4.0 en serres.

#### **4.2.1 Phase de connaissance : Paramètres et technologies dans les serres**

La phase de connaissance vise à établir une base de référence ou un diagnostic préalable à la prise de décision concernant l'adoption de technologies en serre. Cela implique une compréhension des caractéristiques de la serre, des dynamiques de production et des opportunités technologiques disponibles. L'objectif principal est de sensibiliser le producteur à l'importance de recueillir et d'analyser systématiquement des données structurelles, opérationnelles et technologiques. Cette démarche permet de créer un cadre analytique qui facilitera les décisions stratégiques dans les phases ultérieures du processus.

Tout d'abord, il est conseillé de caractériser la serre et son infrastructure technologique actuelle. Cette étape consiste à identifier les forces et les limites du système, en lien avec les conditions environnementales, le modèle de production et les systèmes de contrôle existants. Sans une caractérisation détaillée, l'implémentation de technologies pourrait ne pas être alignée avec les réels besoins du système.

Pour aligner l'adoption de la technologie sur le système de production, plusieurs aspects techniques doivent être évalués. Il s'agit notamment de la situation géographique de la serre, les méthodes d'exploitation existantes, les sources d'énergie disponibles, le type de culture et la méthode de production utilisée. Chacun de ces éléments influence directement la sélection des technologies pertinentes, car les bénéfices potentiels varient selon l'environnement de production. De plus, l'analyse des dimensions physiques de la serre et de ses systèmes de contrôle environnemental permet de déterminer quelles technologies peuvent être intégrées, ainsi que les ajustements nécessaires avant leur mise en œuvre. Il est nécessaire de caractériser la serre ainsi que son infrastructure technologique actuelle. Cette étape consiste à identifier les forces et les limites du système, en lien avec les conditions environnementales, le modèle de production et les systèmes de contrôle existants.

Cette analyse constitue un élément important pour éviter les investissements injustifiés dans des technologies incompatibles avec l'infrastructure existante. C'est pourquoi cette approche est alignée avec la catégorie « *Installation et retrofitting* » mentionnée dans la

cartographie des coûts, puisqu'elle relie directement le système d'infrastructure aux technologies. Par exemple, l'installation d'un capteur climatique avancé n'apportera pas d'améliorations significatives si la serre ne dispose pas d'un système de ventilation ou de climatisation capable de réagir aux données collectées. Dans ce cas, l'investissement dans le suivi environnemental serait peu efficace, car le problème ne réside pas dans le manque d'information, mais dans l'incapacité du système à ajuster ses conditions en fonction des données recueillies. Un autre aspect est la capacité de modernisation de la serre. Dans certains cas, l'introduction de nouvelles technologies peut nécessiter des modifications structurelles, telles que l'amélioration du système d'irrigation, de la ventilation, de la connectivité électrique, etc. Si ces adaptations ne sont pas réalisables d'un point de vue économique ou technique, la mise en œuvre de certaines solutions technologiques pourrait s'avérer non viable.

Deuxièmement, des données opérationnelles et de production doivent être collectées et analysées afin d'établir des indicateurs clés de performance. Ces données pourraient inclure, par exemple, les rendements historiques des cultures, la consommation des ressources (eau, énergie, engrais), l'incidence des parasites et des maladies, ainsi que les données climatiques internes et externes. Ces données serviront de référence pour évaluer l'impact de la numérisation et de l'automatisation et faciliteront la mesure des performances du système avant et après la mise en œuvre de la technologie.

Enfin, il est également important d'explorer les technologies disponibles et d'évaluer leur compatibilité avec le système de production et les ressources existantes. L'objectif de cette exploration est d'identifier les technologies les plus adaptées aux besoins spécifiques du système, en veillant à ce que leur mise en œuvre réponde à un objectif stratégique. Il s'agit d'établir une justification expliquant pourquoi et comment ces solutions peuvent optimiser la production.

Cette analyse préliminaire servira de base à la phase suivante, où l'évaluation des coûts et des bénéfices sera approfondie, permettant ainsi une prise de décision et alignée avec les objectifs de modernisation de la serre.



### **4.2.2 Phase de persuasion : analyse des coûts et des bénéfices attendus des technologies**

La phase de persuasion doit se concentrer sur l'analyse et la comparaison des bénéfices attendus et des coûts des technologies numériques. Cela permet aux décideurs de réévaluer leurs options et de sélectionner les technologies qui s'alignent le mieux avec les priorités stratégiques et opérationnelles de leurs systèmes de production. Dans ce contexte, les propositions développées dans le cadre conceptuel du chapitre 3 de ce projet sont intégrées, offrant une approche structurée qui associe les technologies à leurs coûts et bénéfices attendus. L'analyse des coûts et bénéfices doit être directement liée au contexte spécifique de chaque serre. Il ne s'agit pas seulement d'appliquer les modèles génériques expliqués dans le cadre conceptuel, mais d'adapter l'analyse aux conditions particulières de l'exploitation agricole identifiée lors de la phase précédente, y compris les données structurelles, opérationnelles et technologiques.

**Cartographie des coûts :** La cartographie des coûts, telle qu'elle est présentée dans le cadre conceptuel, permet d'identifier et de classer les différentes dépenses associées à l'adoption de technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres. Toutefois, sa véritable valeur réside dans la manière dont elle est interprétée et utilisée pour étayer des décisions stratégiques et financières. La façon dont les coûts sont distribués, quantifiés et utilisés dans la prise de décisions peut déterminer si l'on parvient à justifier l'investissement ou, au contraire, si une digitalisation mal planifiée compromet la rentabilité. Une bonne lecture de la cartographie doit considérer si l'installation productive est prête pour l'investissement. Elle doit également vérifier si le personnel est qualifié pour gérer les nouveaux outils, et si l'implémentation des technologies identifiées est réellement viable dans la structure opérationnelle.

Par exemple, si un producteur cartographie que ses coûts les plus élevés se situent dans la catégorie de l'intégration et de la personnalisation des systèmes. Il est important d'en identifier la raison ou d'évaluer d'autres alternatives, comme les solutions préconfigurées dans la catégorie des logiciels et services. Chercher des alternatives, telles que le choix de

fournisseurs offrant une compatibilité prête à l'emploi, peut permettre de réduire les coûts de personnalisation, lesquels, dans un contexte numérique, impliquent des dépenses élevées en développement. En outre, pour les projets à budget limité, notamment ceux de petits producteurs, des solutions comme le modèle SaaS permettent de réduire l'investissement initial. En optant pour un abonnement flexible, elles favorisent une approche d'investissement progressive.

De même, une analyse centrée uniquement sur les CAPEX, sans considérer les coûts cachés liés à la compatibilité ou à la maintenance (OPEX), risque de sous-estimer le coût total réel de l'investissement. Aussi des coûts apparemment mineurs, comme les mises à jour des systèmes au cybersécurité, peuvent s'accumuler au fil du temps et représenter une charge financière plus importante que prévu.

Un autre aspect dans l'interprétation de la cartographie est la différenciation entre les coûts stratégiques et ceux qui peuvent être optimisés ou éliminés. Tous les frais associés à la transformation numérique ne sont pas indispensables, et une lecture intelligente de la cartographie doit permettre d'identifier des opportunités de réduction des coûts sans compromettre l'efficacité. Il peut arriver que des coûts non nécessaires soient engagés, par exemple en personnalisant excessivement les logiciels ou en créant des infrastructures redondantes. Alors qu'il existe des solutions plus flexibles telles que les services en nuage ou des technologies ayant fait leurs preuves sur le marché.

**Bénéfices attendus :** Le cadre d'évaluation des bénéfices a pour objectif de comprendre les impacts positifs de la transformation numérique sur les opérations productives. Son but est d'offrir une vision globale de la manière dont les technologies peuvent améliorer l'efficacité, réduire les coûts et optimiser la prise de décision au sein d'une exploitation agricole. Cependant, plus qu'une liste de bénéfices attendus, ce cadre doit être perçu comme un guide initial orientant l'analyse vers des aspects clés nécessitant une évaluation plus approfondie. En ce sens, sa valeur réside dans la mise en place d'une structure permettant d'adapter l'analyse des bénéfices au contexte propre de chaque installation, en tenant compte des contraintes opérationnelles liées à l'adoption technologique.

Pour renforcer l'utilité du cadre, il est nécessaire d'approfondir la connexion entre les bénéfices attendus et leur mesure en pratique. Le modèle établit qu'au fur et à mesure qu'une installation productive progresse dans ses niveaux de digitalisation, les bénéfices peuvent augmenter progressivement en fonction du domaine d'application. Cependant, en pratique, l'obtention de ces bénéfices n'est pas linéaire. La mise en œuvre des technologies requiert une série de conditions préalables, qui sont en grande partie liées à la cartographie des coûts, comme l'infrastructure technologique de l'entreprise, la formation du personnel, entre autres. Si ces éléments ne sont pas alignés, les bénéfices peuvent tarder à se matérialiser, voire ne jamais être atteints. Il est donc recommandé d'inclure, dès l'interprétation du cadre une évaluation précise de la maturité technologique, en identifiant les bénéfices selon la capacité réelle de l'installation (en lien avec la phase de connaissance précédente), et non uniquement selon le potentiel théorique de la technologie.

Un autre facteur à considérer est la mesure des bénéfices, qui nécessite des outils et des métriques quantifiables. Dans le modèle conceptuel, les bénéfices sont présentés sous des catégories générales, telles que la réduction des coûts opérationnels, l'optimisation de l'utilisation des ressources, l'amélioration de la qualité des produits, entre autres. Bien que ces catégories soient importantes pour donner une idée des bénéfices potentiels, une interprétation complète exige de les traduire en indicateurs de performance spécifiques (KPI) permettant d'évaluer si ces bénéfices sont effectivement atteints. De plus, la méthodologie d'interprétation doit tenir compte du fait que les bénéfices de la digitalisation ne sont pas toujours immédiats et peuvent être soumis à une courbe d'apprentissage et d'adaptation. De ce point de vue, les bénéfices ne se limitent pas aux impacts à court terme, mais sont également analysés sur différentes périodes.

Toutes les installations productives ne tirent pas le même impact d'une même technologie. Des facteurs tels que la taille de la serre, la structure organisationnelle, l'infrastructure technologique, le déploiement des technologies et leur intégration aux systèmes existants peuvent influencer l'efficacité des bénéfices attendus. Dans certains cas, les bénéfices peuvent être limités par des barrières externes, comme des changements réglementaires

ou des fluctuations des coûts du marché. Il est donc recommandé d'aligner cette analyse avec une évaluation des risques afin d'anticiper les éventuelles contraintes et d'adapter les stratégies de mise en œuvre en conséquence.

**Relation entre coûts et bénéfices attendus :** Pour être utiles en analyse économique, les cadres d'évaluation des coûts et des bénéfices doivent être étroitement liés et se compléter dans l'évaluation financière et opérationnelle. L'un des principaux défis de l'intégration de ces deux approches réside dans le fait que la majorité des coûts sont immédiats et tangibles, tandis que les bénéfices sont généralement progressifs et parfois difficiles à quantifier. La clé réside dans la définition de mécanismes de mesure permettant d'établir des correspondances entre les investissements réalisés (coûts), le niveau de technologie adopté et les bénéfices générés dans différents domaines d'application.

La cartographie des coûts identifie et catégorise les dépenses liées à l'acquisition de matériel, à l'intégration, à la personnalisation, à la maintenance et à l'exploitation. Ces coûts ne sont pas indépendants, mais sont directement influencés par le niveau de technologie que l'on souhaite adopter.

- **Niveau Basique :** Coûts plus faibles, centrés sur l'acquisition de matériel, d'outils fondamentaux pour la collecte de données, l'automatisation simple ou des modèles statistiques de base.
- **Niveau Intermédiaire :** Les coûts augmentent en raison du besoin d'une infrastructure numérique, de plateformes en cloud et de capacités analytiques. Ce niveau permet un contrôle plus dynamique, des prédictions basées sur des données historiques et une optimisation logistique.
- **Niveau Avancé :** Coûts élevés dus à la personnalisation des logiciels, au développement d'applications spécifiques, aux systèmes autonomes, aux modèles d'apprentissage automatique et à l'optimisation en temps réel.

L'hypothèse dans ce raisonnement est que plus le niveau technologique est élevé, plus les coûts initiaux sont importants, mais également plus grande est la capacité d'optimisation, de réduction des déchets et d'amélioration de la prise de décision. La cartographie des

coûts permet de visualiser quels éléments spécifiques de l'investissement sont associés, à différents degrés, à l'adoption de chaque niveau technologique.

Le cadre des bénéfices met en évidence quatre technologies clés : l'IoT, le cloud, les Big Data et l'analytique. Toutefois, leur mise en œuvre concrète repose sur un ensemble d'éléments interdépendants, qui sont détaillés dans la cartographie des coûts. Une grande partie de ces technologies sont interconnectées. Certaines possèdent des capacités spécifiques qui les rendent efficaces dans des domaines particuliers, tandis que d'autres requièrent des technologies complémentaires pour activer des fonctionnalités avancées. Selon Frank et al. (2019), cette interdépendance est nécessaire pour maximiser les bénéfices opérationnels et assurer une intégration des technologies. L'article suggère que les entreprises n'ont pas besoin d'adopter toutes les technologies de l'Industrie 4.0 simultanément; elles peuvent les intégrer progressivement. Cette approche graduelle permet aux entreprises de développer leurs capacités et leurs ressources au fil du temps, en commençant par les technologies les plus fondamentales pour préparer le terrain à des solutions plus avancées.

Enfin, la relation entre la cartographie des coûts et le cadre d'évaluation des bénéfices doit être dynamique et ajustable au fur et à mesure que l'entreprise progresse dans son processus de digitalisation. Un investissement qui peut sembler peu rentable à une étape initiale peut devenir hautement bénéfique une fois que l'organisation a acquis la maturité technologique nécessaire pour en exploiter pleinement le potentiel. Cela signifie que la méthodologie ne doit pas être perçue comme une évaluation statique, mais comme un processus continu d'ajustement.

#### **4.2.3 Phase de décision : Proposition du modèle de rentabilité mathématique**

La phase de décision repose sur la création d'un modèle économique mathématique permettant de quantifier et d'optimiser la rentabilité des technologies proposées, en alignant leurs coûts et bénéfices avec les objectifs stratégiques de l'installation de production. Ce modèle répond à la nécessité de prendre des décisions, où les options technologiques doivent être justifiées par des résultats économiques mesurables. La

validité de cette phase dépend directement de la qualité de l'analyse et de l'interprétation des phases précédentes. C'est à ce moment qu'ont été définis les éléments fondamentaux soutenant l'impact de la numérisation sur les plans opérationnels et financiers. Dans ce contexte, la construction d'un modèle économique mathématique se justifie. Son objectif principal est de traduire les informations issues des phases antérieures en un processus décisionnel à la fois quantifiable et optimisé.

La figure 11 illustre cette approche générale, en montrant l'évolution financière de la numérisation depuis l'investissement initial jusqu'à la rentabilité. Le graphique présente une vision globale, soulignant le point où les bénéfices dépassent les coûts, marquant ainsi le début de la rentabilité (*point d'équilibre*), ainsi que le potentiel de gain net (*zone verte*). Le modèle traduit cette relation conceptuelle en une fonction mathématique objective, intégrant les courbes de coûts (*CAPEX* et *OPEX*), les bénéfices attendus et le temps comme variable afin de projeter le ROI sur plusieurs années.

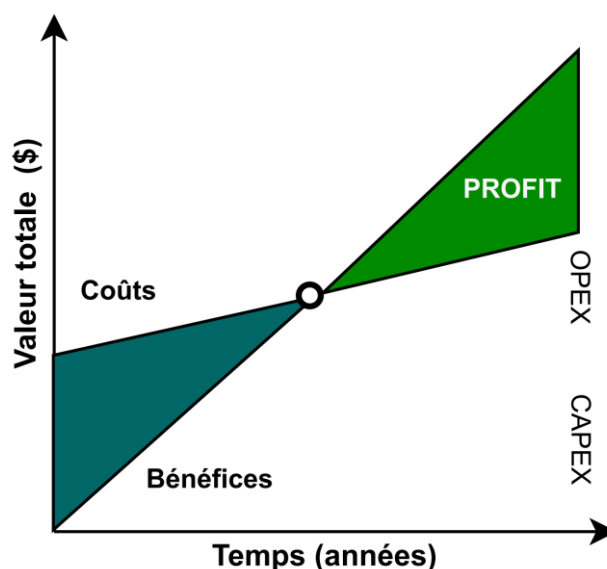


Figure 11 : Point d'équilibre et rentabilité des technologies

Le processus de création du modèle mathématique s'est déroulé en quatre étapes. Tout d'abord, la formulation du problème d'optimisation a permis d'identifier les variables de décision, de définir les contraintes et de formuler la fonction objective. La deuxième étape

se concentre sur l'acquisition et la gestion des données, où des données pertinentes sur les paramètres évalués dans la serre, les coûts technologiques et les bénéfices attendus sont collectées et organisées. La troisième étape a consisté à structurer le modèle mathématique à l'aide d'une modélisation guidée par les données, établissant ainsi les relations entre les différents composants du modèle. Enfin, dans la quatrième phase, le modèle est appliqué pour résoudre des problèmes d'optimisation, en réalisant des simulations afin de déterminer les configurations technologiques optimales. Ces configurations visent à maximiser les objectifs fixés, orientant ainsi la prise de décision concernant l'implémentation et la gestion des technologies dans la serre.

▪ ***Formulation de problèmes d'optimisation***

Le processus de modélisation mathématique commence par la formulation du problème d'optimisation qu'on souhaite résoudre grâce à l'implémentation des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres. Cette étape initiale englobe plusieurs éléments, comme la définition des objectifs, l'identification des variables clés et des contraintes, ainsi que la détermination des données d'entrée et des paramètres nécessaires pour le modèle.

Ce projet se concentre sur la définition et la résolution du problème de maximisation des profits (perspective économique du problème décisionnel) de la serre, en utilisant une approche intégrant les technologies de l'Industrie 4.0. Cela permet entre autres d'optimiser les objectifs spécifiques établis par le producteur, tels que l'augmentation de la production, l'amélioration de l'efficacité énergétique, l'élévation de la qualité du produit.

La rentabilité (BN) est mesurée en termes de bénéfice (revenus) moins les coûts de la technologie. L'équation pour maximiser la rentabilité s'exprime comme suit :

$$\underset{x}{\text{Maximize BN}}(x) = \text{Benefice}(x) - \text{Coût}(x)$$

Où  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  dénote les variables de décision (dummies) correspondant à l'adoption ou non d'une technologie (Industrie 4.0) parmi un ensemble de  $n$  possibilités. Tel que proposé Monsreal-Barrera et al. (2019),  $x$  est un vecteur composé d'éléments

binaires  $x_i \in \{0,1\}$  (Monsreal-Barrera et al., 2019). De telle manière que le cout total d'une série de choix est calculé avec l'équation suivante :

$$BN(x) = \sum_{i=1}^n x_i u_i - \sum_{i=1}^n x_i c_i$$

Où  $c_i$  représente le coût de la technologie  $i$ , calculé en intégrant les coûts CAPEX et OPEX, et  $u_i$  le profit engendré par le  $i^{ème}$  choix technologique.

Selon les propositions de référence Stoneman & Kwon (1996), le bénéfice issu d'une adoption technologique peut se calculer comme le gain en performance comparé avec le cas de référence  $u_0$  calculé pour la période avant l'adoption (Stoneman & Kwon, 1996).

$$u_i = (1 + \eta_i)u_0$$

Où  $\eta_i \geq 0$  est un coefficient indiquant le pourcentage de variation (c'est un paramètre empirique).

**Dépendances technologiques :**

$$x_i \leq x_j, \quad \text{si } i \text{ dépend de } j$$

Une technologie ne peut être adoptée que si celle dont elle dépend est en place.

**Contrainte de budget:**

$$\sum_{i=1}^n x_i c_i \leq B_{\max}$$

▪ ***Gestion et modélisation assistée par des données***

L'évaluation des coûts dans le cadre de l'optimisation des technologies en serre doit être réalisée en prenant en compte :

- Les éléments de coût définis dans la cartographie.
- Les domaines technologiques où ces coûts s'appliquent.



- Le niveau technologique auquel la technologie est adoptée.
- L'horizon temporel global de l'analyse économique (période totale d'évaluation).
- La dynamique annuelle interne des coûts.

L'objectif est de structurer une représentation analytique des coûts permettant d'identifier leur répartition ainsi que leur dynamique d'évolution en fonction du domaine technologique, du niveau d'adoption et des variations temporelles. Cette structuration repose sur la cartographie des coûts, qui établit la contribution de chaque élément à la dépense globale.

Ainsi, l'équation générale pour le coût total intégrant ces deux dynamiques temporelles est exprimée comme suit :

$$C_{total}(t) = CAPEX + \sum_{t=1}^T OPEX_t$$

Où :

- CAPEX = Investissement initial lié au domaine technologique et au niveau technologique adopté.
- OPEX = Coût d'opération (domaine technologique et niveau technologique).
- T = Horizon temporel global d'évaluation.
- t = Dynamique annuelle interne.

L'évaluation des bénéfices dans l'optimisation des technologies en serre suit la même structure analytique que les coûts :

- Les domaines d'application où les bénéfices sont générés (surveillance, contrôle, prédiction, logistique).
- Les niveaux technologiques adoptés, influençant l'intensité du bénéfice obtenu (Basique, Intermédiaire, Avancé).
- Les paramètres de performance initiale et leur amélioration annuelle, permettant de mesurer l'impact des technologies.

L'équation du bénéfice représente le bénéfice total d'un système après l'adoption d'une technologie sur une période donnée. Sa fonction est de quantifier comment la technologie

améliore la performance initiale  $u_0$ , en intégrant un facteur d'augmentation  $\eta_i$ , qui exprime l'amélioration relative attribuée à l'innovation mise en œuvre. Cette équation reflète la capacité du système après l'adoption, tout en permettant de comparer l'état antérieur avec la nouvelle performance atteinte.

$$u_i = (1 + \eta_i)u_0$$

Pour formaliser la mesure des bénéfices en fonction des niveaux technologiques, une estimation en pourcentages d'amélioration est proposée afin de refléter l'impact progressif de la technologie sur l'optimisation des processus. Cette méthodologie permet de comparer de manière structurée les bénéfices attendus en fonction du degré d'adoption technologique, facilitant ainsi l'évaluation du retour sur investissement et la prise de décisions stratégiques. De cette manière, la classification suivante est établie, pouvant être représentée en pourcentages estimés dans des analyses pratiques.

$$\eta_i = \begin{cases} \text{Basique} = \text{Amélioration faible} \\ \text{Intermédiaire} = \text{Amélioration modérée} \\ \text{Avancé} = \text{Amélioration élevée} \end{cases} \quad \forall D \in \{\text{Domaine d'application}\}$$

Toutefois, chaque bénéfice attendu doit être exprimé à travers des paramètres clés permettant sa mesure et sa comparaison dans différents scénarios technologiques et au sein du système de production. Étant donné que l'amélioration  $\eta_i$  varie en fonction du niveau technologique et que son impact se répartit sur différents domaines opérationnels de la serre, la relation suivante est établie entre l'équation du bénéfice et les paramètres associés à chaque application technologique :

$$\text{Revenu}(u_i) = u_0 * S * V * \sum_{t=1}^T (\eta_{i_t})$$

Cette équation permet de calculer l'impact de la technologie en termes d'amélioration par rapport au système initial, en prenant en compte la performance avant l'adoption ( $u_0$ ), l'échelle du système (S), la valorisation économique du bénéfice (V) et le pourcentage d'amélioration technologique ( $\eta_i$ ). L'analyse des coûts et des bénéfices liés à l'adoption de technologies dans une serre nécessite une approche intégrant la dimension temporelle. Dans le modèle d'évaluation des coûts, les dépenses comprennent un investissement initial ainsi que des coûts opérationnels récurrents, répartis sur une période donnée. De même, dans le modèle des bénéfices, l'impact de la technologie ne se limite pas à une seule année, mais s'étend sur T années, ce qui permet d'évaluer sa rentabilité et la récupération de l'investissement. Où T permet de mesurer comment l'amélioration annuelle générée par la technologie s'accumule dans le temps, offrant ainsi une perspective à long terme sur l'impact économique.

Avec cette formulation, un cadre quantifiable est établi, permettant d'évaluer comment chaque niveau technologique influence une métrique spécifique, rendant ainsi les bénéfices mesurables et comparables. Le tableau suivant présente la relation entre certains des paramètres de chaque domaine d'application et les objectifs attendus après l'implémentation de la technologie.

*Tableau 2 : Paramètres pour l'évaluation économique des bénéfices en agriculture sous serre*

Objectif	Paramètre de base ( $u_0$ )	Échelle du système (S)	Valeur économique (V)
Augmentation de la production	Productivité (kg/m <sup>2</sup> )	Surface (m <sup>2</sup> )	Prix de vente (\$/kg)
Amélioration de l'efficacité énergétique	Consommation initiale (kWh/ m <sup>2</sup> )	Surface couverte (m <sup>2</sup> )	Coût de l'énergie (\$/kWh)
Réduction des coûts de maintenance	Coûts de maintenance	Nombre d'équipements	Économie de maintenance (\$/équipement)

**Gestion des données sur les technologies Interdépendance:** Dans de nombreux cas, certaines technologies numériques doivent être adoptées selon une progression logique, afin de bâtir une infrastructure solide avant l'intégration de systèmes plus avancés. Pour

modéliser cette contrainte dans le processus d'adoption technologique, on définit  $x_i \leq x_j$ , où la technologie  $i$  ne peut être mise en œuvre que si la technologie  $j$  est déjà présente.

L'inclusion des dépendances signifie que les coûts ne concerneront pas seulement la technologie cible, mais également tous les infrastructures et systèmes de base nécessaires à son fonctionnement. Cela permet d'éviter la sous-estimation du budget, une erreur courante lorsque les technologies sont évaluées individuellement sans tenir compte des coûts cachés liés à leurs prérequis. De plus, l'estimation des bénéfices est fortement influencée par les interactions technologiques. La synergie entre des solutions complémentaires peut amplifier les retours attendus, alors que l'absence de composants clés peut en limiter considérablement l'impact.

La matrice de dépendances est un outil méthodologique permettant d'identifier et de représenter les technologies qui sont des prérequis ou des facilitateurs pour d'autres. Sa structure repose sur une matrice binaire  $X$ . Mathématiquement, elle se définit comme :

$$X_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si l'élément } i \text{ dépend de l'élément } j, \\ 0 & \text{si sont indépendants} \end{cases}$$

La diagonale de la matrice est composée uniquement de 1 ( $X_{ii}=1$ ) pour indiquer que chaque élément dépend de lui-même.

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & 1 & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

Cette approche permet que tout scénario technologique modélisé inclue non seulement la technologie principale à mettre en œuvre, mais aussi les infrastructures ou systèmes de base nécessaires à son bon fonctionnement. Ainsi, on évite la sélection de configurations qui pourraient sembler attractives individuellement, mais qui s'avéreraient inapplicables en raison de l'absence de technologies habilitantes. De cette manière, le modèle peut être utilisé pour générer des feuilles de route de modernisation progressive, en priorisant les

investissements stratégiques qui serviront de base aux développements technologiques futurs.

### ***Résolution de problèmes d'optimisation***

Le problème est résolu en utilisant des techniques de Programmation Linéaire Entiers (PLE), où chaque décision est modélisée par une variable  $x_i \in \{0,1\}$ , qui indique si la technologie  $X$  est adoptée  $x_i = 1$  ou non  $x_i = 0$ . La fonction objective est maximisée en utilisant des techniques d'optimisation numérique (comme celles implémentées dans la bibliothèque CVXPY), et les variables de décision optimales ainsi que la valeur optimale de la fonction objective sont obtenues. Le code utilisé pour modéliser et réaliser ces simulations se trouve dans la section des annexes.

## **4.3 Validation du modèle économique par simulations scénarisées**

Dans ce cadre, trois scénarios hypothétiques d'adoption technologique sont proposés. Chacun représente une configuration progressive basée sur des niveaux croissants de complexité, de coûts et de bénéfices attendus. Pour tous les scénarios, le problème d'optimisation reste le même : maximiser le profit associé à l'adoption de technologies dans le contexte de production en serre. Les éléments du modèle sont les suivants :

- Fonction objective : Maximiser le rendement de la production.
- Variables de décision : Technologies à adopter pour chaque scénario en considérant les coûts associés et les bénéfices attendus.
- Paramètres : Rendement de base, superficie de production, prix de vente et horizon temporel d'évaluation, qui permettent d'évaluer quantitativement l'impact des technologies.
- Contraintes : Interdépendances entre les technologies.

### ***Scénarios d'adoption progressive des technologies dans les serres***

L'analyse du modèle d'optimisation de l'adoption technologique dans les serres peut être abordée selon deux approches complémentaires : le développement de scénarios à partir de zéro et l'adoption incrémentale des technologies. Dans la première approche, la

situation d'un producteur sans aucune technologie numérique implantée est modélisée, en évaluant la viabilité économique de son intégration dans un domaine spécifique (surveillance, contrôle ou prédiction). Dans ce cas, la variable de décision clé est le niveau d'adoption technologique au sein du domaine sélectionné (basique, intermédiaire ou avancé), sous contraintes de coûts et de dépendances entre les technologies. Les coûts sont modélisés à partir de zéro, incluant le CAPEX et l'OPEX, et les bénéfices sont estimés en termes d'amélioration des performances, permettant une analyse de la rentabilité de chaque niveau d'adoption.

En revanche, l'approche d'adoption incrémentale analyse l'intégration de nouvelles technologies dans un environnement où une infrastructure technologique existe déjà dans d'autres domaines. Ici, les contraintes concernent la compatibilité et l'interdépendance entre les technologies déjà mises en place et les nouvelles solutions, tandis que les variables de décision se concentrent sur la sélection des technologies manquantes pour un nouveau domaine. Dans ce cas, seuls les coûts incrémentaux sont pris en compte, c'est-à-dire les coûts supplémentaires nécessaires à l'expansion de l'infrastructure existante. De plus, les bénéfices estimés peuvent être synergiques avec les technologies précédemment adoptées, nécessitant ainsi une analyse plus complexe de l'impact combiné sur la production.

Ces deux approches permettent de modéliser des scénarios réalistes et d'appuyer des décisions stratégiques en matière d'adoption technologique, en fonction de l'investissement requis et des bénéfices projetés. Elles offrent ainsi une base quantitative pour la planification à long terme, orientée vers l'optimisation de la production agricole.

Pour ce cas de simulation, trois scénarios hypothétiques ont été développés selon l'approche de développement de scénarios à partir de zéro. Dans chacun de ces scénarios, le niveau technologique atteint sera basique - intermédiaire, en considérant trois domaines d'application spécifiques : la surveillance (scénario 1), le contrôle (scénario 2) et la prédiction (scénario 3). La quantification des bénéfices attendus est exprimée en termes de taux d'augmentation du rendement, variant en fonction du niveau technologique mis

en place : entre 1 % et 3 % pour la surveillance, entre 2 % et 4 % pour le contrôle, et entre 4 % et 8 % pour l'analyse prédictive. Ces estimations ont été définies de manière conservatrice comme des valeurs hypothétiques de référence initiale, dans le but d'évaluer l'impact relatif des technologies dans chaque scénario. Cependant, ces valeurs peuvent fluctuer en fonction des conditions spécifiques de l'environnement agricole, ainsi que du degré d'intégration et d'adoption technologique atteint.

Il est important de souligner que ces pourcentages reflètent non seulement les bénéfices propres à chaque domaine, mais aussi l'interdépendance technologique entre eux. Autrement dit, le scénario de contrôle (2) intègre les bénéfices combinés de la surveillance et du contrôle, tandis que le scénario de prédiction (3) inclut les effets conjugués de la surveillance, du contrôle et de la prédiction. Cette approche justifie l'analyse du pourcentage incrémental des bénéfices, en cohérence avec la progression des coûts. En effet, l'adoption de nouvelles technologies s'inscrit dans un écosystème évolutif, où chaque solution renforce les capacités des précédentes plutôt que d'agir de manière isolée.

En ce qui concerne l'estimation des coûts, ceux-ci sont déterminés à partir de zéro pour chaque scénario. La structure des coûts prend en compte à la fois les CAPEX et les OPEX. Afin de simplifier l'évaluation des coûts et de faciliter l'adoption technologique, le modèle SaaS a été retenu comme référence pour la tarification des services et des logiciels. Sous cette hypothèse, les coûts se limitent à l'accès à des applications prêtes à l'emploi, tandis que les fournisseurs prennent en charge la gestion de l'infrastructure technologique et des services associés. Ce modèle simplifie l'intégration technologique et permet d'évaluer les coûts opérationnels sans avoir à considérer des investissements dans une infrastructure complexe.

Une matrice technologique est présentée, systématisant la distribution progressive des technologies selon les trois niveaux proposés. Cette matrice permet de visualiser quelles technologies spécifiques sont incluses dans chaque scénario, afin de sélectionner celles qui s'alignent avec les capacités actuelles et les objectifs futurs.

Tableau 3 : Matrice des technologies dans les scénarios de Serre

				Scénario		
Technologie				1	2	3
Technologies	X1	Capteur	Capteur de température	x	x	x
			Capteur d'humidité de l'air	x	x	x
			Capteur de CO2			x
			Capteur de lumière (PAR)			x
			Capteur d'humidité du Sol			
			Capteur de pH du Sol			
			Capteur de conductivité électrique			
			Capteur intègre			x
	X2	Réseau et connectivité	Frais de connectivité	x	x	x
			Protocoles de communication	x	x	x
			Topologie de réseau			x
			Passerelle/Gateway IoT			x
	X3	Contrôleurs et modules d'automatisation	Contrôleur de chauffage		x	x
			Contrôleur d'Irrigation			
			Contrôleur de CO2			
			Contrôleur d'éclairage			x
			Contrôleur de ventilation		x	x
			Module d'automatisation			x
	X4	Plateformes de gestion et nuage	Plateforme de gestion de serres (nuage)	x	x	x
			Stockage de données dans le nuage			x
			Accès à distance via des applications web et mobiles			x
	X5	Big Data et analyse de données	Outils d'analyse de Big Data (optimisation des ressources)			x
			Visualisation de données et tendances en temps réel			x
			Modèles prédictifs basés sur des données historiques			x
			Modèles numériques pour la planification de la production			
			Analyse prédictive pour la maintenance des équipements			
	X6	Intelligence Artificielle (IA)	Algorithmes d'IA pour l'optimisation du climat et de l'irrigation			x
			IA pour la détection d'anomalies dans les systèmes			
			IA pour l'optimisation de la croissance des plantes			
			Systèmes d'alerte basés sur la prédiction de pannes			x
	X7	Cybersécurité	Systèmes de sécurité de réseau et protection des données			x
			Authentification multifactorielle et cryptage nuage.			

### Dimensionnalité des ressources par scénario technologique

**Scénario 1 :** Surveillance environnementale de base. Ce scénario représente la mise en œuvre initiale de technologies de surveillance pour collecter des données environnementales. Les coûts CAPEX incluent l'acquisition de capteurs pour mesurer la température et l'humidité, ainsi que les équipements nécessaires à la connectivité (routeurs, passerelles et infrastructure réseau). De plus, une plateforme de gestion de données IoT basique est intégrée pour permettre la visualisation et l'analyse des informations collectées. Les coûts OPEX comprennent les abonnements aux services cloud pour le stockage des données, la connectivité et la maintenance minimale requise pour assurer le fonctionnement continu des capteurs et du réseau de communication.



**Scénario 2 :** Ce scénario introduit des technologies plus avancées axées sur le contrôle des conditions environnementales de la serre. En plus des éléments inclus dans le Scénario 1, des modules de contrôle automatisé sont ajoutés pour des systèmes tels que la ventilation et le chauffage. En termes d'OPEX, les coûts liés à la connectivité, aux mises à jour logicielles et à la maintenance préventive des nouveaux dispositifs automatisés augmentent. Ce scénario génère des bénéfices supplémentaires par rapport au Scénario 1, car il intègre surveillance + contrôle, permettant une gestion plus efficace des conditions de la serre.

**Scénario 3 :** Ce scénario représente l'intégration des technologies les plus avancées disponibles pour optimiser les processus de la serre. En complément des technologies de surveillance et de contrôle des scénarios précédents. Les coûts CAPEX augmentent en raison de la nécessité d'acquérir des modules de contrôle automatisé pour l'éclairage, la ventilation et d'autres processus critiques, ainsi que de la personnalisation et de l'adaptation de l'IoT aux besoins spécifiques de la serre. Cela inclut, dans certains cas, le développement de modèles prédictifs, d'algorithmes d'optimisation basés sur l'intelligence artificielle et d'analyses de Big Data pour exploiter pleinement les données collectées. Les coûts d'installation initiale des nouvelles technologies et la formation initiale des utilisateurs sont également pris en compte. Les coûts OPEX augmentent également, reflétant l'utilisation de services avancés, notamment le stockage cloud, les plateformes IoT pour des analyses approfondies, les mises à jour logicielles et les coûts de connectivité. À cela s'ajoutent des investissements dans la cybersécurité, la formation continue, la maintenance du matériel et des logiciels, ainsi que les mises à jour régulières proposées par certains fournisseurs en tant que service.

La figure 12 présente une visualisation des scénarios technologiques proposés, montrant les bénéfices attendus en termes d'augmentations en pourcentage des performances ainsi que les coûts estimés pour chaque niveau de mise en œuvre.

# BÉNÉFICE ATTENDU

SCÉNARIO 1

Augmentation du rendement

1,3%

SCÉNARIO 2

Augmentation du rendement

2,5%

SCÉNARIO 3

Augmentation du rendement

7,3%

## Domaine d'application de la technologie

SURVEILLANCE (%)

CONTRÔLE (%)

OPTIMISATION (%)

## CARTOGRAPHIE DES COÛTS

SCÉNARIO 1

SCÉNARIO 2

SCÉNARIO 3

CAPEX

Acquisition of hardware

Capteur

1000\$

1200\$

1500\$

Modules de contrôle automatisé

---

2000\$

3000\$

Installation and retrofitting

Réseau et connectivité

800\$

1500\$

1500\$

Installation initiale

---

---

500\$

Integration and customization

Modernisation des installations existantes

---

---

---

Adaptation et personnalisation IoT

---

---

5000\$

Mesures de sécurisation du réseau

---

---

2000\$

Formation initiale des utilisateurs

---

---

500\$

Software and services

On-premise

Plateformes IoT

500\$

500\$

1000\$

IAAS

Applications spécifiques

---

---

---

PAAS

Abonnement aux services cloud

1000\$

1200\$

2000\$

SAAS

Stockage de données

---

---

1000\$

Frais de connectivité

120\$

150\$

200\$

Formation continue

---

---

1000\$

OPEX

Operational

Inprévis

---

---

---

Maintenance

Maintenance matérielle

150\$

450\$

600\$

Maintenance des logiciels et mise à jour

---

---

2000\$

Mises à jour de sécurité

---

---

100\$

COÛTS TOTAUX

3570\$

7000\$

21900\$

Figure 12 : Données des coûts et des bénéfices attendus des technologies par scénario

Le tableau 3 présente un résumé des trois scénarios technologiques proposés. Chaque scénario est défini par un ensemble de technologies adoptées, alignées sur les objectifs spécifiques de chaque niveau d'application : surveillance, contrôle et prédiction. De plus, le tableau inclut les paramètres en fonction de l'objectif visé (augmentation de la production), tels que la performance de base, la surface de production, le prix de vente et l'horizon temporel d'évaluation, qui permettent de contextualiser et de quantifier l'impact attendu des technologies mises en œuvre.

Pour ces scénarios, l'estimation des bénéfices et coûts a été simplifiée en adoptant une augmentation annuelle constante comme première approximation. Cette approche a été retenue principalement en raison de la disponibilité limitée de données empiriques détaillées sur l'évolution temporelle des bénéfices et coûts des technologies de l'Industrie 4.0. Face à cette contrainte, et dans l'objectif de valider la structure générale du modèle économique proposé pour l'analyse coût-bénéfice, une augmentation linéaire a été retenue comme point de référence simplifiée. Elle permet d'illustrer le fonctionnement du modèle

et de faciliter la comparaison globale entre les différents scénarios technologiques. Cependant, il est reconnu que cette approche ne reflète pas la nature dynamique des bénéfices et coûts liés aux technologies, qui peuvent connaître des phases de croissance variable, de stabilisation ou même de diminution au fil du temps.

Les simulations des scénarios technologiques proposés ont été réalisées en utilisant Python, avec la bibliothèque CVXPY pour l'optimisation des décisions technologiques. Les détails complets du modèle ainsi que les fonctions mathématiques (code) utilisées pour la simulation sont disponibles dans la section des annexes.

**Nomenclature :**  $x_i$  : Technologies,  $c_i$  : Coûts technologie,  $n_i$  : Bénéfices attendus technologie,  $P_{base}$  : Rendement de base, **Surf** : Surface totale d'exploitation, **Price** : Prix du produit, **Periods** : Horizon temporel d'évaluation.

Tableau 4: Récapitulation des données par scénario

Paramètres	Scénario 1 (Surveillance)				Scénario 2 (Contrôle)				Scénario 3 (prédiction)			
	$x_i$	( $c_i$ ) CAPEX	( $c_i$ ) OPEX	$n_i$	$x_i$	( $c_i$ ) CAPEX	( $c_i$ ) OPEX	$n_i$	$x_i$	( $c_i$ ) CAPEX	( $c_i$ ) OPEX	$n_i$
$x_1$	1	1000	150	0.003	1	1200	150	0.004	1	1500	300	0.006
$x_2$	1	800	120	0.002	1	1500	150	0.004	1	1500	200	0.007
$x_3$	-	-	-	-	1	2000	300	0.008	1	3000	300	0.010
$x_4$	1	500	1000	0.008	1	500	1200	0.009	1	2000	2000	0.014
$x_5$	-	-	-	-	-	-	-	-	1	1000	2000	0.016
$x_6$	-	-	-	-	-	-	-	-	1	4000	2000	0.017
$x_7$	-	-	-	-	-	-	-	-	1	2000	100	0.003
<b>TOTAL</b>	<b>3</b>	<b>2300</b>	<b>1270</b>	<b>1,3%</b>	<b>4</b>	<b>5200</b>	<b>1800</b>	<b>2,5%</b>	<b>7</b>	<b>15000</b>	<b>6900</b>	<b>7,3%</b>
$P_{base}$	40 kg/m <sup>2</sup>				40 kg/m <sup>2</sup>				40 kg/m <sup>2</sup>			
<b>Surf</b>	2000 m <sup>2</sup>				2000 m <sup>2</sup>				2000 m <sup>2</sup>			
<b>Price</b>	2 CAD kg				2 CAD kg				2 CAD kg			
<b>Periods</b>	5 années				5 années				5 années			
<b>Dépendance</b>	$x_4 \leq x_2$				$x_4 \leq x_2$				$x_4 \leq x_2$ $x_5 \leq x_4$ $x_6 \leq x_4 + x_5$ $x_7 \leq x_4$			

## CHAPITRE 5 RÉSULTATS ET ANALYSE

### 5.1 Distribution du CAPEX et de l'OPEX à travers le temps

Le graphique présenté à la figure 13 montre l'évolution cumulée des coûts CAPEX et OPEX sur une période de cinq ans pour les trois différents scénarios technologiques. L'analyse de ces résultats révèle des implications importantes pour la planification financière et la prise de décisions stratégiques dans des projets impliquant des technologies avec différentes structures de coûts.

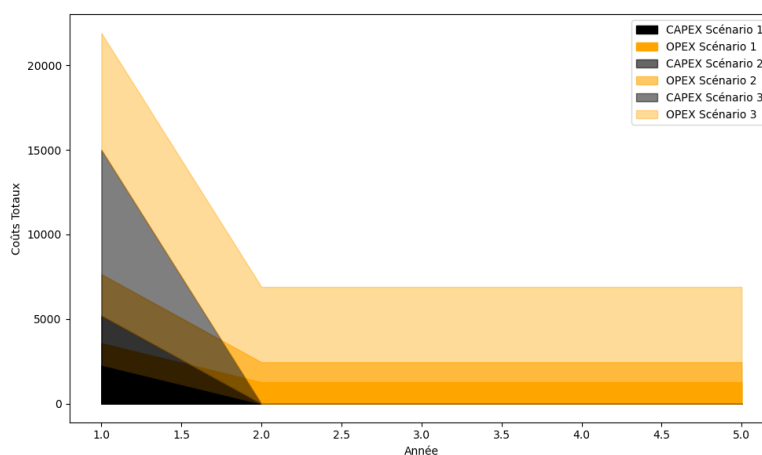


Figure 13 : Évolution cumulative des coûts par scénario technologique.

Dans tous les scénarios, les coûts de CAPEX sont concentrés durant la première année, ce qui est caractéristique des projets technologiques nécessitant d'importants investissements initiaux pour la mise en place des infrastructures, l'achat d'équipements ou l'intégration de technologies. Cette répartition suggère que, bien que l'investissement en capital soit conséquent au départ, elle consolide un modèle de dépenses basé sur un investissement initial élevé. Dans ce contexte, la première année devient la plus coûteuse du cycle, car elle représente l'investissement initial cumulé nécessaire au démarrage du projet.

Cependant, le CAPEX dans les projets technologiques ne reste pas nécessairement statique après l'investissement initial et peut augmenter en raison de l'intégration de nouvelles technologies et de l'expansion de l'infrastructure. Selon la cartographie, des éléments tels que l'automatisation, les réseaux de connectivité ou les plateformes IoT génèrent des coûts supplémentaires à mesure que le projet mûrit, et ces augmentations dépendent du modèle d'affaires adopté, qu'il soit on-premise, IaaS, PaaS ou SaaS, chacun ayant des implications différentes à long terme. De plus, des coûts différés, tels que la personnalisation de l'IoT ou l'adaptation des plateformes, peuvent survenir à des stades avancés s'ils n'ont pas été pris en compte initialement. L'évolution technologique peut également nécessiter de nouvelles applications et des mesures de sécurité, augmentant ainsi le CAPEX de manière imprévue. Il est donc essentiel que la planification financière intègre une marge de flexibilité pour s'adapter à ces changements, garantissant ainsi la durabilité économique du projet à long terme.

Après la première année, la répartition des OPEX montre une tendance à se stabiliser et à rester constante sur une période de cinq ans. Ce schéma reflète la nature récurrente et stable des coûts opérationnels dans les projets technologiques, car une fois les infrastructures mises en service, les dépenses opérationnelles tendent à rester prévisibles. Il est important de souligner que cette stabilisation des OPEX n'implique pas que les coûts soient faibles ou négligeables, mais qu'il s'agit d'un montant relativement constant qui reflète la nécessité d'un entretien continu des technologies mises en œuvre, des coûts énergétiques et, éventuellement, des services de support technique.

En pratique, ce comportement de stabilisation des OPEX permet aux décideurs de projeter les coûts opérationnels à long terme de manière plus prévisible, ce qui facilite la planification financière à partir de la deuxième année du projet. Bien que l'impact des coûts soit plus gérable par rapport à la première année, il reste de surveiller ces dépenses, car leur accumulation au fil du temps peut être significative et affecter la rentabilité du projet si elles ne sont pas correctement gérées.

## 5.2 Prise de décision pour les problèmes d'optimisation

La prise de décision dans le cadre du problème d'optimisation s'est concentrée sur l'identification de solutions maximisant la viabilité de l'adoption des technologies numériques. Dans ce contexte, différents niveaux de mise en œuvre technologique ont été testés à travers trois scénarios : Surveillance, Contrôle, et Optimisation.

Le Tableau 5 ci-dessous présente les décisions optimales associées à chaque scénario, ainsi que les bénéfices, les coûts totaux et la valeur optimale correspondants. Les valeurs optimales reflètent le gain net attendu pour chaque niveau de mise en œuvre technologique.

Tableau 5 : Décisions optimales et valeur optimale par scénario technologique

Décision optimale	Scénario 1 (Surveillance)	Scénario 2 (Contrôle)	Scénario 3 (Optimisation)
Variable $x_1$	[1]	[1]	[1]
Variable $x_2$	[1]	[1]	[1]
Variable $x_3$	-	[1]	[1]
Variable $x_4$	[1]	[1]	[1]
Variable $x_5$	-	-	[1]
Variable $x_6$	-	-	[0]
Variable $x_7$	-	-	[0]
Bénéfices (revenu)	10400.0	20000.0	42400.0
Coûts total	8650.0	14200.0	33000.0
Valeur optimale	1750.0	5800.0	9400.0

Dans le premier scénario, le ratio-bénéfice/coût est d'environ 1,20. Avec un coût total de 8 650 \$ et un bénéfice total de 10 400 \$. Cela se traduit par une marge positive, mais limitée, générant un bénéfice net de 1 750 \$ sur 5 ans. Bien que le rendement soit positif, la marge dégagée reste relativement restreinte, ce qui suggère une stratégie conservatrice visant à minimiser les risques financiers lors des premières étapes de la digitalisation. Cette approche permet d'atteindre le point d'équilibre autour de la troisième année, comme le montre la figure 14, qui illustre l'évolution des bénéfices et des coûts totaux sur 5 ans. Ce scénario reflète une gestion prudente afin d'éviter de compromettre des ressources significatives à un stade précoce du processus.

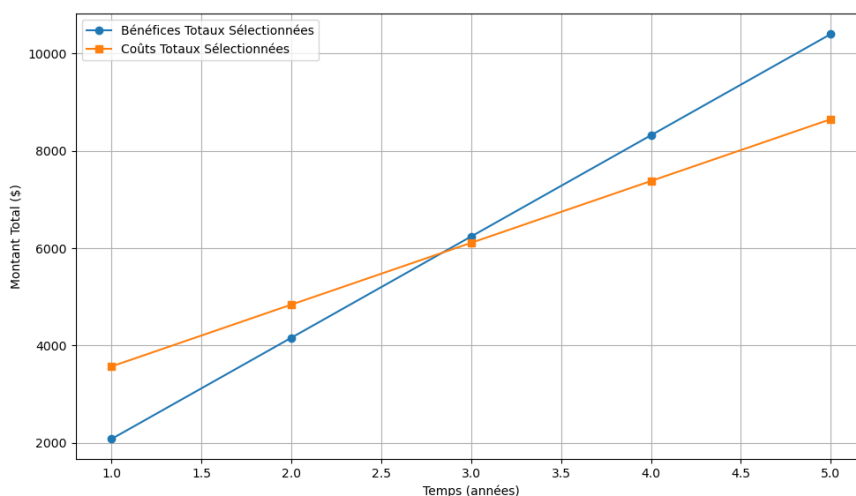


Figure 14 : Évolution des bénéfices et coûts sur une période (scénario 1)

Le deuxième scénario montre une amélioration du ratio-bénéfice/coût, atteignant 1,41. Avec un investissement total de 14 200 \$ et un bénéfice total de 20 000 \$, un bénéfice net de 5 800 \$ est réalisé. Cette augmentation des retours est attribuée à l'adoption de technologies de contrôle, qui permettent une supervision et une régulation accrues des processus clés de la serre, garantissant des conditions plus stables et précises pour la croissance des cultures. La figure 15 illustre cette dynamique, mettant en évidence l'écart croissant entre les bénéfices cumulés et les coûts totaux sur 5 ans.

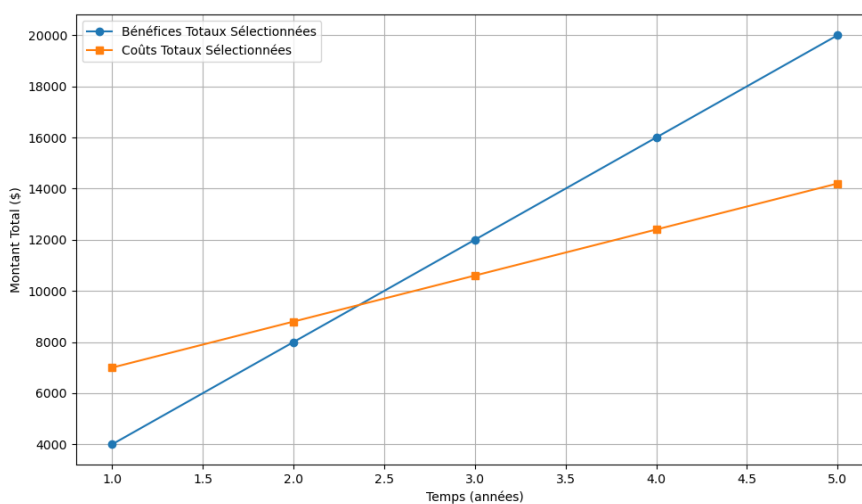


Figure 15 : Évolution des bénéfices et coûts sur une période (scénario 2)



Dans le scénario 3, le ratio-bénéfice/coût atteint environ 1,28. Bien que cette valeur puisse sembler similaire à celle du Scénario 1, les bénéfices absolus sont nettement plus élevés. Cela se traduit par une rentabilité absolue accrue, optimisant à la fois les bénéfices et la marge de retour, ce qui est favorisé par l'échelle du projet. Lors du processus de prise de décision, l'optimisation des bénéfices n'a pas été atteinte lors de l'évaluation des technologies d'IA (X6) et de cybersécurité (X7), qui n'ont pas été sélectionnées. En effet, selon les données estimées en fonction des pourcentages de bénéfices obtenus, ceux-ci étaient inférieurs aux coûts associés. Ces pourcentages proviennent d'une analyse stratégique subjective, tenant compte du fait que les technologies d'IA impliquent un CAPEX élevé, en plus du manque de maturité de ces technologies pour les petits producteurs. Ces derniers ne peuvent pas supporter les coûts de développement initial élevés, ce qui limite leur capacité à adopter ces technologies. En revanche, les projets de plus grande envergure en tirent davantage de bénéfices grâce à une adoption plus large et plus rentable. En ce qui concerne les technologies de cybersécurité, l'importance des économies futures en cas de risque de vol de données ou d'infrastructures physiques technologiques n'a pas été correctement estimée. Ces données n'ont pas été quantifiées comme un pourcentage direct de bénéfice, ce qui conduit à des décisions qui ne prennent pas en compte l'impact potentiel de ces menaces dans l'analyse.

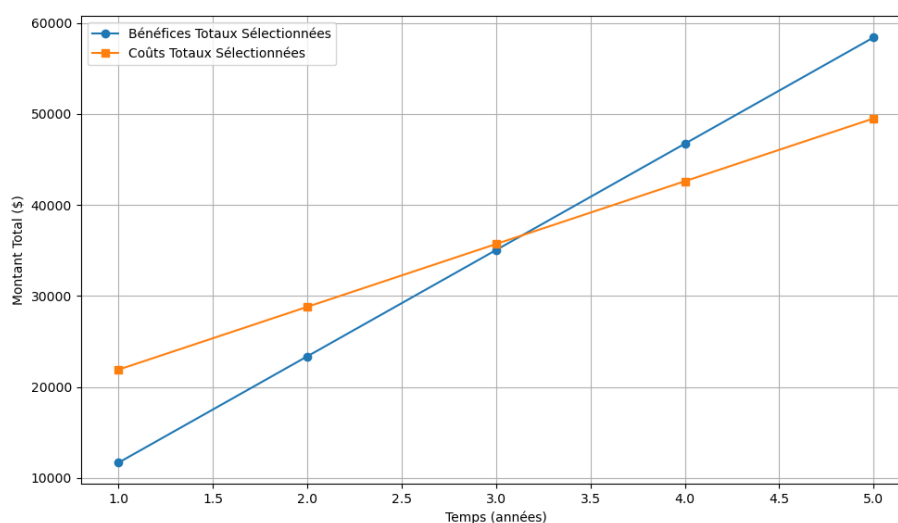


Figure 16 : Évolution des bénéfices et coûts sur une période (scénario 3)

## CHAPITRE 6 DISCUSSION

Le modèle économique présenté offre une vision intégrale et structurée des facteurs clés qui influencent la rentabilité de l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 dans le contexte d'une serre. En décomposant et en organisant les informations en catégories logiques (caractérisation de la serre, données de production, coûts opérationnels, revenus, ainsi que CAPEX, OPEX et bénéfices attendus), le modèle facilite la collecte, l'organisation et l'analyse quantitative ultérieure des informations. Cette structure ordonnée est importante pour construire un cadre de référence permettant d'estimer le retour sur investissement et d'évaluer différents scénarios technologiques.

Les résultats se concentreront sur l'analyse du processus de développement du modèle et des bases établies pour son application dans les serres. Cette analyse inclura des aspects économiques, techniques et opérationnels associés à l'adoption de technologies avancées dans l'agriculture. De plus, les limitations de l'étude seront discutées, et des domaines clés nécessitant des recherches supplémentaires seront identifiés.

### **6.1 Implications du modèle économique dans la prise de décisions**

Le cadre d'évaluation proposé établit les bases permettant d'explorer et de visualiser les éléments clés à considérer. Il vise à définir des critères bien fondés facilitant la prise de décision pour l'adoption de technologies de l'Industrie 4.0 dans les processus de production d'une serre. Son objectif est de fournir une base structurée permettant d'identifier, d'explorer et de visualiser les différents éléments à considérer dans le processus d'évaluation technologique. Ce cadre vise à aider que les décisions soient comprises, justifiées et acceptées, tant par les décideurs internes (producteurs) que par les parties prenantes externes (ex : fournisseurs de services technologiques).

Dans le cadre d'évaluation proposé, la justification des décisions du processus ne se fait pas de manière isolée. Elle repose sur une intégration de la caractérisation du système, de

l'évaluation des coûts et de la projection des bénéfices. La prise de décision, qu'elle provienne du producteur recherchant une solution ou du fournisseur concevant une offre, commence par une analyse détaillée du système où la technologie sera mise en œuvre. Cette analyse ne se limite pas aux aspects économiques de la technologie, mais inclut également les dimensions opérationnelles et stratégiques du contexte. Pour l'utilisateur, cela implique une connaissance approfondie de son fonctionnement : les processus actuels, les défis rencontrés et les objectifs à long terme. Pour le fournisseur, cela suppose une compréhension des spécificités du secteur, des contraintes et des besoins des utilisateurs, ainsi que des exigences particulières des technologies proposées. Sans un diagnostic clair de l'état actuel, les décisions manqueraient de fondements, risquant ainsi de conduire à l'intégration de technologies inadaptées ou inefficaces.

La prise de décision concernant l'adoption de technologies de l'Industrie 4.0, tel que l'IoT, l'IA ou le Big Data, ne se limite pas à choisir l'option la moins coûteuse ou la plus populaire. Il s'agit d'évaluer quelle alternative répond le mieux aux besoins spécifiques du système. Les technologies disponibles varient considérablement, non seulement en termes de coût, mais également par leur niveau de sophistication, leur évolutivité, leur capacité d'intégration avec les technologies existantes, le support technique offert, et d'autres.

Pour les producteurs, la clé réside dans la compréhension de la manière dont chaque technologie peut répondre à leurs défis immédiats et leurs défis stratégiques à long terme. La décision doit être alignée sur les objectifs de croissance et de durabilité de l'entreprise, tout en tenant compte des possibilités d'évolutivité future et de l'impact opérationnel de la technologie. Pour les fournisseurs, cette phase constitue un des points principaux et doit être abordée comme une évaluation de compatibilité. Un fournisseur doit comprendre les technologies qu'il propose, comment elles s'intègrent dans les systèmes et les capacités des utilisateurs. À mesure que les utilisateurs progressent dans leur processus décisionnel, les fournisseurs doivent pouvoir démontrer la valeur des technologies grâce à des études de cas réussies, des démonstrations pratiques et un cadre d'évaluation clair. Cela permet

aux producteurs d'apprécier comment ces technologies s'intègrent dans leurs opérations actuelles et soutiennent leur potentiel de développement à long terme.

L'approche basée sur les niveaux d'application technologique (surveillance, contrôle et prédiction), reflète une progression graduelle, à la fois en termes de complexité technologique qu'en termes de capacité à comprendre les bénéfices de manière quantifiable. L'idée selon laquelle des technologies plus simples, comme la surveillance, entraînent une amélioration moindre des performances par rapport à des technologies plus complexes, comme l'optimisation, repose sur les principes d'augmentation progressive de la complexité et de la fonctionnalité.

Le modèle mathématique proposé représente une contribution significative au cadre de prise de décision pour l'adoption de technologies avancées dans les serres intelligentes. Il dépasse les limites des approches traditionnelles grâce à une quantification précise de la relation entre coûts et bénéfices. L'utilisation d'indicateurs clés tels que le rendement de base, la surface productive et les coûts opérationnels, en combinaison avec un horizon temporel défini, permet de capturer les dynamiques évolutives du système. De plus, l'accent mis sur les dépendances technologiques aide à une intégration structurée et évolutive des solutions, réduisant ainsi les défis liés des problèmes d'incompatibilité future. En intégrant des simulations, le modèle permet d'évaluer des scénarios complexes et d'effectuer des ajustements en temps réel, répondant ainsi au besoin de décisions flexibles dans des environnements changeants. Cependant, ce modèle dépend de manière critique de la qualité des données utilisées, car sa capacité à fournir des résultats fiables est directement liée à une analyse rigoureuse et à une conversion précise des coûts et bénéfices en valeurs quantitatives.

## **6.2 Données du monde réel**

Les informations et analyses concrètes sur l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 en agriculture restent limitées et complexes, car une grande partie de la littérature manque de données quantitatives détaillées. Cette lacune complique les évaluations approfondies et les comparaisons des coûts, ainsi que l'estimation des bénéfices, en particulier pour les

petits et moyens producteurs. Selon Maretto, Faccio, & Battini. (2023), l'absence d'une approche standardisée pour l'évaluation économique de l'adoption des technologies numériques limite la comparabilité des résultats et empêche une compréhension complète de leurs impacts financiers (Maretto, Faccio, & Battini, 2023). Plusieurs études mettent en avant les avantages potentiels sans fournir de cadres de coûts robustes, ce qui laisse les décideurs sans directives claires pour élaborer des stratégies d'investissement. Cela souligne la nécessité d'une standardisation dans l'évaluation des coûts, un besoin également souligné dans d'autres secteurs de l'agriculture intelligente (Debauche et al., 2022; Tzounis et al., 2017).

La variabilité régionale complique davantage cette situation, en raison des différences entre les fournisseurs de technologies, les conditions économiques locales et les coûts de la main-d'œuvre. Comme le soulignent les études sur l'adoption de l'IoT Navarro et al., 2020, les fournisseurs de technologies proposent souvent des modèles de tarification, des niveaux de service et des exigences d'infrastructure variables, ce qui ajoute à la complexité des estimations de coûts fiables (Navarro et al., 2020). Les conditions économiques, telles que les prix de l'énergie et les coûts de la main-d'œuvre, en particulier dans les régions où l'agriculture dépend fortement de ressources externes, ajoutent une couche supplémentaire de variabilité (Farooq, Riaz, et al., 2022). Cette variabilité exige une évaluation au cas par cas lors de l'examen des alternatives d'investissement, comme le soulignent les études techno-économiques dans d'autres secteurs de haute technologie, tels que l'agriculture verticale (Zhuang et al., 2022) et les systèmes d'irrigation intelligente (Rayhana et al., 2020).

De plus, les différentes technologies numériques, allant des capteurs IoT à l'automatisation basée sur l'IA, présentent des structures de coûts distinctes, nécessitant une expertise technique spécifique pour leur installation et intégration (López-Riquelme et al., 2017; Sumalan et al., 2020). Pour les utilisateurs de serres, l'absence de modèles de coûts standardisés et comparables engendre une grande incertitude dans la planification financière, ce qui peut freiner l'adoption généralisée des technologies. Cette situation, combinée à l'évolution constante des technologies, appelle à un effort concerté de la part

des chercheurs et des acteurs de l'industrie pour développer des cadres plus unifiés permettant d'évaluer la viabilité économique des technologies intelligentes en agriculture.

### **6.3 Changement des coûts et bénéfices dans le temps**

Quand on examine la structure des coûts, on remarque qu'elle évolue de manière constante, notamment à moyen et long terme. Par exemple, le prix du matériel tend à diminuer avec le temps, à mesure que la technologie s'améliore grâce aux économies d'échelle (Mohr & Hürtgen, 2018). Dans le même temps, les coûts des logiciels peuvent continuer à augmenter au fur et à mesure que de nouvelles fonctionnalités et mises à jour sont développées (McKinsey Digital, 2015). Les coûts du matériel diminueront à moyen terme, mais les opérateurs doivent prévoir une augmentation des frais de licence et d'abonnement aux logiciels, ainsi que des coûts de formation continue et d'intégration.

À plus long terme, les coûts de maintenance pourraient se stabiliser à mesure que les systèmes deviennent plus fiables, bien que des mises à niveau périodiques et le remplacement du matériel obsolète soient toujours nécessaires. Ce paysage dynamique des coûts souligne la nécessité d'adopter une approche dynamique dans l'adoption des budgets ; la flexibilité financière doit aller de pair avec l'évolution des conditions. L'étude de Zhuang et al. (2022) a démontré que les économies d'échelle dans la construction d'usines végétales avec éclairage artificiel permettent de réduire considérablement les coûts unitaires à mesure que l'échelle de production augmente (Zhuang et al., 2022). Cette conclusion souligne la possibilité de réaliser des économies substantielles sur le matériel grâce à la mise à l'échelle, ce qui renforce l'importance de planifier à la fois la diminution des coûts du matériel et les dépenses variables liées aux logiciels et à l'exploitation.

Les bénéfices liés à l'adoption des technologies varient considérablement selon le type de technologie, le contexte d'application et le niveau de maturité. Par exemple, les technologies conçues pour répondre à des problèmes critiques, comme les systèmes automatisés d'irrigation ou de contrôle climatique, ont souvent tendance à générer des bénéfices initiaux élevés grâce à l'élimination rapide des inefficacités ou à la résolution de problèmes urgents dans les processus. Cependant, ces bénéfices tendent à se stabiliser

une fois qu'un état de fonctionnement optimal est atteint et peuvent même diminuer en l'absence de mises à jour continues ou d'un entretien adéquat. Ce contraste souligne l'importance d'adapter les stratégies d'adoption et d'évaluation aux caractéristiques spécifiques de chaque technologie et de son contexte d'application.

Par ailleurs, certaines technologies nécessitant une phase d'adaptation, comme l'intelligence artificielle ou l'analyse prédictive, génèrent souvent des bénéfices modestes au cours des premières années. Cette situation peut être attribuée aux courbes d'apprentissage et aux ajustements opérationnels nécessaires pour intégrer ces outils dans les processus existants. Cependant, une fois optimisées, ces technologies tendent à produire des bénéfices croissants, offrant ainsi des avantages durables à long terme. Dans cette perspective, Maretto, Faccio, & Battini. (2023) soulignent que l'impact économique des technologies numériques dépend en grande partie de leur niveau d'adoption et de maturité. Ces différences soulignent l'importance d'évaluer la rentabilité en tenant compte de la phase d'implantation, du type de technologie et du potentiel de stabilisation ou de décroissance des bénéfices au fil du temps.

En complément, les bénéfices peuvent présenter des comportements plus complexes, tels qu'une croissance exponentielle ou des fluctuations significatives dues à des facteurs externes. Par exemple, l'évolutivité de certaines technologies permet une croissance cumulative des bénéfices lorsqu'elles sont déployées dans différentes zones ou intégrées à d'autres technologies. Dans ce contexte, les bénéfices ne se contentent pas de s'additionner, mais se renforcent mutuellement, créant un effet synergique où l'interaction de plusieurs technologies génère des améliorations bien supérieures à la simple somme de leurs bénéfices individuels. Geißler et al. (2019) discutent également de l'effet synergique entre différentes technologies de l'Industrie 4.0, soulignant que leur intégration peut améliorer considérablement les performances globales en générant des impacts interconnectés bien supérieurs aux attentes initiales.

Ce type de croissance peut être exponentiel dans ses premières phases, chaque nouvelle technologie ou extension augmentant considérablement les performances globales du

système, ce qui porte les bénéfices à des niveaux bien supérieurs qu'aux attentes initiales. Cependant, cette croissance rapide tend à se stabiliser avec le temps, atteignant un niveau de saturation lorsque le système a déjà optimisé la majorité de ses composants et que les améliorations supplémentaires deviennent marginales. À l'inverse, les bénéfices peuvent fluctuer en raison de facteurs externes, tels que des variations du marché, des perturbations dans la chaîne d'approvisionnement ou des événements climatiques extrêmes, qui influencent l'efficacité prévue. Ces variations soulignent l'importance d'intégrer des modèles de sensibilité et d'analyse des risques dans l'évaluation de la rentabilité, en tenant compte à la fois de l'éventail des bénéfices estimés et des coûts indirects associés.

## **6.4 Rôle de l'IA**

Dans la prochaine génération de serres, le rôle de l'IA va transformer de manière significative la structure des coûts. Les systèmes pilotés par l'IA amélioreront l'automatisation, optimiseront l'utilisation des ressources et prendront de meilleures décisions grâce à l'analytique prédictive, l'automatisation du contrôle climatique et la gestion de la santé des cultures. L'intégration des technologies d'IA peut engendrer des coûts initiaux élevés. Cependant, l'un des défis majeurs actuels est le manque de données de qualité pour entraîner les modèles d'IA et l'absence d'apprentissage automatique. Cette pénurie de données augmente les coûts initiaux, nécessitant du temps pour accumuler suffisamment d'informations ou augmente l'utilisation de technologies de génération de données synthétiques pour surmonter cette limitation (Morales-García et al., 2023).

Ces technologies devraient apporter des avantages considérables en matière d'efficacité des ressources et d'augmentation des rendements, conduisant à des économies de coûts significatives (Maraveas, 2022). La structure des coûts devrait évoluer vers des dépenses en capital plus élevées pour la mise en œuvre et l'intégration des systèmes, tandis que les dépenses opérationnelles diminueraient grâce à une efficacité accrue et à une automatisation renforcée. Cependant, cela pourrait également entraîner des coûts de maintenance plus élevée, car ces systèmes d'IA nécessitent une maintenance et des mises à jour spécifiques. À long terme, ces coûts devraient diminuer avec la maturité et la



démocratisation des technologies d'IA, rendant ces solutions plus accessibles aux exploitants de serres de petite et moyenne taille.

## **6.5 Intensité technologique**

Le niveau de technologie a un impact considérable sur le degré et la structure des éléments de coût impliqués. À mesure que l'intégration technologique augmente et que le développement se renforce, les coûts se répartissent progressivement entre différents aspects. Par exemple, dans les serres ayant peu de technologies, une grande partie des dépenses est consacrée aux matières premières et aux coûts de main-d'œuvre. L'investissement y est relativement faible, bien que le coût de production reste élevé en raison de la nécessité d'une intervention humaine.

Une automatisation accrue entraîne un investissement initial en capital beaucoup plus important pour l'acquisition, l'intégration et la personnalisation de systèmes avancés, tels que le contrôle climatique automatisé et les réseaux de capteurs. Dans les serres hautement technologiques utilisant l'IA et l'IoT, les investissements initiaux se concentrent principalement sur l'acquisition et l'intégration du matériel et des logiciels, ce qui entraîne une réduction des coûts de main-d'œuvre grâce à une moindre implication humaine. Cependant, les coûts opérationnels peuvent augmenter, notamment en raison des licences logicielles, des mises à jour des systèmes d'IA et des besoins en formation continue du personnel. Les coûts de maintenance spécialisée, bien qu'élevés dans un premier temps, tendent à diminuer et à se stabiliser à mesure que les systèmes gagnent en fiabilité et que le personnel acquiert l'expertise nécessaire pour leur gestion.

## **6.6 Limités de l'étude et perspectives**

### **6.6.1 Qualité et disponibilité des données**

L'une des principales limitations de cette étude est l'absence de données quantitatives détaillées sur les structures de coûts et bénéfices liés à l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 dans le secteur agricole. Bien que l'article propose une analyse de la littérature, l'absence de données empiriques spécifiques empêche une comparaison plus

précise et représentative (renforçant ainsi la nécessité de données robustes) des coûts ou bénéfices entre différentes technologies. Cette limitation restreint la capacité de l'étude à fournir des estimations plus exactes et généralisables pour divers scénarios comme le type de serres, la région, etc. En particulier, les coûts spécifiques associés à l'intégration de technologies émergentes telles que l'IA et l'IoT n'ont pas encore été bien documentés dans les contextes agricoles.

Il est donc recommandé que les recherches futures se concentrent sur la collecte de données quantitatives liées aux coûts et aux bénéfices de l'adoption des technologies de l'Industrie 4.0 dans les serres à travers différentes régions à travers un large éventail de fournisseurs de technologies, afin de constituer un ensemble de données représentatif. De plus, il serait utile que les études explorent des analyses de coûts régionales, en tenant compte de variables telles que les coûts de la main-d'œuvre, les conditions économiques locales, les contraintes climatiques et la variabilité des prix entre les fournisseurs. L'intégration de ces données avec des analyses de rentabilité et des modèles économiques contribuerait à une compréhension plus approfondie des coûts et des avantages associés à l'adoption des technologies intelligentes en agriculture, améliorant ainsi la pertinence des recommandations pour les décideurs.

### **6.6.2 Évaluation dynamique des bénéfices et coûts**

Dans cette approche, la limitation réside dans la simplification effectuée en supposant des augmentations constantes tant des coûts que des bénéfices à des fins de validation initiale au moyen de simulations hypothétiques. Bien que cette décision facilite la comparaison entre différents scénarios technologiques dans des conditions contrôlées, elle ne reflète pas adéquatement l'évolution réelle de ces paramètres dans des contextes opérationnels. En pratique, les bénéfices et les coûts issus de la numérisation et de l'automatisation peuvent se manifester de manière irrégulière et non linéaire.

Cette étude reconnaît que les bénéfices générés par ces technologies sont dynamiques et évoluent au fil du temps. Cette évolution est influencée par des facteurs tels que

l'apprentissage lié à l'utilisation des technologies, leur maturation, les synergies entre les solutions mises en œuvre et les conditions changeantes de l'environnement, entre autres. Le modèle économique proposé intègre cette dimension temporelle en considérant un horizon d'analyse de plusieurs années, représenté par la variable  $T$ . De plus, l'inclusion du coefficient  $(\eta_i)$  permet de modéliser les variations  $(t)$  du rendement de base, reflétant ainsi la possibilité que l'impact de la technologie évolue dans le temps à mesure qu'elle est adoptée.

Cependant, pour la phase de validation à l'aide de simulations hypothétiques, la méthodologie a été simplifiée en supposant des améliorations constantes en pourcentage pour chaque scénario technologique. Bien que cette simplification ait fourni une base méthodologique initiale pour l'analyse coût-bénéfice, elle ne rend pas compte de toute la complexité liée à l'évolution des bénéfices technologiques. En pratique, certaines technologies peuvent avoir un impact limité aux premières étapes et croître avec le temps, tandis que d'autres peuvent générer des bénéfices immédiats qui se stabilisent ou diminuent par la suite. De plus, l'interaction entre les technologies peut engendrer des effets de synergie non capturés, tout comme la dépendance entre technologies (comme le mentionne le modèle avec la contrainte  $\mathbf{x}^i \leq \mathbf{x}^j$ ), qui implique que les bénéfices d'une technologie avancée peuvent dépendre de la mise en œuvre préalable d'autres solutions.

Bien que le modèle mathématique reconnaisse également que les coûts évoluent avec le temps, il est important d'approfondir les implications de cette dynamique pour la prise de décisions stratégiques. La tendance à la diminution des prix du matériel avec l'avancée technologique et les économies d'échelle constitue un facteur positif susceptible de réduire les barrières à l'entrée au fil du temps. Toutefois, cette perspective doit être équilibrée avec les différents éléments mentionnés dans la cartographie, tels que la nécessité de mises à jour, le remplacement d'équipements obsolètes et d'éventuels investissements dans de nouvelles infrastructures. Ce qui implique que le CAPEX ne constitue pas un investissement unique, mais plutôt une série de dépenses tout au long du cycle de vie de la technologie.

Quant aux OPEX, la simplification consistant à les considérer constants, comme cela a été fait dans les exemples de scénarios, ne reflète pas la réalité des coûts. L'introduction de technologies plus complexes ou l'expansion de l'infrastructure numérique peut entraîner des augmentations des coûts liés aux logiciels, aux services cloud, à la cybersécurité ainsi qu'au besoin de formation continue du personnel.

### **6.6.3 Collaboration et gestion de l'incertitude**

Pour améliorer la précision des estimations selon le modèle mathématique, il est recommandé d'impliquer des experts et des fournisseurs dans la poursuite du développement du modèle. Ces acteurs possèdent une expertise approfondie des technologies, incluant les facteurs d'intégration, les éléments nécessaires au développement, les cycles de vie, les modalités de mise en œuvre et les exigences de maintenance. L'instauration de mécanismes de création avec ces parties prenantes permettrait d'identifier plus efficacement les obstacles potentiels et d'ajuster le modèle en conséquence.

Les recherches futures doivent se concentrer sur le développement de méthodologies permettant de saisir avec une plus grande précision les évolutions temporelles. Cela implique également d'explorer l'intégration d'analyses d'incertitude pour évaluer les facteurs externes, dans ce cas spécifique, dans la province du Québec. Une telle analyse devrait considérer des éléments tels que les conflits géopolitiques (guerres commerciales et tarifaires), les fluctuations réglementaires (normes commerciales et migratoires), les fluctuations du marché, les perturbations de la chaîne d'approvisionnement, les bouleversements technologiques pertinents, ainsi que les variations significatives des coûts énergétiques, la disponibilité, le coût de la main-d'œuvre, etc. L'intégration de ces facteurs permettrait d'élaborer des modèles économiques plus réalistes et adaptatifs, capables d'appuyer des décisions stratégiques plus solides face à un environnement opérationnel incertain.

#### **6.6.4 Indicateurs clés de performance**

Une amélioration significative consisterait à affiner l'analyse coûts-bénéfices en développant des indicateurs spécifiques traduisant quantitativement les coûts cachés et les coûts d'opportunité. L'établissement de métriques dédiées permettrait d'évaluer plus précisément l'impact économique global, incluant les effets indirects et cumulatifs de l'adoption technologique. Des travaux ultérieurs pourraient, par exemple, s'attacher à concevoir des indicateurs capables de mesurer le coût d'opportunité associé au non-recours aux technologies avancées, offrant ainsi une vision plus nuancée de l'écart de performance par rapport aux solutions de base. De surcroît, l'élaboration de KPI tenant compte du degré de maturité de l'adoption technologique et de son efficacité opérationnelle permettrait de mieux apprécier les progrès réalisés dans le temps. Comme le souligne Joppen et al. (2019), la numérisation et l'exploitation intensive des données créent de nouvelles opportunités pour optimiser la planification et la production, mais les indicateurs traditionnels se révèlent insuffisants pour saisir pleinement l'ampleur et la nature de ces transformations.

Au-delà de la simple mesure statique, l'intégration de facteurs temporels et dynamiques apparaît cruciale. Un cadre méthodologique adapté pourrait, en incorporant des mesures temporellement sensibles, refléter l'évolution des bénéfices et l'accumulation progressive des impacts. Cette approche flexible et révisable, alignée sur une stratégie d'implémentation adaptable, offrirait une meilleure prise en compte des réalités opérationnelles et soutiendrait la mise à jour régulière des pourcentages et pondérations attribués, à mesure que les technologies évoluent et s'intègrent dans l'écosystème de production.

## CONCLUSION

La conclusion de ce travail met en lumière l'importance d'adopter une approche structurée et progressive pour l'implémentation des technologies avancées de l'Industrie 4.0 dans le secteur agricole. Le cadre proposé, incluant une cartographie détaillée des coûts et un modèle mathématique pour évaluer la viabilité de l'adoption technologique, offre un outil aux producteurs agricoles. Cependant, il est souligné que ces outils ne remplacent pas le jugement et l'expérience des producteurs ou des fournisseurs, mais servent de soutien à la prise de décision. Cet accent sur le rôle des acteurs humains dans le processus reflète la nécessité d'intégrer les connaissances techniques aux réalités du terrain et aux capacités économiques des agriculteurs.

Le modèle économico-mathématique développé répond au besoin d'un outil permettant de prendre des décisions en intégrant les coûts et les bénéfices dans un cadre quantitatif, afin de justifier l'adoption de technologies dans les serres intelligentes. Sa principale contribution réside dans sa capacité à traduire des relations conceptuelles, telles que l'équilibre entre investissement et retour sur investissement, en projections tangibles reflétant l'impact économique à long terme. En permettant la simulation de scénarios et l'évaluation de configurations technologiques, le modèle offre un support stratégique pour optimiser les ressources, identifier les technologies les plus rentables et aligner les décisions avec des objectifs économiques concrets.

L'importance d'une approche progressive dans l'adoption des technologies est particulièrement pertinente pour les petites installations ou celles ayant de faibles rendements initiaux. Dans ce contexte, il est plus viable de commencer par des solutions technologiques matures et éprouvées, ne nécessitant pas un investissement initial élevé, avant de s'engager dans des implémentations plus complexes qui doivent être adaptées aux processus uniques de l'entreprise. Cette approche permet une intégration graduelle des améliorations, en s'appuyant sur des technologies déjà validées dans des applications

pratiques. De manière complémentaire, les petites serres avec de faibles rendements initiaux devraient d'abord se concentrer sur l'amélioration de l'efficacité des systèmes de base, tels que l'infrastructure, les systèmes de contrôle et des éléments critiques comme la ventilation, le chauffage, la climatisation, l'éclairage et l'irrigation, avant d'envisager des investissements plus complexes dans des technologies avancées, telles que l'automatisation totale ou l'intelligence artificielle.

Concernant les bénéfices, tout comme les coûts, ils ne sont pas des valeurs fixes. Certains se concrétisent immédiatement, tandis que d'autres nécessitent du temps et une maturité technologique pour se consolider. Cela impose une analyse intégrant des éléments temporels et évolutifs, permettant d'ajuster les projections en fonction de la réalité opérationnelle et du niveau d'adoption technologique. Le cadre d'évaluation doit également être capable d'identifier comment les technologies contribuent de manière différenciée au rendement et à la rentabilité. Cela implique de reconnaître des bénéfices qui restent implicites ou sous-estimés, tel que les opportunités stratégiques et les améliorations organisationnelles.

La recherche souligne également que ce cadre ne doit pas être considéré comme une solution définitive, mais plutôt comme un point de départ pour des recherches futures approfondissant les limitations économiques actuelles. La conclusion critique de ce travail est que, bien que les premiers pas vers la construction d'une méthodologie aient été franchis, un effort continu et multidisciplinaire est nécessaire pour perfectionner et élargir ces approches, y compris des cadres quantifiant les différents éléments des coûts et des bénéfices des technologies. Ainsi, les recherches futures doivent se concentrer sur la collecte de données réelles pour soutenir les outils d'aide à la décision. Des aspects tels que les différences régionales, les fluctuations des prix du matériel et des logiciels, ainsi que l'essor de l'intelligence artificielle joueront un rôle clé dans la détermination de la viabilité économique de ces technologies. Une compréhension plus approfondie de ces facteurs financiers aidera les agriculteurs et les autres acteurs du secteur à prendre des décisions plus éclairées et stratégiques concernant l'adoption des technologies pour l'agriculture intelligente.

## LISTE DES RÉFÉRENCES

- Abbasi, R., Martinez, P., & Ahmad, R. (2022). The digitization of agricultural industry – a systematic literature review on agriculture 4.0. *Smart Agricultural Technology*, 2, 100042. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100042>
- Abdelmadjid, M. K., Noureddine, S., Amina, B., Khelifa, B., Tariq, B., & Boubakeur, L. (2022). IoT and WSNs Technology for Control in the Greenhouse Agriculture - Review. *2022 3rd International Conference on Embedded & Distributed Systems (EDiS)*, 136–141. <https://doi.org/10.1109/EDiS57230.2022.9996500>
- Achour, Y., Ouammi, A., & Zejli, D. (2021). Technological progresses in modern sustainable greenhouses cultivation as the path towards precision agriculture. In *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (Vol. 147). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111251>
- Achour, Y., Ouammi, A., Zejli, D., & Sayadi, S. (2020). Supervisory Model Predictive Control for Optimal Operation of a Greenhouse Indoor Environment Coping With Food-Energy-Water Nexus. *IEEE Access*, 8, 211562–211575. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3037222>
- Agriculture et Agroalimentaire Canada (AAC). (2022). *Aperçu statistique de l'industrie canadienne des légumes de serre et des champignons*.
- Ahamed, M. S., Guo, H., & Tanino, K. (2018). Energy-efficient design of greenhouse for Canadian Prairies using a heating simulation model. *International Journal of Energy Research*, 42(6), 2263–2272. <https://doi.org/10.1002/er.4019>
- Almeida, R. P., Ayala, N. F., Benitez, G. B., Kliemann Neto, F. J., & Frank, A. G. (2023). How to assess investments in industry 4.0 technologies? A multiple-criteria framework for economic, financial, and sociotechnical factors. *Production Planning & Control*, 34(16), 1583–1602. <https://doi.org/10.1080/09537287.2022.2035445>



- Araújo, S. O., Peres, R. S., Barata, J., Lidon, F., & Ramalho, J. C. (2021). Characterising the Agriculture 4.0 Landscape—Emerging Trends, Challenges and Opportunities. *Agronomy*, 11(4), 667. <https://doi.org/10.3390/agronomy11040667>
- Arnold, L., Jöhnk, J., Vogt, F., & Urbach, N. (2022). IIoT platforms' architectural features – a taxonomy and five prevalent archetypes. *Electronic Markets*, 32(2), 927–944. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00520-0>
- Asci, S., VanSickle, J. J., & Cantliffe, D. J. (2014). Risk in investment decision making and greenhouse tomato production expansion in Florida. *International Food and Agribusiness Management Review*, 17(4), 1–26.
- Avşar, E., & Mowla, Md. N. (2022). Wireless communication protocols in smart agriculture: A review on applications, challenges and future trends. *Ad Hoc Networks*, 136, 102982. <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2022.102982>
- Badji, A., Benseddik, A., Bensaha, H., Boukhelifa, A., & Hasrane, I. (2022). Design, technology, and management of greenhouse: A review. *Journal of Cleaner Production*, 373, 133753. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.133753>
- Bajaj, K. (2023). *Canada's fruit & vegetable supply at sub-national scale : A first step to understanding vulnerabilities to climate change* (Issue June).
- Baumont de Oliveira, F. J., Ferson, S., Dyer, R. A. D., Thomas, J. M. H., Myers, P. D., & Gray, N. G. (2022). How High Is High Enough? Assessing Financial Risk for Vertical Farms Using Imprecise Probability. *Sustainability*, 14(9), 5676. <https://doi.org/10.3390/su14095676>
- Bersani, C., Ouammi, A., Sacile, R., & Zero, E. (2020). Model Predictive Control of Smart Greenhouses as the Path towards Near Zero Energy Consumption. *Energies*, 13(14), 3647. <https://doi.org/10.3390/en13143647>
- Bersani, C., Ruggiero, C., Sacile, R., Soussi, A., & Zero, E. (2022). Internet of Things Approaches for Monitoring and Control of Smart Greenhouses in Industry 4.0. *Energies*, 15(10), 3834. <https://doi.org/10.3390/en15103834>

- Bhoi, S. K., Jena, K. K., Panda, S. K., Long, H. V., Kumar, R., Subbulakshmi, P., & Jebreen, H. Bin. (2021). An Internet of Things assisted Unmanned Aerial Vehicle based artificial intelligence model for rice pest detection. *Microprocessors and Microsystems*, 80. <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103607>
- Burek, S. A. M., Norton, B., & Probert, S. D. (1987). Air-Supported Greenhouses. In *Applied Energy* (Vol. 26).
- CECPA. (2021). *Portrait technico-économique de la production de tomates, de concombres et de laitues en culture abritée de petite et de moyenne tailles*. [www.cecpa.qc.ca](http://www.cecpa.qc.ca)
- Cohen, A., Seguin, R., & Duchemin, É. (2021). *Portrait filière : production maraîchère urbaine en serre sur toit ou au sol au Québec, Canada et dans le monde*.
- Collado, E., Valdés, E., García, A., & Sáez, Y. (2021). Design and implementation of a low-cost IoT-based agroclimatic monitoring system for greenhouses. *AIMS Electronics and Electrical Engineering*, 5(4), 251–283. <https://doi.org/10.3934/electreng.2021014>
- Conseil de l'innovation du Québec. (2023). *Analyse sectorielle pilote Culture en serre*. [https://lebarometre.ca/wp-content/uploads/2023/09/Rapport-sectoriel-Culture\\_en\\_serre.pdf](https://lebarometre.ca/wp-content/uploads/2023/09/Rapport-sectoriel-Culture_en_serre.pdf)
- Costa, E., Martins, M. B., Vendruscolo, E. P., Silva, A. G. da, Zoz, T., Binotti, F. F. da S., Witt, T. W., & Seron, C. de C. (2020). Greenhouses within the Agricultura 4.0 interface. *REVISTA CIÊNCIA AGRONÔMICA*, 51(5). <https://doi.org/10.5935/1806-6690.20200089>
- Debauche, O., Mahmoudi, S., Manneback, P., & Lebeau, F. (2022). Cloud and distributed architectures for data management in agriculture 4.0: Review and future trends. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(9), 7494–7514. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.09.015>
- Deloitte. (2018). *Using smart sensors to drive supply chain innovation*.

- Dhanaraju, M., Chenniappan, P., Ramalingam, K., Pazhanivelan, S., & Kaliaperumal, R. (2022). Smart Farming: Internet of Things (IoT)-Based Sustainable Agriculture. *Agriculture*, 12(10), 1745. <https://doi.org/10.3390/agriculture12101745>
- Durmanov, A., Farmanov, T., Nazarova, F., Khasanov, B., Karakulov, F., Saidaxmedova, N., Mamatkulov, M., Madumarov, T., Kurbanova, K., Mamasadikov, A., & Kholmatov, Z. (2024). Effective Economic Model for Greenhouse Facilities Management and Digitalization. *Journal of Human, Earth, and Future*, 5(2), 187–204. <https://doi.org/10.28991/HEF-2024-05-02-04>
- ElBeheiry, N., & Balog, R. S. (2023). Technologies Driving the Shift to Smart Farming: A Review. *IEEE Sensors Journal*, 23(3), 1752–1769. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2022.3225183>
- Elijah, O., Rahman, T. A., Orikumhi, I., Leow, C. Y., & Hindia, M. H. D. N. (2018). An Overview of Internet of Things (IoT) and Data Analytics in Agriculture: Benefits and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 5(5), 3758–3773. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2844296>
- Farooq, M. S., Javid, R., Riaz, S., & Atal, Z. (2022). IoT Based Smart Greenhouse Framework and Control Strategies for Sustainable Agriculture. *IEEE Access*, 10, 99394–99420. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3204066>
- Farooq, M. S., Riaz, S., Abid, A., Abid, K., & Naeem, M. A. (2019). A Survey on the Role of IoT in Agriculture for the Implementation of Smart Farming. *IEEE Access*, 7, 156237–156271. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2949703>
- Farooq, M. S., Riaz, S., Helou, M. A., Khan, F. S., Abid, A., & Alvi, A. (2022). Internet of Things in Greenhouse Agriculture: A Survey on Enabling Technologies, Applications, and Protocols. *IEEE Access*, 10, 53374–53397. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3166634>
- Frank, A. G., Dalenogare, L. S., & Ayala, N. F. (2019). Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. *International Journal of*

- Production Economics*, 210(January), 15–26.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.004>
- Garrity, J. (2015). Harnessing the Internet of Things for Global Development. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2588129>
- Geißler, A., Häckel, B., Voit, C., & Übelhör, J. (2019). *Structuring the Anticipated Benefits of the Fourth Industrial Revolution*.
- 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>
- Gerber, A., & Romeo, J. (2017). *Choosing the best hardware for your next IoT project*. <https://developer.ibm.com/articles/iot-lp101-best-hardware-devices-iot-project/>
- Golzar, F., Heeren, N., Hellweg, S., & Roshandel, R. (2021). Optimisation of energy-efficient greenhouses based on an integrated energy demand-yield production model. *Biosystems Engineering*, 202, 1–15.  
<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.11.012>
- Gouvernement du Québec. (2023). *Culture des fruits et légumes de serre (serriculture)*. <https://www.quebec.ca/agriculture-environnement-et-ressources-naturelles/agriculture/industrie-agricole-au-quebec/productions-agricoles/culture-fruits-legumes-serre-serriculture>
- Hamzeh, R., & Xu, X. (2019). Technology selection methods and applications in manufacturing: A review from 1990 to 2017. *Computers and Industrial Engineering*, 138. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106123>
- Hati, A. J., & Singh, R. R. (2021). Smart Indoor Farms: Leveraging Technological Advancements to Power a Sustainable Agricultural Revolution. *AgriEngineering*, 3(4), 728–767. <https://doi.org/10.3390/agriengineering3040047>
- Hemming, S., de Zwart, F., Elings, A., Righini, I., & Petropoulou, A. (2019). Remote Control of Greenhouse Vegetable Production with Artificial Intelligence—

- Greenhouse Climate, Irrigation, and Crop Production. *Sensors*, 19(8), 1807. <https://doi.org/10.3390/s19081807>
- Henshaw, P. (2017). Modelling changes to an unheated greenhouse in the Canadian subarctic to lengthen the growing season. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 24, 31–38. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2016.12.004>
- Hossain, M. I., & Markendahl, J. I. (2021). Comparison of LPWAN Technologies: Cost Structure and Scalability. *Wireless Personal Communications*, 121(1), 887–903. <https://doi.org/10.1007/s11277-021-08664-0>
- Howard, D. A., Ma, Z., Veje, C., Clausen, A., Aaslyng, J. M., & Jørgensen, B. N. (2021). Greenhouse industry 4.0 – digital twin technology for commercial greenhouses. *Energy Informatics*, 4(S2), 37. <https://doi.org/10.1186/s42162-021-00161-9>
- Hydro-Québec. (2023). *Option d'électricité additionnelle pour l'éclairage de photosynthèse ou le chauffage des espaces destinés à la culture de végétaux*. <https://www.hydroquebec.com/residentiel/espace-clients/tarifs/option-electricite-additionnelle-vegetaux.html>
- Hydro-Québec. (2024). *What happens when electricity use exceeds the grid's capacity?* <https://www.hydroquebec.com/residential/energy-wise/offers-to-save-this-winter/grid-capacity.html>
- Hydro-Québec. (2025). *Aide financière pour les Serres innovantes*. <https://www.hydroquebec.com/affaires/economies-energie-entreprise/solutions-efficaces-entreprises-agricoles/serres-innovantes.html>
- Ivus, M., Matthews, M., Snider, N., Taillon, P., & Watson, M. (2021). *Les technologies agricoles canadiennes: Semer l'avenir*. [www.ictc-ctic.ca](http://www.ictc-ctic.ca)
- Jain, M., Soni, G., Verma, D., Baraiya, R., & Ramtiyal, B. (2023). Selection of Technology Acceptance Model for Adoption of Industry 4.0 Technologies in Agri-Fresh Supply Chain. *Sustainability (Switzerland)*, 15(6), 1–20. <https://doi.org/10.3390/su15064821>

- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., & Suman, R. (2022). Enhancing smart farming through the applications of Agriculture 4.0 technologies. *International Journal of Intelligent Networks*, 3(August), 150–164. <https://doi.org/10.1016/j.ijin.2022.09.004>
- Joppen, R., von Enzberg, S., Gundlach, J., Kühn, A., & Dumitrescu, R. (2019). Key performance indicators in the production of the future. *Procedia CIRP*, 81, 759–764. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.190>
- Josée Robitaille. (2022). *LE MARCHÉ DES FRUITS ET LÉGUMES DE SERRE AU QUÉBEC*.  
[https://www.mapaq.gouv.qc.ca/SiteCollectionDocuments/Bioclips/BioClips2022/Volume\\_30\\_no34.pdf](https://www.mapaq.gouv.qc.ca/SiteCollectionDocuments/Bioclips/BioClips2022/Volume_30_no34.pdf)
- Josée Robitaille, Annie Beaudoin, & Julie Ouellet. (2022). *Le marché des fruits et légumes de serre au Québec*.  
[https://www.mapaq.gouv.qc.ca/SiteCollectionDocuments/Bioclips/BioClips+\\_2022%20Volume23\\_numero2.pdf](https://www.mapaq.gouv.qc.ca/SiteCollectionDocuments/Bioclips/BioClips+_2022%20Volume23_numero2.pdf)
- Jung, D.-H., Kim, H. S., Jhin, C., Kim, H.-J., & Park, S. H. (2020). Time-serial analysis of deep neural network models for prediction of climatic conditions inside a greenhouse. *Computers and Electronics in Agriculture*, 173, 105402. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105402>
- Kahraman, C., & Haktanır, E. (2024). Fuzzy Benefit/Cost Analysis. In C. Kahraman & E. Haktanır (Eds.), *Fuzzy Investment Decision Making with Examples* (pp. 103–115). Springer Nature Switzerland. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-54660-0\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-031-54660-0_7)
- Karanisa, T., Achour, Y., Ouammi, A., & Sayadi, S. (2022). Smart greenhouses as the path towards precision agriculture in the food-energy and water nexus: case study of Qatar. *Environment Systems and Decisions*, 42(4), 521–546. <https://doi.org/10.1007/s10669-022-09862-2>

- Kour, V. P., & Arora, S. (2020). Recent Developments of the Internet of Things in Agriculture: A Survey. *IEEE Access*, 8, 129924–129957. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3009298>
- Kraus, P., Kappl, J., & Schlegel, D. (2024). To invest or not to invest in digital initiatives? An exploratory examination of procedures, evaluation criteria and barriers. *Digital Transformation and Society*. <https://doi.org/10.1108/DTS-02-2024-0004>
- Kumar, N. S. (2019). *Service delivery cost analysis of IoT platforms* [SECOND CYCLE]. KTH ROYAL INSTITUTE OF TECHNOLOGY.
- Labrecque, J., Mundler, P., Peignier, I., Poitevin, M., Rousseau, H.-P., Royer, A., Tamini, L. D., Bezzaz, M., Brisebois-Lacoste, E., Mondin, C., & Panot, M. (2020). *Relance de l'économie et autonomie alimentaire: Éléments de réflexions*.
- LaPlante, G., Andrekovic, S., Young, R. G., Kelly, J. M., Bennett, N., Currie, E. J., & Hanner, R. H. (2021). Canadian Greenhouse Operations and Their Potential to Enhance Domestic Food Security. *Agronomy*, 11(6), 1229. <https://doi.org/10.3390/agronomy11061229>
- Lemay, M. A., Boggs, J., & Conteh, C. (2021). *Preliminary Findings of a Provincial Survey on the Adoption of Automation & Robotics Technologies in Ontario's Agriculture Sector*. <https://brocku.ca/niagara-community-observatory/wp-content/uploads/sites/117/BROCK-NCO-Working-Paper-WEB-FINAL.pdf>
- Lentz, W. (1998). Model applications in horticulture: a review. *Scientia Horticulturae*, 74(1–2), 151–174. [https://doi.org/10.1016/S0304-4238\(98\)00085-5](https://doi.org/10.1016/S0304-4238(98)00085-5)
- Liu, Y., Ma, X., Shu, L., Hancke, G. P., & Abu-Mahfouz, A. M. (2021). From Industry 4.0 to Agriculture 4.0: Current Status, Enabling Technologies, and Research Challenges. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(6), 4322–4334. <https://doi.org/10.1109/TII.2020.3003910>
- López-Riquelme, J. A., Pavón-Pulido, N., Navarro-Hellín, H., Soto-Valles, F., & Torres-Sánchez, R. (2017). A software architecture based on FIWARE cloud for Precision

- Agriculture. *Agricultural Water Management*, 183, 123–135.  
<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.10.020>
- Love, P. E. D., & Matthews, J. (2019). The ‘how’ of benefits management for digital technology: From engineering to asset management. *Automation in Construction*, 107(August). <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.102930>
- Love, P. E. D., Simpson, I., Hill, A., & Standing, C. (2013). From justification to evaluation: Building information modeling for asset owners. *Automation in Construction*, 35, 208–216. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2013.05.008>
- Maffezzoli, F., Ardolino, M., Bacchetti, A., Perona, M., & Renga, F. (2022). Agriculture 4.0: A systematic literature review on the paradigm, technologies and benefits. *Futures*, 142(June 2021), 102998. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2022.102998>
- Mahloo, M., Soares, J. M., & Roozbeh, A. (2017). Techno-economic framework for cloud infrastructure: a cost study of resource disaggregation. *Proceedings of the 2017 Federated Conference on Computer Science and Information Systems, FedCSIS 2017*, 733–742. <https://doi.org/10.15439/2017F111>
- MAPAQ. (2018). *Portrait-diagnostic sectoriel des légumes de serre au québec*.
- Maraveas, C. (2022). Incorporating Artificial Intelligence Technology in Smart Greenhouses: Current State of the Art. *Applied Sciences*, 13(1), 14. <https://doi.org/10.3390/app13010014>
- Maraveas, C., Piromalis, D., Arvanitis, K. G., Bartzanas, T., & Loukatos, D. (2022). Applications of IoT for optimized greenhouse environment and resources management. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198(January), 106993. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106993>
- Maretto, L., Faccio, M., & Battini, D. (2023). The adoption of digital technologies in the manufacturing world and their evaluation: A systematic review of real-life case studies and future research agenda. *Journal of Manufacturing Systems*, 68, 576–600. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.05.009>



- Maretto, L., Faccio, M., Battini, D., & Granata, I. (2023). *Models for the cost-benefit analysis of digitalization and Industry 4.0: a systematic literature review*.
- McKinsey Digital. (2015). *Industry 4.0 How to navigate digitization of the manufacturing sector*.
- Microsoft and IoT Analytics. (2023). *Digital Operations Signals.-Industrial IoT Solution Spotlight*.
- 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>
- Mohr, N., & Hürtgen, H. (2018). *Achieving business impact with data*.
- Monsreal-Barrera, M. M., Cruz-Mejia, O., Ozkul, S., & Saucedo-Martínez, J. A. (2019). An optimization model for investment in technology and government regulation. *Wireless Networks*, 26(7), 4929–4941. <https://doi.org/10.1007/s11276-019-01958-z>
- Morales-García, J., Bueno-Crespo, A., Terroso-Sáenz, F., Arcas-Túnez, F., Martínez-España, R., & Cecilia, J. M. (2023). Evaluation of synthetic data generation for intelligent climate control in greenhouses. *Applied Intelligence*, 53(21), 24765–24781. <https://doi.org/10.1007/s10489-023-04783-2>
- Munier, N. (2011). *A Strategy for Using Multicriteria Analysis in Decision-Making* (Issue 112). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-007-1512-7>
- Nasrollahi, H., Ahmadi, F., Ebadollahi, M., Najafi Nobar, S., & Amidpour, M. (2021). The greenhouse technology in different climate conditions: A comprehensive energy-saving analysis. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 47(July), 101455. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101455>
- Navarro, E., Costa, N., & Pereira, A. (2020). A Systematic Review of IoT Solutions for Smart Farming. *Sensors*, 20(15), 4231. <https://doi.org/10.3390/s20154231>

- Nemali, K. (2022). History of Controlled Environment Horticulture: Greenhouses. *HortScience*, 57(2), 239–246. <https://doi.org/10.21273/HORTSCI16160-21>
- Novák, P., & Popesko, B. (2014). Cost Variability and Cost Behaviour in Manufacturing Enterprises. *ECONOMICS & SOCIOLOGY*, 7(4), 89–103. <https://doi.org/10.14254/2071-789X.2014/7-4/6>
- Nugroho, A. P., Nasrul, R. M., Sutiarso, L., Falah, M. A. F., & Dzaky, M. A. F. (2024). Evaluating Smart Greenhouse Viability Through Engineering Design and Software Cost Modelling. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1290(1), 012012. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1290/1/012012>
- Pelletier, F., & Godbout, S. (2017). *Consommation d'énergie et émissions de gaz à effet de serre en production serricole au Québec*.
- Quy, V. K., Hau, N. Van, Anh, D. Van, Quy, N. M., Ban, N. T., Lanza, S., Randazzo, G., & Muzirafuti, A. (2022). IoT-Enabled Smart Agriculture: Architecture, Applications, and Challenges. *Applied Sciences*, 12(7), 3396. <https://doi.org/10.3390/app12073396>
- Ramin Shamshiri, R., Kalantari, F., C. Ting, K., R. Thorp, K., A. Hameed, I., Weltzien, C., Ahmad, D., & Mojgan Shad, Z. (2018). Advances in greenhouse automation and controlled environment agriculture: A transition to plant factories and urban agriculture. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 11(1), 1–22. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20181101.3210>
- Rayes, A., & Salam, S. (2019). The Things in IoT: Sensors and Actuators. In *Internet of Things From Hype to Reality* (pp. 67–87). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-99516-8\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-319-99516-8_3)
- Rayhana, R., Xiao, G., & Liu, Z. (2020). Internet of Things Empowered Smart Greenhouse Farming. *IEEE Journal of Radio Frequency Identification*, 4(3), 195–211. <https://doi.org/10.1109/JRFID.2020.2984391>
- Royer, A., Marcellis-Warin, N., Peignier, I., Warin, T., Panot, M., & Mondin, C. (2020). *Les enjeux du numérique dans le secteur agricole. Défis et opportunités*.

- Ruan, J., Hu, X., Huo, X., Shi, Y., Chan, F. T. S., Wang, X., Manogaran, G., Mastorakis, G., Mavromoustakis, C. X., & Zhao, X. (2020). An IoT-based E-business model of intelligent vegetable greenhouses and its key operations management issues. *Neural Computing and Applications*, 32(19), 15341–15356. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04123-x>
- Sagheer, A., Mohammed, M., Riad, K., & Alhajhoj, M. (2020). A Cloud-Based IoT Platform for Precision Control of Soilless Greenhouse Cultivation. *Sensors*, 21(1), 223. <https://doi.org/10.3390/s21010223>
- Saniuk, A. (2020). *Industry 4.0: The Need for Rethink Strategic Planning* (pp. 207–216). In: Cagaňová, D., Hornáková, N. (eds) *Mobility Internet of Things 2018. Mobility IoT 2018. EAI/Springer Innovations in Communication and Computing*. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-30911-4\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-030-30911-4_14)
- Savic, D., & M. Ilin, Z. (2022). Advantages of Growing Vegetable Crops in Modern Greenhouses. In *Vegetable Crops - Health Benefits and Cultivation*. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.101469>
- Seguin, R., Cohen, A., & Vézina, M.-J. (2021). *Fiche technique et économique : production maraîchère urbaine en serre sur toit ou au sol*.
- Sidrotul, P., Saarani, N., Nur, S., Mohd, A., & Khalid, Z. (2023). Conceptual Framework for Urban Farming (UF) Cost Components: The Application of Iceberg Total Cost of Ownership (TCO) Model. *International Journal of Business and Technology Management*, 5(9), 139–151. <https://doi.org/10.55057/ijbtm.2023.5.s2.13>
- silva, jocieli francisco da, silva, flávia luana da, silva, débora oliveira da, rocha, luiz alberto oliveira, & ritter, ágata maitê. (2022). Decision making in the process of choosing and deploying industry 4.0 technologies. *Gestão & Produção*, 29, 1–21. <https://doi.org/10.1590/1806-9649-2022v29e163>

- Silva, J. F., Silva, F. L., Silva, D. O., Rocha, L. A. O., & Ritter, Á. M. (2022). Decision making in the process of choosing and deploying industry 4.0 technologies. *Gestao e Producao*, 29. <https://doi.org/10.1590/1806-9649-2022v29e163>
- Singh, R., Singh, R., Gehlot, A., Akram, S. V., Priyadarshi, N., & Twala, B. (2022). Horticulture 4.0: Adoption of Industry 4.0 Technologies in Horticulture for Meeting Sustainable Farming. *Applied Sciences*, 12(24), 12557. <https://doi.org/10.3390/app122412557>
- Sinha, B. B., & Dhanalakshmi, R. (2022). Recent advancements and challenges of Internet of Things in smart agriculture: A survey. *Future Generation Computer Systems*, 126, 169–184. <https://doi.org/10.1016/j.future.2021.08.006>
- Soondka, A. Q., & Smuts, H. (2021). *The Impact of Industry 4.0 on the Business Models of Small and Medium Enterprises: A Systematic Literature Review: Vol. 12896 LNCS* (pp. 356–367). [https://doi.org/10.1007/978-3-030-85447-8\\_31](https://doi.org/10.1007/978-3-030-85447-8_31)
- Stoneman, P., & Kwon, M. J. (1996). Technology Adoption and Firm Profitability. *Oxford University Press on Behalf of the Royal Economic Society*, 106(437), 952–962. <https://www.jstor.org/stable/2235366>
- Sumalan, R. L., Stroia, N., Moga, D., Muresan, V., Lodin, A., Vintila, T., & Popescu, C. A. (2020). A Cost-Effective Embedded Platform for Greenhouse Environment Control and Remote Monitoring. *Agronomy*, 10(7), 936. <https://doi.org/10.3390/agronomy10070936>
- Talavera, J. M., Tobón, L. E., Gómez, J. A., Culman, M. A., Aranda, J. M., Parra, D. T., Quiroz, L. A., Hoyos, A., & Garreta, L. E. (2017). Review of IoT applications in agro-industrial and environmental fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 142, 283–297. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.015>
- Tataraki, K. G., Kavvadias, K. C., & Maroulis, Z. B. (2019). Combined cooling heating and power systems in greenhouses. Grassroots and retrofit design. *Energy*, 189, 116283. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116283>

- Tzounis, A., Katsoulas, N., Bartzanas, T., & Kittas, C. (2017). Internet of Things in agriculture, recent advances and future challenges. *Biosystems Engineering*, 164, 31–48. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.09.007>
- Ugochukwu, A., & Phillips, P. W. (2018). Technology Adoption by Agricultural Producers: A Review of the Literature. In N. Kalaitzandonakes, E. G. Carayannis, E. Grigoroudis, & S. Rozakis (Eds.), *From Agriscience to Agribusiness* (Issue January). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-67958-7>
- Ullah, I., Fayaz, M., Aman, M., & Kim, D. (2022). Toward Autonomous Farming—A Novel Scheme Based on Learning to Prediction and Optimization for Smart Greenhouse Environment Control. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(24), 25300–25323. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2022.3196053>
- Uyeh, D. D., Mallipeddi, R., Park, T., Woo, S., & Ha, Y. (2022). Technological Advancements and Economics in Plant Production Systems: How to Retrofit? *Frontiers in Plant Science*, 13(July). <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.929672>
- Vanegas-Ayala, S.-C., Barón-Velandia, J., & Leal-Lara, D.-D. (2023). Predictive Model of Humidity in Greenhouses through Fuzzy Inference Systems Applying Optimization Methods. *Advances in Fuzzy Systems*, 2023, 1–22. <https://doi.org/10.1155/2023/4764919>
- Vanthoor, B. H. E., Gázquez, J. C., Magán, J. J., Ruijs, M. N. A., Baeza, E., Stanghellini, C., van Henten, E. J., & de Visser, P. H. B. (2012). A methodology for model-based greenhouse design: Part 4, economic evaluation of different greenhouse designs: A Spanish case. *Biosystems Engineering*, 111(4), 336–349. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2011.12.008>
- Walterbusch, M., Martens, B., & Teuteberg, F. (2013). Evaluating cloud computing services from a total cost of ownership perspective. *Management Research Review*, 36(6), 613–638. <https://doi.org/10.1108/01409171311325769>

- Wu, X., Xiao, L., Sun, Y., Zhang, J., Ma, T., & He, L. (2022). A survey of human-in-the-loop for machine learning. *Future Generation Computer Systems*, 135, 364–381. <https://doi.org/10.1016/j.future.2022.05.014>
- Zabasta, A., Avotins, A., Porins, R., Apse-Apsitis, P., Bicans, J., & Korabicka, D. (2021). Development of IoT based Monitoring and Control System for Small Industrial Greenhouses. *2021 10th Mediterranean Conference on Embedded Computing, MECO 2021*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/MECO52532.2021.9460230>
- Zambon, I., Cecchini, M., Egidi, G., Saporito, M. G., & Colantoni, A. (2019). Revolution 4.0: Industry vs. Agriculture in a Future Development for SMEs. *Processes*, 7(1), 36. <https://doi.org/10.3390/pr7010036>
- Zhang, M., Yan, T., Wang, W., Jia, X., Wang, J., & Klemeš, J. J. (2022). Energy-saving design and control strategy towards modern sustainable greenhouse: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 164(April), 112602. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112602>
- Zhuang, Y., Lu, N., Shimamura, S., Maruyama, A., Kikuchi, M., & Takagaki, M. (2022). Economies of scale in constructing plant factories with artificial lighting and the economic viability of crop production. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.992194>

## ANNEXES

```

import pandas as pd
import numpy as np
import cvxpy as cvx
import matplotlib.pyplot as plt

# Fonction pour calculer Les bénéfices (revenus)
def profit(PB, Pbase, Surf, Price, Periods):
    return PB * Pbase * Surf * Price * Periods
# Fonction pour calculer Le coût total avec CAPEX, OPEX et réinvestissement périodique
def total_cost(CAPEX, OPEX, Periods):
    return CAPEX + (OPEX * Periods)
# Base de données des technologies avec CAPEX, OPEX, pourcentages de bénéfices (PB) et dépendances
DBase = {
    "Tecno1": {"CAPEX": 1000, "OPEX": 150, "PB": 0.003, "Dep": []},
    "Tecno2": {"CAPEX": 800, "OPEX": 120, "PB": 0.002, "Dep": []},
    "Tecno4": {"CAPEX": 500, "OPEX": 1000, "PB": 0.008, "Dep": ["Tecno2"]}
}
# Liste des technologies et nombre de technologies
ListTecno = list(DBase.keys())
NTecno = len(ListTecno)
# Créer une matrice de dépendance (initialisée avec des zéros)
DM = np.zeros((NTecno, NTecno))
DF = pd.DataFrame(DBase)
# Remplir la matrice de dépendances
for tecno in ListTecno:
    for dep in DBase[tecno]["Dep"]:
        iy = ListTecno.index(dep)
        ix = ListTecno.index(tecno)
        DM[ix, iy] = 1
np.fill_diagonal(DM, 1)
# Extraire Les CAPEX et OPEX de chaque technologie
CAPEX = [DBase[tecno]["CAPEX"] for tecno in DBase.keys()]
OPEX = [DBase[tecno]["OPEX"] for tecno in DBase.keys()]
PB = [DBase[tecno]["PB"] for tecno in DBase.keys()]
# Paramètres généraux pour le calcul
Pbase = 40
Surf = 2000
Price = 2
Periods = 5
# Calculer Les bénéfices pour chaque technologie
Revenu = [profit(pb, Pbase, Surf, Price, Periods) for pb in PB]
# Calculer Le coût total pour chaque technologie
TotalCost = [total_cost(capex, opex, Periods) for capex, opex in zip(CAPEX, OPEX)]
# Calculer La somme totale des coûts et des bénéfices
somme_totale_couts = sum(TotalCost)
somme_totale_benefices = sum(Revenu)

# Afficher Les résultats
print("CAPEX: ", CAPEX)
print("OPEX: ", OPEX)
print("Bénéfices (Revenu): ", Revenu)
print("Pourcentages de bénéfice (PB): ", PB)
print("Coûts Totaux (C_total): ", TotalCost)
print("Somme totale des coûts:", somme_totale_couts)
print("Somme totale des bénéfices:", somme_totale_benefices)
print("Matrice de Dépendances (X): \n", DM)

pd.DataFrame(DBase)

```

Figure 17 : Code pour le calculateur de coûts et bénéfices des technologies (scenario 1)

CAPEX: [1000, 800, 500]  
 OPEX: [150, 120, 1000]  
 Bénéfices (Revenu): [2400.0, 1600.0, 6400.0]  
 Pourcentages de bénéfice (PB): [0.003, 0.002, 0.008]  
 Coûts Totaux (C\_total): [1750, 1400, 5500]  
 Somme totale des coûts: 8650  
 Somme totale des bénéfices: 10400.0  
 Matrice de Dépendances (X):  
 [[1. 0. 0.]  
 [0. 1. 0.]  
 [0. 1. 1.]]

	Tecno1	Tecno2	Tecno4
CAPEX	1000	800	500
OPEX	150	120	1000
PB	0.003	0.002	0.008
Dep	[]	[]	[Tecno2]

Figure 18 : Résultats du modèle de calcul des coûts et bénéfices (scenario 1)



```

import numpy as np
import cvxpy as cvx

# Decision variables (binary)
x = cvx.Variable(NTecno, boolean=True)

# Objective function: maximize total benefit minus total cost
objective = cvx.Maximize(cvx.sum(cvx.multiply(Revenu, x)) - cvx.sum(cvx.multiply(TotalCost, x)))

# Constraints list
constraints = []

# Add constraints based on the dependency matrix D
for i in range(NTecno):
    for j in range(NTecno):
        if DM[i, j] == 1 and i != j:
            constraints.append(x[i] <= x[j]) # Si i dépend de j, j doit être adopté avant i

# Définir le problème d'optimisation
prob = cvx.Problem(objective, constraints)

# Résoudre le problème
prob.solve(verbose=False)

# Afficher les résultats optimaux
print("Variables de décision optimales:", x.value)
print("Valeur optimale de la fonction objectif:", prob.value)

import numpy as np

# Extraire les technologies sélectionnées (indices des technologies avec x = 1)
tecno_selectionnees = np.where(x.value == 1)[0] # Indices des technologies sélectionnées

# Calculer le coût total uniquement pour les technologies sélectionnées
cout_total_selectionnees = sum([TotalCost[i] for i in tecno_selectionnees])

# Calculer le bénéfice total uniquement pour les technologies sélectionnées
benefice_total_selectionnees = sum([Revenu[i] for i in tecno_selectionnees])

# Afficher les résultats
print("Coût total des technologies sélectionnées:", cout_total_selectionnees)
print("Bénéfice total des technologies sélectionnées:", benefice_total_selectionnees)

Variables de décision optimales: [1. 1. 1.]
Valeur optimale de la fonction objectif: 1750.0
Coût total des technologies sélectionnées: 8650
Bénéfice total des technologies sélectionnées: 10400.0

```

Figure 19 : Modèle d'optimisation pour la sélection des technologies (scenario 1)