



innovations agronomiques

n°111 / mars 2026

Ce numéro spécial traite de :

l'évaluation de la pollinisation animale des cultures, à travers une méthode accessible et déployable de l'échelle de la parcelle à celle du territoire national ; l'optimisation des cycles de croissance en serres intelligentes grâce à l'intelligence artificielle ; les défis du secteur agricole dans le sud du Sénégal, à partir d'un diagnostic des acteurs.



Innovations Agronomiques

Volume 111 – Mars 2026

Numéro spécial

Ce numéro spécial traite de :

- l'évaluation de la pollinisation animale des cultures, à travers une méthode accessible et déployable de l'échelle de la parcelle à celle du territoire national ;
- l'optimisation des cycles de croissance en serres intelligentes grâce à l'intelligence artificielle ;
- les défis du secteur agricole dans le sud du Sénégal, à partir d'un diagnostic des acteurs.

Directeur de la publication : Philippe Mauguin, Président directeur Général INRAE

Rédaction en chef : Christian Huyghe, Chargé de mission à la Direction Scientifique Agriculture INRAE, et Isabelle Litrico, Directrice Scientifique Agriculture INRAE

Coordination éditoriale : Aurélie Gauguery, Responsable des Carrefours de l'Innovation INRAE

Comité scientifique : Claire Rogel-Gaillard, Sophie Thoyer et Christian Lannou, Directrices et directeur scientifiques Agriculture adjoints ; Sophie Nicklaus, Directrice scientifique Alimentation et bioéconomie adjointe ; Alban Thomas et Pierre Renault, Directeurs scientifiques Environnement adjoints, INRAE ; Nathalie Munier-Jolain, Directrice générale déléguée à la science et à l'innovation adjointe, INRAE ; Isabelle Pion, Chargée de mission agroécologie et transition des systèmes agricoles, Direction de l'Appui aux Politiques Publiques, INRAE ; Marianne Sellam, Directrice scientifique et technique, ACTA, Luc Mounier, Enseignant-chercheur, VetAgro Sup ; Nicolas Brault, Directeur adjoint de l'unité de recherche Interact, Institut Polytechnique UniLaSalle ; Alessia Lefébure, Directrice, Sciences Po Aix.

Coordination scientifique du numéro : Christian Huyghe, Chargé de mission à la Direction Scientifique Agriculture INRAE.

Initiée en 2007, la revue de transfert Innovations agronomiques a pour ambition de diffuser les savoirs et de favoriser les échanges entre les acteurs de la recherche et les professionnels de l'agriculture, de l'alimentation et de l'environnement, et de faciliter leur appropriation par les acteurs de la chaîne de valeur agri-alimentaire (professionnels du secteur, chercheurs, conseillers, R&D, agriculteurs, enseignants et apprenants, décideurs publics, société civile, etc.). Elle complète la démarche générale de transfert des Carrefours de l'Innovation INRAE (<https://ciag.hub.inrae.fr/>) qui réunissent ces acteurs impliqués dans les travaux au cœur des défis mondiaux et sociétaux de notre siècle : production et performance économique, santé, changement climatique, raréfaction des ressources non renouvelables, préservation de la biodiversité, des ressources naturelles et de l'environnement, qualité de vie et des emplois...

La revue est une propriété d'INRAE, intégralement financée sur des fonds publics.

Revue en accès libre diamant, publiée par INRAE. Les articles sont relus et validés par des experts scientifiques et opérationnels.

Site de la revue : <https://ciag.hub.inrae.fr/revue-innovations-agronomiques>

Contact : innovations-agronomiques@inrae.fr

Adresse : Institut national de recherche pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement – 147 rue de l'Université – 75338 Paris Cedex 07

ISSN : 1958-5853 (édition électronique)



ISBN (PDF) : 978-2-7380-3023-8

ISBN (ePub) : 978-2-7380-3024-5

DOI : <https://doi.org/10.17180/innovagro-2026-vol111>

Pour citer ce numéro : Collectif. Innovations agronomiques. Numéro spécial, 2026, 111. [10/17180/innovagro-2026-vol111](https://doi.org/10.17180/innovagro-2026-vol111)

Photos de couverture : Christophe MAITRE / INRAE ; Aurélie MARQUOT / INRAE ; Elisabeth DIOP / Unsplash

Licence : CC BY 4.0



Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY 4.0)

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Pour la citation et la reproduction de cet article, mentionner obligatoirement le titre de l'article, le nom de tous les auteurs, la mention de sa publication dans la revue *Innovations agronomiques* et son DOI, la date de publication.



**RÉPUBLIQUE
FRANÇAISE**

*Liberté
Égalité
Fraternité*

INRAE

Sommaire

Emmanuelle PORCHER, Francesco ACCATINO, James DESAEGHER, Colin FONTAINE, Thibault GANDARA, Antoine GARDARIN, Gabrielle MARTIN & Alice MICHELOT-ANTALIK, 2026 - Une méthode accessible pour évaluer la pollinisation animale des cultures, déployable de la parcelle à la France entière.

Innovations Agronomiques 111, 1-12
<https://doi.org/10.17180/ciag-2026-vol111-art01>

Myriam LAROCHE, Claudiane OUELLET-PLAMONDON & Stéphane GODBOUT, 2026 - L'intelligence artificielle pour optimiser les cycles de croissances en serres intelligentes contrôlés.

Innovations Agronomiques 111, 13-32
<https://doi.org/10.17180/ciag-2026-vol111-art02>

Adama TOUNKARA, Abou BA, Elisabeth Yaka THIONE, Bougouma MBAYE, Marie Agnès DIOUF & Pape Malick Nzally DIATTA, 2026 - Défis du secteur agricole dans le sud du Sénégal : diagnostic des acteurs.

Innovations Agronomiques 111, 33-45
<https://doi.org/10.17180/ciag-2026-vol111-art03>



Une méthode accessible pour évaluer la pollinisation animale des cultures, déployable de la parcelle à la France entière

Emmanuelle PORCHER¹, Francesco ACCATINO², James DESAEGHER³, Colin FONTAINE¹, Thibault GANDARA¹, Antoine GARDARIN⁴, Gabrielle MARTIN⁵, Alice MICHELOT-ANTALIK⁶

¹ Centre d'Ecologie et de Sciences de la Conservation (CESCO), Muséum national d'Histoire naturelle, Centre National de la Recherche Scientifique, Sorbonne Université, Paris 75005, France

² UMR SADAPT, INRAE, AgroParisTech, Université Paris-Saclay, Palaiseau 91120, France

³ INRAE, UR406 Abeilles et environnement, Avignon 84914, France

⁴ Agronomie, INRAE, AgroParisTech, Université Paris-Saclay, Palaiseau 91120, France

⁵ Centre de Recherche sur la Biodiversité et l'Environnement (CRBE) UMR 5300, Université de Toulouse, Toulouse INP, CNRS, IRD, CRBE, Toulouse 31077, France

⁶ Université de Lorraine, INRAE, LAE, Nancy 54000, France

Correspondance : emmanuelle.porcher@mnhn.fr

Résumé

La pollinisation animale, centrale pour la majorité des espèces cultivées, est susceptible de devenir limitante du fait du déclin des pollinisateurs. Les outils existants pour mesurer la contribution des pollinisateurs au rendement des cultures sont difficilement transposables à de grandes surfaces, comme celle d'une exploitation agricole ou d'un territoire. Nous proposons un nouvel indicateur de la pollinisation animale. Cet indicateur est simple à produire car il ne nécessite que des données de dépendance des cultures aux pollinisateurs et de rendement des cultures sur un ensemble de parcelles. Nous montrons que, modulo quelques points de vigilance dans l'interprétation, cet indicateur permet de comparer des sites entre eux, d'identifier des zones de déficit de pollinisation animale, et de mettre en évidence les effets des pratiques agricoles et du paysage sur cette pollinisation.

Mots-clés : pollinisateurs, rendements, infrastructures agroécologiques, pratiques agricoles, exploitation agricole.

Abstract: A turn-key method for assessing animal pollination of crops, applicable from individual agricultural fields to France as a whole

Animal pollination, which is central to the yield of most crop species, is likely to become limiting due to the decline of pollinators. Existing tools for measuring the contribution of pollinators to crop yields are difficult to apply to large areas, such as farms or whole regions. We propose a new indicator of animal pollination. This indicator is simple to produce as it only requires data on crop dependence on pollinators, as well as crop yields across a set of fields. We show that, with a few points to bear in mind when interpreting the results, this indicator can be used to compare sites, identify areas with a deficit in animal pollination, and highlight the effects of farming practices and landscape on pollination.

Keywords: pollinators, crop yield, agroecological infrastructures, farming practices, farm

1. Introduction

Une majorité des plantes cultivées dépend au moins en partie des insectes ou d'autres animaux pour leur pollinisation (Ollerton *et al.*, 2011), c'est-à-dire le transfert des grains de pollen des parties mâles vers les parties femelles des fleurs, permettant la production de graines et de fruits (Therond *et al.*, 2017). Ceci rend les enjeux de pollinisation animale centraux dans le monde agricole, particulièrement



dans un contexte où les pollinisateurs sont en déclin (Powney *et al.*, 2019 ; Zattara & Aizen, 2021) et où les surfaces cultivées avec des espèces dépendantes des pollinisateurs sont en augmentation à l'échelle mondiale (Aizen *et al.*, 2008). Plusieurs études démontrent des changements majeurs dans l'abondance et/ou la diversité des pollinisateurs sauvages (par exemple Koh *et al.*, 2016 ; Powney *et al.*, 2019), ainsi que des problèmes d'effondrement des colonies d'abeilles mellifères (Paudel *et al.*, 2015), mais les conséquences en termes d'efficacité de la pollinisation des cultures comme des plantes sauvages, bien que déjà documentées (Artamendi *et al.*, 2025), restent incertaines. En effet, la relation entre abondance ou diversité des pollinisateurs et pollinisation animale n'est pas univoque (Ricketts *et al.*, 2008).

Les incertitudes autour d'une éventuelle érosion générale de l'efficacité de la pollinisation animale tiennent en partie au fait que la mesure de la contribution des pollinisateurs est fastidieuse et difficile à déployer sur des grandes surfaces, telles une exploitation agricole, un territoire, voire un pays entier, ou sur des durées de plusieurs années. Les méthodes expérimentales d'estimation de la pollinisation (par exemple en ensachant des fleurs pour exclure les pollinisateurs) sont très lourdes à mettre en œuvre et ne sont donc utilisées que sur des durées et des surfaces réduites. Ce type d'approche a par exemple permis de démontrer une limitation par les pollinisateurs pour le tournesol (Chabert *et al.*, 2022) ou le colza en France (Perrot *et al.*, 2018), ou encore d'évaluer le service de pollinisation sur un territoire dans le projet Sebioref (Ouin *et al.*, 2022), mais uniquement sur des surfaces restreintes et au prix d'un très fort investissement humain.

Pour évaluer la pollinisation animale sur de plus grands territoires et avec des moyens financiers et humains limités, les seules approches disponibles actuellement reposent sur des indicateurs de pollinisation potentielle modélisant l'abondance des pollinisateurs (Rouabah *et al.*, 2024) selon les caractéristiques paysagères. En particulier, des indicateurs utilisant le modèle de Lonsdorf (2009) sont de plus en plus disponibles et appliqués (Bockstaller *et al.*, 2021 ; Sharp *et al.*, 2018 ; Zulian *et al.*, 2013). Leur principe est de mobiliser des données d'occupation du sol, et parfois de climat, pour identifier les zones favorables à certains pollinisateurs sauvages, souvent des abeilles, en termes de disponibilité de ressources alimentaires, sites de nidification et conditions climatiques. Le modèle associe également un modèle de déplacement des pollinisateurs pour identifier les zones susceptibles d'être visitées à partir des sites de reproduction. Cet indicateur potentiel a été utilisé par exemple pour optimiser la distribution des cultures à floraison massive et ainsi maximiser la pollinisation animale (Desaegher *et al.*, 2021). Cependant, le modèle ne mesure pas la pollinisation effectivement réalisée, mais indique les endroits où des pollinisateurs sont susceptibles d'être présents en plus ou moins grand nombre. De plus, il se focalise sur un seul type de pollinisateurs, là où les cultures peuvent dépendre d'une grande diversité de pollinisateurs sauvages, comme les syrphes ou autres diptères (Rader *et al.*, 2016), ou encore ne prend pas en compte l'effet de pratiques agricoles comme l'utilisation d'insecticides, aux effets démontrés sur la pollinisation (Stanley *et al.*, 2015).

Dans cet article, nous présentons un nouvel indicateur de pollinisation animale, appelé "indicateur de pollinisation réalisée", qui s'appuie sur les données de rendement des cultures afin d'inférer la contribution des pollinisateurs en comparant les cultures dépendantes des pollinisateurs à celles qui ne le sont pas. Cet indicateur nécessite peu de données, assez facilement accessibles ou récoltables, et peut être calculé à différentes échelles spatiales, de la parcelle agricole (Gandara *et al.*, 2025) à la France entière (Martin *et al.*, 2019). Il pourrait être déployé massivement pour identifier les zones avec un déficit de pollinisation animale, mettre en évidence les effets de certaines pratiques agricoles sur l'efficacité de cette pollinisation, et suivre les variations du succès de pollinisation des cultures au cours du temps. Dans la suite, nous présentons d'abord la méthode de calcul de l'indicateur, suivie de quelques résultats principaux et nous terminons par des recommandations importantes pour l'utilisation et l'interprétation de l'indicateur.



2. Données et principe du calcul de l'indicateur de pollinisation réalisée

2.1. Données nécessaires

Le calcul de l'indicateur de pollinisation réalisée nécessite deux types de données agronomiques élémentaires : d'une part des données de rendement des cultures, à une résolution spatiale la plus fine possible, d'autre part, une information sur la dépendance du rendement de ces cultures à la pollinisation animale. Ces données élémentaires sont souvent déjà disponibles sur beaucoup de territoires.

2.1.1. Rendement des cultures

Comme nous sommes intéressés par une mesure de la pollinisation, nous travaillons préférentiellement avec des cultures dont le rendement dépend de la production de graines ou de fruits, résultant de la pollinisation des fleurs. Pour les premiers tests de l'indicateur, à deux échelles spatiales différentes, nous avons utilisé des données de rendement issues de deux sources : (1) celles fournies par le ministère de l'Agriculture et de la Souveraineté Alimentaire dans le cadre de la [Statistique Agricole Annuelle](#), qui recense chaque année le rendement moyen des cultures dans chaque département français (= un site). Pour cette approche nationale nous avons sélectionné 55 espèces cultivées dont les rendements dépendent de la production de graines ou de fruits, et nous avons extrait les rendements pour la période 2000-2010 ; (2) les données collectées sur la [plateforme d'observation paysagère de Fénay](#), composée de 140 parcelles commerciales de grandes cultures contiguës (environ 1 000 ha) dans la plaine de Dijon. Chaque parcelle (= un site) est suivie chaque année depuis 2007 par l'unité de recherche Agroécologie (INRAE-Institut Agro-Université de Bourgogne), avec notamment une collecte des données de rendement et de pratiques. Pour cette deuxième zone d'étude nous avons sélectionné 14 espèces cultivées et les données de rendement sur la période 2007-2019.

2.1.2. Dépendance du rendement à la pollinisation animale

Pour chaque culture, la dépendance à la pollinisation animale est définie comme la diminution du rendement (exprimée en pourcentage du rendement maximum) qui serait observée en l'absence de tout pollinisateur. Cet indice varie de 0, pour les cultures non-dépendantes des pollinisateurs comme les céréales, à presque 100 % pour des cultures qui ne sont pas du tout productives en l'absence de pollinisateurs comme les kiwis ou certaines courges. Ces valeurs ont été estimées par diverses études expérimentales, et synthétisées dans l'article de Klein *et al.* (2007), qui propose 5 classes : aucune dépendance (0 %), et dépendances faible (5 %), modeste (25 %), forte (65 %) et essentielle (95 %). Cette synthèse mondiale fournit une seule valeur par espèce, et ignore l'existence de différences entre variétés pour la dépendance aux pollinisateurs, mais en première approche elle fournit une information utile pour la majorité des espèces cultivées en France. Récemment, Siopa *et al.* (2024) se sont affranchis des classes en proposant des valeurs continues de dépendance aux pollinisateurs.

2.2. Le calcul de l'indicateur

2.2.1. Standardisation des données de rendement

Comme nous allons le voir ci-dessous, l'indicateur de pollinisation réalisée met en relation les rendements des cultures avec leur dépendance aux pollinisateurs. Cependant, les rendements bruts des cultures sont par nature très différents d'une espèce à l'autre, dépendants notamment de la quantité d'eau dans la partie récoltée (exemple des concombres avec des rendements très élevés). Pour pouvoir comparer les rendements entre cultures, la première étape consiste donc en une standardisation, afin que toutes les cultures aient le même rendement moyen (= 0) et la même variabilité du rendement (= 1). Cette standardisation se fait **au sein de chaque culture**, à l'échelle de l'ensemble de la zone d'étude (Figures 1 A et B). Dans ce cas, des valeurs standardisées négatives



dans un site donné indiquent que les rendements y sont inférieurs aux rendements moyens de cette culture dans la zone d'étude. À l'inverse, des valeurs standardisées positives dans un site indiquent que les rendements y sont supérieurs aux rendements moyens de cette culture dans la zone d'étude.

2.2.2. Mise en relation des données de rendement avec la dépendance des cultures aux pollinisateurs

La philosophie générale de calcul de l'indicateur est simple : elle repose sur l'hypothèse que, **toutes choses égales par ailleurs**, dans un site avec un déficit de pollinisateurs, le rendement standardisé des cultures dépendantes des pollinisateurs devrait être inférieur, en moyenne, au rendement standardisé des cultures non-dépendantes des pollinisateurs. La première partie de la phrase « toutes choses égales par ailleurs » est importante, et implique notamment l'hypothèse suivante sur les nombreux autres facteurs qui influencent le rendement des cultures (par exemple, caractéristiques des sols, conditions météorologiques, pratiques agricoles dans les parcelles, etc.) : ces facteurs sont considérés comme ayant un rôle équivalent, en moyenne, pour les cultures dépendantes et non-dépendantes des pollinisateurs, dans une zone donnée. C'est une hypothèse acceptable sous réserve que l'analyse soit faite sur un nombre suffisant d'espèces cultivées dans chaque catégorie de dépendance aux pollinisateurs (voir Discussion).

Cela étant posé, l'indicateur de pollinisation réalisée correspond à la **pente de la régression linéaire entre les rendements standardisés des cultures et la dépendance des cultures aux pollinisateurs** dans un site (Figure 1 C). Dans le site 7, les rendements des cultures non-dépendantes des pollinisateurs sont autour de la moyenne (*i.e.*, 0) pour l'ensemble de la zone d'étude, ce qui indique que les conditions de culture sont relativement favorables. Cependant, les cultures dépendantes des pollinisateurs (dépendances de 0,65 et 0,95) ont des rendements inférieurs à la moyenne de la zone d'étude (rendements standardisés négatifs), malgré ces bonnes conditions de culture, ce qui suggère un déficit de pollinisation animale. Au contraire, dans le site 1, les rendements sont légèrement au-dessus de la moyenne de la zone d'étude pour toutes les cultures, quelle que soit leur dépendance aux pollinisateurs, ce qui suggère que la pollinisation animale est moins limitante dans ce site.

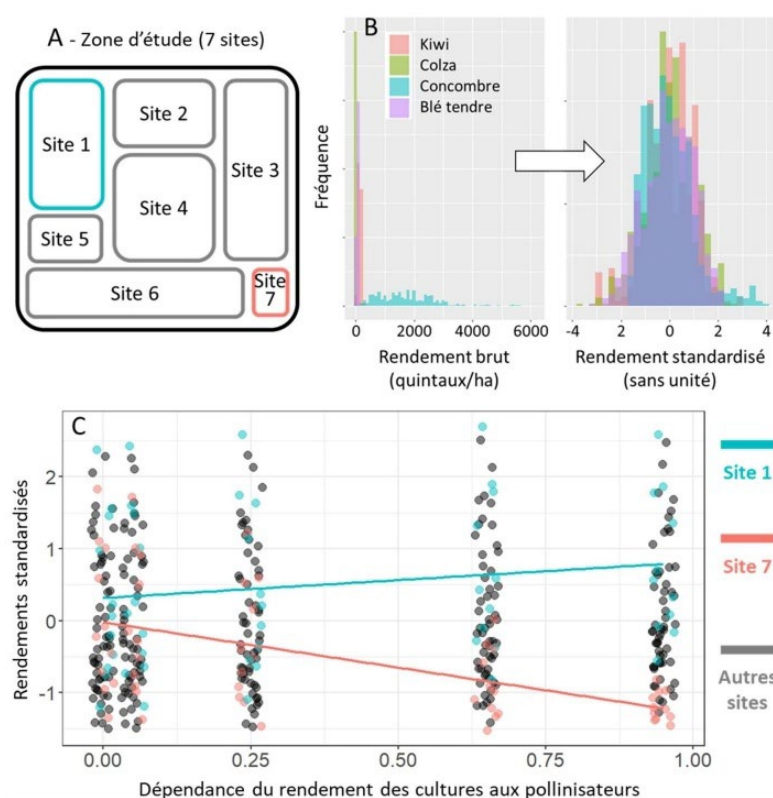


Figure 1 : Principes du calcul de l'indicateur de pollinisation réalisée à partir d'un exemple simplifié. Cet indicateur est calculé à l'échelle d'une zone géographique (A), découpée en sites. Cette zone peut être la France, et les sites sont par exemple les départements, ou une zone plus restreinte, comme la plateforme d'observation de Fénay, et les sites sont des parcelles ou des groupes de parcelles. Dans l'exemple théorique proposé ici, la zone est découpée en 7 sites (B). Les données de rendements de chaque culture sont standardisées à l'échelle de l'ensemble de la zone d'étude (C). Exemple de régression pour deux sites avec des limitations en pollen différentes. Le graphique montre la distribution des rendements standardisés (moyenne = 0 et variance



= 1 pour chaque culture à l'échelle de la zone d'étude) dans un exemple théorique, en fonction des 5 classes de dépendance aux pollinisateurs de Klein *et al.* (2007). Chaque point correspond à une donnée de rendement pour une espèce cultivée, un site et une année (si des données pluriannuelles sont disponibles). Dans la représentation graphique, les points sont légèrement déplacés autour de la valeur de dépendance aux pollinisateurs, pour une meilleure lisibilité. Deux sites sont mis en exergue avec des couleurs différentes et la droite de régression permettant le calcul de l'indicateur (voir texte). A noter que le calcul de l'indicateur requiert des données de rendement pour des cultures avec des niveaux de dépendance différents au sein de chaque site, que ces sites soient des parcelles agricoles ou des regroupements de parcelles à des résolutions spatiales plus grossières.

2.2.3. Résolution spatiale et stratégies de spatialisation de l'indicateur

Les utilisateurs de l'indicateur seront souvent intéressés par une résolution spatiale la plus fine possible ; celle-ci est dépendante de deux facteurs : d'une part la résolution spatiale des données, en deçà de laquelle il n'est pas possible de descendre, d'autre part les répétitions disponibles pour les données de rendement. En effet, le calcul de l'indicateur requiert des données de rendement issues de différents sites, chacun comportant des cultures à niveaux de dépendance variables, que ce soit sur une parcelle en rotation ou sur un ensemble de parcelles. Comme l'indicateur repose sur le calcul d'une régression linéaire par site entre les rendements standardisés et la dépendance des cultures aux pollinisateurs, il faut suffisamment de données de rendement pour des cultures de dépendances variées pour une estimation fiable de la pente de la régression. Si l'on dispose de données pluriannuelles avec des séries temporelles suffisamment longues (en pratique supérieures à 10 ans), les répétitions temporelles peuvent être utilisées, à condition qu'il y ait eu sur chaque site une rotation des cultures permettant de disposer de données pour des cultures avec des dépendances contrastées aux pollinisateurs. En revanche, en l'absence de données temporelles, ou pour des séries temporelles trop courtes, les répétitions peuvent être obtenues en regroupant les unités d'observations de base (par exemple des parcelles) dans l'espace, avec une résolution spatiale d'autant plus grossière qu'un site regroupe beaucoup d'unités d'observation. Plusieurs options de regroupement spatial, avec des résolutions spatiales différentes, sont présentées dans Gandara *et al.* (2025).

2.3. Relation de l'indicateur de pollinisation réalisée avec d'autres indicateurs de pollinisation et avec des variables environnementales

Pour tester notre indicateur, nous avons examiné sa corrélation avec les indicateurs de pollinisation potentielle, fournissant une information sur les zones potentiellement abondantes en pollinisateurs à partir de modèles de déplacement des pollinisateurs et d'une cartographie d'occupation des sols pour évaluer les ressources disponibles : la carte produite par Zulian *et al.* (2013) dans le cas de l'étude à l'échelle de la France hexagonale et une cartographie produite par nos soins pour l'analyse des données de la plateforme d'observation de Fénay, à partir du modèle InVEST (Sharp *et al.*, 2018). Pour cette dernière analyse, nous avons également pu examiner la relation entre l'indicateur de pollinisation réalisée et l'utilisation de pesticides dans les parcelles, mesuré comme l'Indice de Fréquence de Traitement cumulé sur les 13 années d'étude.

3. Résultats : une cartographie des zones présentant des déficits de pollinisation, disponible à différentes échelles spatiales

Dans cette partie, nous présentons les grandes lignes des variations spatiales de l'indicateur de pollinisation à deux échelles : celle de la France, à partir des données de la Statistique Agricole Annuelle, et celle d'un paysage agricole, à partir des données de la plateforme d'observation de Fénay. Des résultats plus détaillés sont disponibles dans Martin *et al.* (2019) et Gandara *et al.* (2025), respectivement.



3.1. A l'échelle nationale, un gradient latitudinal de pollinisation conforme aux connaissances sur l'écologie des pollinisateurs

Le calcul de l'indicateur de pollinisation réalisée à la résolution des départements français, grâce aux données de la Statistique Agricole Annuelle sur la période 2000-2010 pour 55 espèces cultivées dont le rendement dépend de la production de graines ou de fruits, montre des disparités fortes entre départements, avec notamment un gradient latitudinal associé à des déficits de pollinisation plus forts dans le nord de la France (Figure 2 A). On observe notamment des déficits particulièrement marqués dans le Bassin parisien. Au contraire, la situation semble moins problématique autour du bassin méditerranéen. L'indicateur de pollinisation réalisée est par ailleurs remarquablement corrélé avec l'indicateur de pollinisation potentielle de Zulian *et al.* (Figure 2 B, coefficient de corrélation de Spearman $\rho = 0.65$, $P < 0.001$), ce qui suggère que l'utilisation de données d'occupation des sols et de climat peut fournir en première approche une bonne estimation de la pollinisation. Cependant, la corrélation n'est pas parfaite non plus, et les différences résiduelles sont probablement révélatrices d'autres facteurs influençant la pollinisation réalisée, qui ne sont pas pris en compte dans le modèle de Zulian *et al.* (2013) : diversité des pollinisateurs au-delà des abeilles sauvages, rôle des pollinisateurs gérés, notamment l'abeille mellifère, impact des pratiques agricoles. L'échelle nationale n'est cependant pas la plus pertinente pour tenter de séparer les effets relatifs de ces variables, car le gradient de pollinisation nord-sud est associé à plusieurs autres gradients nord-sud confondus : l'agriculture française est plus intensive au nord qu'au sud, les infrastructures agroécologiques y sont plus rares et le climat moins favorable pour une partie des pollinisateurs, notamment les abeilles sauvages. Des échelles spatiales plus fines, par exemple celle d'un paysage, permettent d'aller plus loin dans la compréhension des mécanismes qui influencent la pollinisation des cultures.

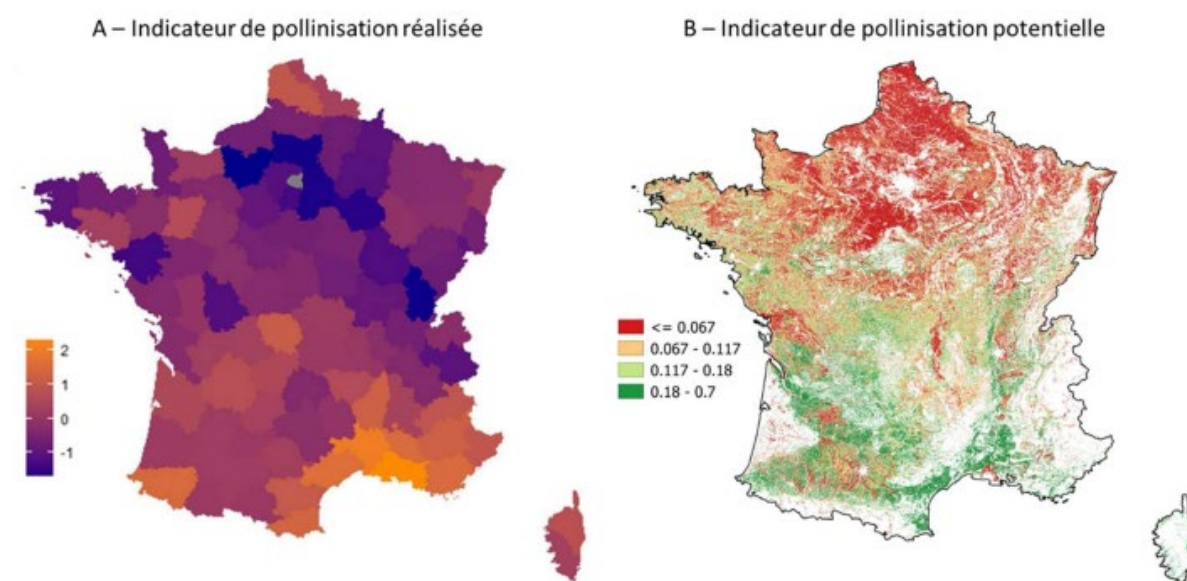


Figure 2 : Comparaison de la variabilité spatiale de notre indicateur de pollinisation réalisée en France hexagonale (A), à la résolution spatiale des départements, avec la variation de l'indice de pollinisation potentielle (B) de Zulian *et al.* (2013). Dans les deux cas, les valeurs de l'indicateur n'ont pas d'unité. En (A), les couleurs de l'orange vers le bleu indiquent des déficits de pollinisation de plus en plus marqués. En (B), les couleurs du vert vers le rouge indiquent des déficits de pollinisation de plus en plus marqués. La cartographie de l'indicateur de pollinisation potentielle a été retravaillée pour l'hexagone dans le cadre de l'EFESE (Therond *et al.*, 2017), en ne se focalisant que sur les espaces agricoles. Les pixels en blanc correspondent donc à d'autres occupations du sol.

3.2. A l'échelle d'un paysage agricole, l'indicateur de pollinisation réalisée révèle les effets des infrastructures agroécologiques et l'utilisation d'insecticides dans les parcelles

Dans la plateforme d'observation de Fénay, les indicateurs de pollinisation potentielle et réalisée sont encore bien corrélés (coefficient de corrélation = 60%, $P < 0.001$, Figure 3) mais toujours avec des différences. La corrélation positive entre les deux indicateurs est liée au rôle central, et bien connu, des éléments semi-naturels, qui favorisent l'abondance et la diversité des pollinisateurs (Kennedy *et al.*, 2013). Ces éléments semi-naturels sont inclus par construction dans l'indicateur de pollinisation potentielle, mais pas dans celui de pollinisation réalisée : cette corrélation positive est donc une confirmation que ce dernier indicateur fondé sur les rendements indique bien la présence, mais aussi l'efficacité des pollinisateurs. Les différences, en revanche, peuvent être partiellement expliquées par une qualité variable, non caractérisée, des éléments semi-naturels et par le rôle des pratiques dans les parcelles, pratiques qui ne sont pas incluses dans le modèle de pollinisation potentielle. En effet, quand l'indicateur est calculé à la résolution spatiale de la parcelle, nous observons une relation négative entre la pollinisation réalisée et l'indice de fréquence de traitement en insecticides (Gandara *et al.*, 2025).

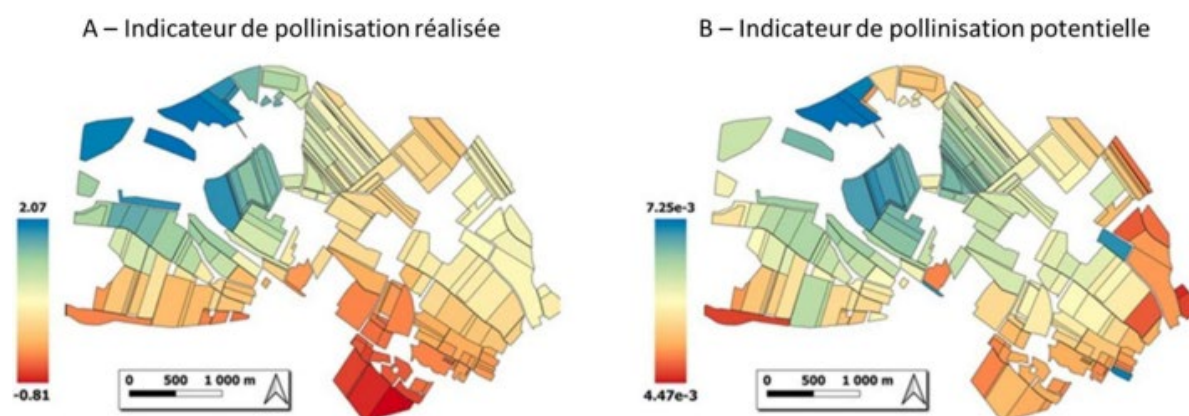


Figure 3 : Comparaison de la variance spatiale de l'indicateur de pollinisation réalisée dans la plateforme d'observation de Fénay (A), à la résolution spatiale des parcelles, avec la variation de l'indice de pollinisation potentielle (B) calculé avec l'outil InVEST (Sharp *et al.*, 2018). Dans les deux cas, les couleurs du bleu vers le rouge indiquent des déficits de pollinisation de plus en plus marqués, et les valeurs de l'indicateur n'ont pas d'unité. Figure tirée de Gandara *et al.* (2025).

4. Discussion : quelques précautions dans le calcul et l'interprétation de l'indicateur de pollinisation réalisée

L'indicateur de pollinisation réalisée est un outil prometteur, qui peut être calculé à partir de données relativement disponibles, et qui va au-delà des indicateurs de pollinisation existants : en effet, cet indicateur basé sur les rendements renseigne la pollinisation réalisée, contrairement aux indicateurs potentiels basés sur la présence prédite de pollinisateurs. A ce titre, il permet de prendre en compte la pollinisation assurée par l'ensemble des pollinisateurs des cultures et d'inclure toutes les variables environnementales influençant cette pollinisation, notamment l'effet des pratiques agricoles qui ne sont souvent pas considérées dans les modèles existants. Cependant, plusieurs précautions doivent être prises pour une bonne utilisation et interprétation de l'indicateur.



4.1. L'indicateur de pollinisation réalisée est relatif, et ne permet pas une estimation dans l'absolu des déficits de pollinisation

Par son mode de calcul, qui inclut une standardisation des rendements de chaque culture à l'échelle de la zone d'étude dans son ensemble, l'indicateur informe sur les classements des sites les uns par rapport aux autres, mais ne dit rien sur les pertes de rendement absolues causées par un déficit de pollinisation. Par construction, les rendements standardisés varient majoritairement entre -2 et +2 et sont centrés sur 0, cela pour tous les niveaux de dépendance. Ainsi, une relation négative entre ces rendements et la dépendance aux pollinisateurs dans certains sites implique, en miroir, une relation positive dans d'autres. Les relations négatives signalent clairement un déficit de pollinisation (les cultures dépendantes présentent des rendements inférieurs à la moyenne nationale). L'interprétation des relations positives est moins directe : si un déficit de pollinisation touche toute la zone d'étude, même les sites à relation positive restent en déficit, mais dans une moindre mesure que les sites à relation négative (leurs cultures dépendantes ont les meilleurs rendements relatifs). A noter cependant qu'en l'absence de déficit, l'indicateur ne détecte aucun signal : les pentes des relations restent proches de zéro pour tous les sites. L'indicateur de pollinisation réalisée met donc en évidence des déficits dès lors que les pentes sont variables d'un site à l'autre, et classe les sites selon la sévérité du déficit ou inversement selon la contribution des pollinisateurs au rendement des cultures qui en sont dépendantes. Pour connaître l'effet absolu du déficit de pollinisation sur les rendements, il est indispensable d'utiliser les techniques éprouvées de supplémentation en pollen : ce dépôt manuel de pollen compatible sur des fleurs en pollinisation libre permet lever toute limitation pollinique et d'estimer le rendement maximal associé à une pollinisation complète.

4.2. L'indicateur de pollinisation réalisée nécessite plusieurs cultures par niveau de dépendance aux pollinisateurs

L'interprétation de l'indicateur repose sur une hypothèse centrale : à part l'efficacité de la pollinisation animale, tous les facteurs influençant le rendement, qui sont nombreux (caractéristiques des sols, conditions météorologiques, pratiques agricoles, etc.) ont en moyenne le même effet sur les espèces cultivées quelle que soit leur dépendance aux pollinisateurs. C'est ce qui est sous-entendu dans l'affirmation « toutes choses égales par ailleurs ». Pour que cette hypothèse soit vérifiée le mieux possible, il est indispensable que chaque catégorie de dépendance aux pollinisateurs soit représentée par le plus grand nombre d'espèces cultivées possible. Prenons un exemple caricatural où l'indicateur serait calculé avec seulement deux espèces : une céréale A, avec une dépendance de 0 pour les pollinisateurs, et une courge B, avec une dépendance de 95 % pour les pollinisateurs. Par ailleurs, la céréale est très résistante à la sécheresse mais supporte peu l'humidité (maladies fongiques) alors que la courge a de forts besoins en eau. Avec un tel jeu de données, les rendements standardisés de la céréale sont élevés dans les sites les plus secs et faibles dans les sites très arrosés, et c'est le contraire pour les rendements de la courge. La relation entre rendements standardisés et dépendance aux pollinisateurs est donc négative dans les sites secs et positive dans les sites arrosés, et ce **même si la pollinisation animale n'est limitante nulle part**. Dans ce cas précis, les effets du climat et de la dépendance à la pollinisation sont confondus et l'indicateur ne fonctionne pas : il conclut à un déficit de pollinisation animale dans les sites secs, alors que ce n'est qu'une question de préférence climatique. En revanche, avec plusieurs espèces cultivées fonctionnellement contrastées dans chaque classe de dépendance aux pollinisateurs, on attend qu'il n'y ait pas de corrélation entre dépendance aux pollinisateurs et préférences climatiques, édaphiques, ou aux pratiques agricoles. Un corollaire de cette propriété est que l'indicateur ne fournit pas une mesure du déficit de pollinisation pour une culture isolément, seulement pour des sites dans une zone donnée, sur l'ensemble des cultures incluses dans le calcul. Par ailleurs, si toutes les cultures dépendantes des pollinisateurs sont bien pollinisées par un seul type de pollinisateurs (l'abeille domestique par exemple), l'indicateur peut passer à côté d'un déficit de pollinisation par les autres pollinisateurs (pollinisateurs sauvages par exemple).



4.3. Le choix de la résolution spatiale dépend des attentes des utilisateurs

Selon la finesse des données de rendement disponibles, l'indicateur peut être calculé à différentes résolutions spatiales, y compris jusqu'à celle de la parcelle agricole si l'on dispose d'une série temporelle suffisamment longue pour chaque parcelle. Le choix de la meilleure résolution spatiale dépend des questions que l'on souhaite aborder avec l'indicateur. Pour comprendre l'effets des pratiques dans la parcelle sur la pollinisation, la résolution spatiale de la parcelle est assez logiquement la plus pertinente, d'autant que la typologie des pratiques peut varier rapidement d'une parcelle à l'autre dans un territoire agricole. En revanche, pour visualiser la configuration spatiale de l'efficacité de la pollinisation dans un territoire ou paysage agricole, des résolutions plus grossières peuvent être plus efficaces, car elles permettent d'une part de moyenniser des effets de pratiques intra-parcelle parfois contrastés, et d'autre part d'augmenter la précision de l'indicateur en augmentant le nombre de données utilisées pour calculer la pente de la relation entre rendements standardisés et dépendance aux pollinisateurs. Les lecteurs et lectrices intéressé.es trouveront plus de détails dans l'article de Gandara *et al.* (2025).

4.4. L'indicateur peut aussi être utilisé pour un suivi des variations temporelles de l'efficacité de la pollinisation

Le présent article s'est concentré sur l'étude des variations spatiales de l'efficacité de la pollinisation, mais l'indicateur peut aussi être appliqué avec un découpage des données dans le temps, plutôt que dans l'espace. L'indicateur classera alors les intervalles de temps, par exemple les années, entre moments avec un fort déficit de pollinisation et moments avec une meilleure pollinisation. Une perspective naturelle de cet indicateur est donc d'être testé pour suivre les changements temporels de la pollinisation en France.

5. Conclusions

L'indicateur de pollinisation réalisée, fondé sur les données de rendement des cultures et leur dépendance aux pollinisateurs, est un outil prometteur pour identifier des zones où la pollinisation animale est la plus limitante, et ainsi soit adapter son assolement, à court terme, pour installer les cultures très dépendantes des pollinisateurs dans les zones les plus favorables, soit repenser à plus long terme un territoire agricole pour promouvoir des aménagements et pratiques favorables aux pollinisateurs là où ils n'assurent plus leur rôle de pollinisation. Cet indicateur apporte une plus-value par rapport aux outils existants qui en restent à la pollinisation potentielle, car il permet de prendre en compte tous les pollinisateurs et tous les facteurs qui les influencent, notamment les pratiques dans les parcelles. Nous souhaitons continuer à le déployer dans une gamme de contextes agricoles variées, et les personnes connaissant des territoires où des données de rendement des cultures sont disponibles sont chaleureusement invitées à nous contacter.

Ethique

Les auteurs déclarent que les expérimentations ont été réalisées en conformité avec les réglementations nationales applicables.

Déclaration sur la disponibilité des données et des modèles

Les données qui étayent les résultats évoqués dans cet article sont accessibles sur demande auprès de l'auteur de correspondance de l'article.



Déclaration relative à l'Intelligence artificielle générative et aux technologies assistées par l'Intelligence artificielle dans le processus de rédaction

Les auteurs n'ont pas utilisé de technologies assistées par intelligence artificielle dans le processus de rédaction.

ORCIDs des auteurs

Emmanuelle PORCHER : <https://orcid.org/0000-0002-9264-8239> ;

Francesco ACCATINO : <https://orcid.org/0000-0002-6719-8539> ;

James DESAEGHER : <https://orcid.org/0000-0001-9205-0184> ;

Colin FONTAINE : <https://orcid.org/0000-0001-5367-5675> ;

Thibault GANDARA : <https://orcid.org/0009-0005-6312-2122> ;

Antoine GARDARIN : <https://orcid.org/0000-0001-6589-7806> ;

Gabrielle MARTIN : <https://orcid.org/0000-0002-9192-4924> ;

Alice MICHELOT-ANTALIK : <https://orcid.org/0000-0002-0134-6754>.

Contributions des auteurs

EP : Rédaction - version originelle. Tous les auteurs : Rédaction - Révision et correction.

Déclaration d'intérêt

Les auteurs déclarent ne pas travailler, ne pas conseiller, ne pas posséder de parts, ne pas recevoir de fonds d'une organisation qui pourrait tirer profit de cet article, et ne déclarent aucune autre affiliation que celles citées en début d'article.

Remerciements

Les travaux présentés dans cet article ont été initiés dans le cadre de l'EFESE (Evaluation Française des Ecosystèmes et Services Ecosystémiques).

Déclaration de soutien financier

Les travaux présentés dans cet article ont reçu le soutien financier de la région Île-de-France (DIM ASTREA, #15CS640), de l'Agence Nationale de la Recherche (projet BeCreative #ANR-20-PCPA-0001) et de l'Office Français de la Biodiversité-EcoPhyto2+ (projet ESPRES #OFB-21-0950).

Références bibliographiques

Aizen, M. A., Garibaldi, L. A., Cunningham, S. A., & Klein, A. M. (2008). Long-term global trends in crop yield and production reveal no current pollination shortage but increasing pollinator dependency. *Current Biology*, 18(20), 1572–1575. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2008.08.066>

Artamendi, M., Martin, P. A., Bartomeus, I., & Magrach, A. (2025). Loss of pollinator diversity consistently reduces reproductive success for wild and cultivated plants. *Nature Ecology & Evolution*, 9(2), 296–313. <https://doi.org/10.1038/s41559-024-02595-2>

Bockstaller, C., Sirami, C., Sheeren, D., Keichinger, O., Arnaud, L., Favreau, A., Angevin, F., Laurent, D., Marchand, G., Delaroche, E., & Ceschia, É. (2021). Contribution of remote sensing to the calculation of agri-environmental indicators for the CAP, farmers and stakeholders Apports de la télédétection au calcul d'indicateurs agri-environnementaux au service de la PAC, des agriculteurs et porteurs d'enjeu. *Innovations Agronomiques*. <https://doi.org/10.15454/NS4W-A314>



- Chabert, S., Mallinger, R. E., Senechal, C., Fougereux, A., Geist, O., Guillemard, V., Leylavergne, S., Malard, C., Pousse, J., & Vaissiere, B. E. (2022). Importance of maternal resources in pollen limitation studies with pollinator gradients: A case study with sunflower. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 330, 107887. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2022.107887>
- Desaegher, J., Sheeren, D., & Ouin, A. (2021). Optimising spatial distribution of mass-flowering patches at the landscape scale to increase crop pollination. *Journal of Applied Ecology*, 58(9), 1876–1887. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.13949>
- Gandara, T., Gardarin, A., Desaegher, J., Petit, S., Porcher, E., & Michelot-Antalik, A. (2025). A crop yield-based pollination index reveals the impacts of land cover and pesticide use on realized pollination at a landscape scale. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 392, 109747. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2025.109747>
- Kennedy, C. M., Lonsdorf, E., Neel, M. C., Williams, N. M., Ricketts, T. H., Winfree, R., Bommarco, R., Brittain, C., Burley, A. L., Cariveau, D., Carvalho, L. G., Chacoff, N. P., Cunningham, S. A., Danforth, B. N., Dudenhoeffer, J.-H., Elle, E., Gaines, H. R., Garibaldi, L. A., Gratton, C., ... Kremen, C. (2013). A global quantitative synthesis of local and landscape effects on wild bee pollinators in agroecosystems. *Ecology Letters*, 16(5), 584–599. <https://doi.org/10.1111/ele.12082>
- Klein, A.-M., Vaissiere, B. E., Cane, J. H., Steffan-Dewenter, I., Cunningham, S. A., Kremen, C., & Tscharntke, T. (2007). Importance of pollinators in changing landscapes for world crops. *Proceedings of the Royal Society B-Biological Sciences*, 274(1608), 303–313. <https://doi.org/10.1098/rspb.2006.3721>
- Koh, I., Lonsdorf, E. V., Williams, N. M., Brittain, C., Isaacs, R., Gibbs, J., & Ricketts, T. H. (2016). Modeling the status, trends, and impacts of wild bee abundance in the United States. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 113(1), 140–145. <https://doi.org/10.1073/pnas.1517685113>
- Lonsdorf, E., Kremen, C., Ricketts, T., Winfree, R., Williams, N., & Greenleaf, S. (2009). Modelling pollination services across agricultural landscapes. *Annals of Botany*, 103(9), 1589–1600. <https://doi.org/10.1093/aob/mcp069>
- Martin, G., Fontaine, C., Accatino, F., & Porcher, E. (2019). New indices for rapid assessment of pollination services based on crop yield data: France as a case study. *Ecological Indicators*, 101, 355–363. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.01.022>
- Ollerton, J., Winfree, R., & Tarrant, S. (2011). How many flowering plants are pollinated by animals? *Oikos*, 120(3), 321–326. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0706.2010.18644.x>
- Ouin, A., Andrieu, É., Balent, G., Carrié, R., Choisis, J.-P., Dejoux, J.-F., del Corso, J.-P., Desaegher, J., Fauvel, M., Gallai, N., Ladet, S., Rivers-Moore, J., Uwingabire, Z., Sheeren, D., Vialatte, A., & Cichosz, B. (2022, March 25). PSDR4 Sebioref—Une approche paysagère et territorialisée des services écosystémiques et des valeurs attachées pour guider les décideurs publics. *Innovations Agronomiques*. <https://hal.inrae.fr/hal-03645000>
- Paudel, Y. P., Mackereth, R., Hanley, R., & Qin, W. (2015). Honey Bees (*Apis mellifera* L.) and Pollination Issues: Current status, impacts and potential drivers of decline. *Journal of Agricultural Science*, 7(6), p93. <https://doi.org/10.5539/jas.v7n6p93>
- Perrot, T., Gaba, S., Roncoroni, M., Gautier, J.-L., & Bretagnolle, V. (2018). Bees increase oilseed rape yield under real field conditions. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 266, 39–48. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2018.07.020>
- Powney, G. D., Carvell, C., Edwards, M., Morris, R. K. A., Roy, H. E., Woodcock, B. A., & Isaac, N. J. B. (2019). Widespread losses of pollinating insects in Britain. *Nature Communications*, 10, 1018. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-08974-9>
- Rader, R. A., Bartomeus, I. B., Garibaldi, L. A., Garratt, M. P. D., Howlett, B. G., Winfree, R. G., Cunningham, S. A., Mayfield, M. M., Arthur, A. D., Andersson, G. K. S., Bommarco, R. M., Brittain, C. N., Carvalho, L. G., Chacoff, N. P., Entling, M. H., Foully, B. A., Freitas, B. M., Gemmill-Herren, B. u, Ghazoul, J. V., ... Woyciechowski, M. (2016). Non-bee insects are important contributors to global crop pollination. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 113(1), 146–151. <https://doi.org/10.1073/pnas.1517092112>



Reilly, J. R., Artz, D. R., Biddinger, D., Bobiwash, K., Boyle, N. K., Brittain, C., Brokaw, J., Campbell, J. W., Daniels, J., Elle, E., Ellis, J. D., Fleischer, S. J., Gibbs, J., Gillespie, R. L., Gundersen, K. B., Gut, L., Hoffman, G., Joshi, N., Lundin, O., ... Winfree, R. (2020). Crop production in the USA is frequently limited by a lack of pollinators. *Proceedings of the Royal Society B-Biological Sciences*, 287(1931), 20200922. <https://doi.org/10.1098/rspb.2020.0922>

Ricketts, T. H., Regetz, J., Steffan-Dewenter, I., Cunningham, S. A., Kremen, C., Bogdanski, A., Gemmill-Herren, B., Greenleaf, S. S., Klein, A. M., Mayfield, M. M., Morandin, L. A., Ochieng, A., & Viana, B. F. (2008). Landscape effects on crop pollination services: Are there general patterns? *Ecology Letters*, 11(5), 499–515. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2008.01157.x>

Rouabah, A., Rabolin-Meinrad, C., Gay, C., & Therond, O. (2024). Models of bee responses to land use and land cover changes in agricultural landscapes – a review and research agenda. *Biological Reviews*, 99(6), 2003–2021. <https://doi.org/10.1111/brv.13109>

Sharp, R., Chaplin-Kramer, R., Wood, S., Guerry, A., Tallis, H., Ricketts, T., Nelson, E., Ennaanay, D., Wolny, S., Olwero, N., Vigerstol, K., Derric Pennington, Mendoza, G., Aukema, J., Foster, J., Forrest, J., Cameron, D., Arkema, K., Lonsdorf, E., ... Douglass, J. (2018). InVEST User's Guide. The Natural Capital Project, Stanford University, University of Minnesota, The Nature Conservancy, and World Wildlife Fund. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.32693.78567>

Siopa, C., Carvalheiro, L. G., Castro, H., Loureiro, J., & Castro, S. (2024). Animal-pollinated crops and cultivars-A quantitative assessment of pollinator dependence values and evaluation of methodological approaches. *Journal of Applied Ecology*, 61(6), 1279–1288. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.14634>

Stanley, D. A., Garratt, M. P. D., Wickens, J. B., Wickens, V. J., Potts, S. G., & Raine, N. E. (2015). Neonicotinoid pesticide exposure impairs crop pollination services provided by bumblebees. *Nature*, 528(7583), 548–+. <https://doi.org/10.1038/nature16167>

Therond, O., Tichit, M., Tibi, A., Accatino, F., Biju-Duval, L., & *et al.* (2017). Volet “écosystèmes agricoles” de l’Evaluation Française des Ecosystèmes et des Services Ecosystémiques. <https://doi.org/10.15454/PRMV-WC85>

Turo, K. J., Reilly, J. R., Fijen, T. P. M., Magrach, A., & Winfree, R. (2024). Insufficient pollinator visitation often limits yield in crop systems worldwide. *Nature Ecology & Evolution*. <https://doi.org/10.1038/s41559-024-02460-2>

Zattara, E. E., & Aizen, M. A. (2021). Worldwide occurrence records suggest a global decline in bee species richness. *One Earth*, 4(1), 114–123. <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2020.12.005>

Zulian, G., Maes, J., & Paracchini, M. (2013). Linking Land Cover Data and Crop Yields for Mapping and Assessment of Pollination Services in Europe. *Land*, 2(3), 472–492. <https://doi.org/10.3390/land2030472>



Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY 4.0)

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Pour la citation et la reproduction de cet article, mentionner obligatoirement le titre de l'article, le nom de tous les auteurs, la mention de sa publication dans la revue *Innovations agronomiques* et son DOI, la date de publication.



L'intelligence artificielle pour optimiser les cycles de croissances en serres intelligentes contrôlés

Myriam LAROUCHE¹, Claudiane OUELLET-PLAMONDON¹, et Stéphane GODBOUT²

¹ École de technologie supérieure (ÉTS), 1100 R. Notre Dame O, Montréal, QC H3C 1K3

² Université Laval, 2325, rue de l'Université, Québec (Québec) G1V 0A6

Correspondance : cc-myriam.larouche-tremblay@etsmtl.ca

Résumé

L'agriculture verticale urbaine se transforme grâce aux capteurs intelligents et à l'IA. Cet article montre comment les capteurs environnementaux et de croissance, malgré certaines limites techniques et opérationnelles, ouvrent la voie à des systèmes auto-ajustables capables d'adapter les paramètres en temps réel. L'IA optimise ensuite les cycles de culture, anticipe les fenêtres idéales de récolte et automatise les décisions. Enfin, son rôle en sélection variétale est illustré par une étude de cas menée à Chengdu, révélant son potentiel à accroître les rendements, la stabilité et la résilience des environnements contrôlés.

Mots clés : Serres verticales, Agriculture urbaine, Intelligence artificielle en agriculture, Agriculture verticale intelligente, Capteurs auto-ajustables, Innovation agrotechnologique

Abstract: artificial intelligence for optimizing growth cycles in controlled smart greenhouses

Urban vertical farming is rapidly evolving through the integration of smart sensors and AI. This article shows how environmental and crop-growth sensors, despite certain technical and operational limits, are paving the way for self-adjusting systems capable of adapting parameters in real time. AI then optimizes cultivation cycles, anticipates ideal harvest windows, and automates decision-making. Finally, its role in varietal selection is illustrated through a case study in Chengdu, highlighting its potential to enhance yields, stability, and resilience in controlled environments.

Keywords: Vertical greenhouses, Urban agriculture, Artificial intelligence in agriculture, Smart vertical farming, Self-adjusting sensors, Agrotechnological innovation

1. Introduction

L'agriculture représente un secteur clé de l'économie mondiale et elle est confrontée à des défis croissants liés à l'augmentation de la population mondiale, au changement climatique et à la nécessité d'une production alimentaire durable en pleine évolution. Les serres intelligentes, qui combinent des technologies avancées pour optimiser les conditions de croissance, offrent des solutions prometteuses pour répondre à ces enjeux. Cependant, la gestion des cycles de croissance dans ces environnements contrôlés demeure complexe, nécessitant des approches innovantes pour maximiser l'efficacité et minimiser les impacts environnementaux.

L'intelligence artificielle (IA), entendue comme « un système fondé sur des machines capables de formuler des prédictions, recommandations ou décisions selon des objectifs définis » (OCDE, 2021), joue un rôle crucial dans cette transformation, offrant des outils puissants pour analyser de vastes quantités de données en temps réel, prédire les besoins des cultures et automatiser les processus de gestion. Les systèmes d'IA intégrés aux structures des serres intelligentes permettent d'optimiser des paramètres clés tels que la température, l'humidité, la lumière et les nutriments, permettant ainsi des conditions idéales pour la croissance des plantes. Toutefois, malgré ces avancées, plusieurs défis subsistent. La complexité des interactions entre les différents paramètres de croissance, les besoins



spécifiques des plantes et les variations climatiques locales exigent des solutions encore plus performantes et adaptées. Dans ce contexte, cet article s'intéresse à l'application de l'intelligence artificielle pour optimiser les cycles de croissance en serres intelligentes contrôlées. Plus spécifiquement, il vise à répondre à la problématique suivante ; comment l'intégration des systèmes d'IA peut aider à dynamiser et fournir un soutien aux conditions changeantes d'une serre et permettre d'optimiser les cycles de croissance en fonction des besoins spécifiques des plantes ?

Les avancées récentes dans le domaine, telles que celles présentées par Cao *et al.*, démontrent « l'efficacité de l'IA pour le contrôle autonome des serres en utilisant des processus de décision de Markov et des simulateurs basés sur des réseaux neuronaux » (Cao *et al.*, 2021). De manière similaire, les travaux d'Alhnaity, B., Pearson, S., & Kollias, mettent en lumière « l'utilisation de l'apprentissage pour prédire la croissance des plantes et le rendement dans des environnements contrôlés » (d'Alhnaity, B., Pearson, S., & Kollias, 2019). Ces études illustrent le potentiel des technologies basées sur l'IA pour résoudre les défis de la gestion en temps réel et de l'optimisation des paramètres de croissance. Il est important de souligner, l'importance de l'intégration de l'Internet des objets et de l'apprentissage automatique pour surveiller et ajuster de façon dynamique et en temps réel les paramètres environnementaux. (Wang *et al.* 2024) De plus, les interactions complexes entre technologies, environnement et efficacité des ressources, renforçant ainsi les perspectives de l'IA dans l'agriculture urbaine et durable.

Les articles de recherche qui ont été étudiés et publiés dans ce travail ont mis en évidence les avancées technologiques dans le domaine des serres intelligentes et les limites des approches traditionnelles. Elles ont également souligné le potentiel de l'IA à adresser ces lacunes en combinant analyse prédictive, automatisation et gestion en temps réel. En articulant les résultats obtenus avec les perspectives théoriques et pratiques, cet article contribue au démarrage des réflexions sur l'avenir de l'agriculture intelligente et durable.

2. Intégration des capteurs de contrôle en agriculture et serres verticales contrôlées

L'agriculture de précision est une approche moderne qui utilise des technologies numériques pour optimiser les processus de production agricole. L'importance des capteurs de contrôle dans cette industrie joue un rôle central en fournissant des données précises sur divers paramètres environnementaux et agronomiques. Cela permet une gestion plus efficace des ressources.

Par exemple, des capteurs embarqués sur les équipements agricoles, associés à des systèmes de positionnement par GPS, permettent de générer des cartes de rendement détaillées, facilitant l'application ciblée d'intrants tels que les engrais et les pesticides. (Dominique Buffer, R. Oger, 2000) Dans ce contexte, il est essentiel de distinguer les capteurs traditionnels des capteurs intelligents. Un capteur intelligent est un dispositif qui combine un élément de mesure avec des capacités de traitement embarquées lui permettant d'interpréter les données, de s'adapter aux variations et d'ajuster automatiquement son comportement sans intervention humaine. Cette définition souligne que l'IoT n'est pas une forme d'intelligence, mais plutôt une technologie de communication permettant aux capteurs de transmettre ses données à distance. La photo 1 illustre un système de capteurs et de contrôle en serre verticale de Aqua verti Farms.



Photo 1 : Système de contrôle et capteurs dans la serre verticale de Aqua Verti Farms. Crédits photo Myriam Larouche-T (2024).

Cette convergence permet une surveillance en temps réel permettant l'optimisation de la gestion des cultures et promouvant la durabilité dans le secteur agricole. Dans les serres intelligentes, l'utilisation de l'IA ne se limite pas à vérifier que les paramètres environnementaux restent dans une certaine plage. Elle sert plutôt à comprendre comment ces paramètres réagissent ensemble d'un moment à l'autre. L'IA observe ces variations en continu et ajuste les conditions au fur et à mesure, ce que les anciens systèmes à seuils fixes ne pouvaient pas vraiment faire. Cette capacité à lire la situation en temps réel permet aussi d'anticiper ce qui s'en vient. Par exemple, certains modèles d'apprentissage automatique sont capables de repérer des signes précurseurs d'un stress physiologique, bien avant que les symptômes ne soient visibles à l'œil nu. Ils peuvent faire des recommandations tel qu'un changement dans la lumière, de réaliser une fertilisation et même d'aider à mieux répartir l'énergie selon le stade de développement des cultures (Benos *et al.*, 2021). Même dans un environnement contrôlé, cette approche améliore la stabilité des rendements et rend les opérations globalement plus efficaces et plus durables.

Le contexte spécifique des serres verticales contrôlées représente une évolution innovante dans le domaine de l'agriculture urbaine, permettant de cultiver des plantes en couches superposées dans des environnements contrôlés. Cette méthode optimise l'utilisation de l'espace et des ressources, tout en augmentant le rendement des cultures. L'intégration de capteurs dans ces systèmes est essentielle pour surveiller et réguler des paramètres critiques tels que la température, l'humidité, le CO₂, le pH et la conductivité électrique des solutions nutritives. Par exemple, l'utilisation de capteurs pour mesurer ces variables permet d'assurer un environnement optimal pour la croissance des plantes, améliorant ainsi la qualité et la quantité des récoltes. (Vaisala, 2023) De plus, les serres verticales utilisent souvent des systèmes hydroponiques ou aéroponiques, où les plantes sont cultivées sans sol, nécessitant une surveillance précise des nutriments et des conditions environnementales. Les capteurs jouent un rôle crucial dans la surveillance continue et la régulation de ces paramètres, garantissant une croissance optimale des plantes et une utilisation efficace des ressources. (Creativ-serres.fr, 2024)

Même lorsqu'on contrôle l'ensemble des paramètres, les serres verticales présentent une variabilité interne qui reste parfois difficile à éviter. Le fait d'empiler les cultures sur plusieurs niveaux peut créer des microclimats différents. Par exemple, la lumière ne se répartit pas de manière uniforme, la chaleur s'accumule parfois davantage à certains endroits, l'humidité varie d'un étage à l'autre et la circulation d'air n'est jamais parfaitement égale. À cela s'ajoutent des facteurs liés aux plantes elles-mêmes, comme la densité de feuillage, les différences entre les stades de croissance ou encore les besoins changeants en nutriments. Les interactions entre la photopériode, le CO₂ et la température compliquent davantage la situation. (Beacham *et al.*, 2019). C'est précisément pour cette raison que l'utilisation de l'IA devient pertinente. Elle permet de saisir ces interactions complexes, d'ajuster automatiquement les paramètres lorsqu'un écart se manifeste, et d'optimiser la croissance de manière continue plutôt que ponctuelle.



2.1. Typologie des capteurs utilisés

Les capteurs environnementaux sont essentiels pour surveiller et réguler les conditions climatiques à l'intérieur des serres verticales. Les capteurs environnementaux contrôlent plusieurs paramètres, tout d'abord, le contrôle de la température. Les capteurs de température permettent de maintenir un climat optimal pour la croissance des plantes. Une température inappropriée peut ralentir la photosynthèse et affecter le développement des cultures. Par la suite, les capteurs d'humidité relative mesurent la teneur en vapeur d'eau dans l'air. Une humidité excessive peut favoriser le développement de maladies fongiques, tandis qu'une humidité insuffisante peut entraîner un stress hydrique pour les plantes. Il est également important d'utiliser des capteurs de CO₂ qui surveillent les niveaux de ce gaz, essentiel à la photosynthèse. Une concentration adéquate de CO₂ peut améliorer le rendement des cultures. Toute culture a besoin d'une bonne dose de luminosité, les capteurs de lumière mesurent l'intensité lumineuse, garantissant que les plantes reçoivent la quantité appropriée de lumière pour la photosynthèse. (Novagric, 2025)

Dans les systèmes de culture en substrat ou hydroponique, la surveillance du milieu de culture est cruciale. Il faut donc penser à introduire des capteurs de substrats pouvant mesurer l'humidité du substrat. Ces capteurs mesurent la teneur en eau du substrat, garantissant que les plantes disposent d'une hydratation adéquate sans excès. Les capteurs de pH surveillent l'acidité ou l'alcalinité du substrat ou de la solution nutritive, des facteurs qui influencent l'absorption des nutriments par les plantes. Il est possible d'ajouter des capteurs spécifiques pouvant détecter les concentrations de nutriments essentiels dans la solution nutritive, assurant un apport équilibré pour une croissance optimale. Afin d'évaluer la croissance, des caméras multispectrales et des capteurs de biomasse peuvent évaluer la santé et le développement des plantes. Les caméras multispectrales, des images à différentes longueurs d'onde, permettant d'analyser des indicateurs tels que l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI), qui reflète la vigueur et la santé des plantes. Les capteurs de biomasse, quant à eux, estiment la masse végétale en mesurant des paramètres comme la réflectance de la canopée, fournissant des informations sur la croissance et le rendement potentiel.

L'intégration de l'Internet des objets (IoT) dans les serres verticales permet une gestion centralisée et automatisée des données. Les capteurs connectés sans fil transmettent des données en temps réel à une unité centrale, éliminant le besoin de câblage complexe et facilitant l'installation et la maintenance. Les systèmes « *Cloud computing* » collectent des données qui seront entreposées et analysées sur des plateformes cloud (nuage), offrant des capacités de traitement avancées et un accès à distance pour la surveillance et le contrôle. (Hello Future, 2024)

2.2. Émergence des capteurs intelligents autoajustables

Les capteurs intelligents autoajustables occupent aujourd'hui une place centrale dans l'évolution des serres verticales contrôlées. Ces environnements, organisés en étages et très densément plantés, créent naturellement une multitude de petits microclimats qui changent rapidement. Il faut mentionner par exemple les variations de lumière entre les niveaux, l'humidité changeante, les écarts de température autour des panneaux D.E.L. ou encore la fluctuation de CO₂ selon la circulation d'air. Ce type de variabilité est beaucoup plus marqué que dans les serres traditionnelles ou en agriculture en sol, ce qui oblige à suivre de près ce qui se passe à l'intérieur des systèmes.

Pour arriver à capter cette dynamique fine, on utilise de plus en plus des capteurs issus de la microtechnologie et de la nanotechnologie, des MEMS, ou encore de l'électronique flexible. Cette dernière renvoie à des dispositifs électroniques déposés sur des matériaux souples, légers et minces, capables d'épouser la forme des feuilles ou des tiges sans nuire à leur croissance. Par exemple, certains capteurs nanofilms peuvent mesurer directement la transpiration ou la température foliaire. Il existe également d'autres produits, basés sur des microfluides, qui suivent en continu le pH, les nutriments ou l'électroconductivité dans les réseaux hydroponiques. Cela répond à un besoin important



pour les serres verticales où l'eau circule rapidement et où les variations sont fréquentes. On trouve aussi des capteurs intégrés aux modules d'éclairage, qui ajustent automatiquement le spectre ou l'intensité lumineuse, ainsi que des nanocapteurs capables de détecter très tôt certains composés organiques volatils liés au stress ou aux maladies.

Ce qui rend ces capteurs essentiels, c'est qu'ils génèrent des données riches et continues, suffisamment détaillées pour être interprétées par des modèles d'intelligence artificielle. Dans un contexte où les conditions peuvent changer en quelques minutes, l'IA devient un outil indispensable pour repérer des tendances, anticiper un stress physiologique ou ajuster automatiquement l'irrigation et la lumière avant même que des symptômes apparaissent. (Kim *et al.*, 2024) Grâce à ces technologies autoajustables, il devient enfin possible de gérer les serres verticales non pas comme un espace homogène, mais comme un environnement vivant et dynamique, dont les paramètres doivent être ajustés en continu (Zhang *et al.*, 2025 ; Rogers *et al.*, 2023).

2.2.1 Nouvelles solutions de stockage et d'analyse des données

L'utilisation croissante de capteurs intelligents dans les serres verticales génère une bonne quantité de données. Beaucoup plus importante que ce que les systèmes agricoles traditionnels devaient traiter. Ces capteurs alimentent en continu des plateformes d'acquisition qui regroupent les mesures environnementales, physiologiques et opérationnelles provenant de chaque étage et de chaque zone de culture. Comme ces données s'accumulent rapidement, il devient nécessaire de disposer de stratégies et d'outils pour les entreposer, les organiser et les rendre accessibles. Les infrastructures souvent basées sur l'IoT et sur les plateformes informatiques en nuage « Cloud computing » sont robustes et très performantes. La figure 1 représente le cycle de gestion des données collecté à la culture jusqu'à la prise décisionnelle vers l'intervention.

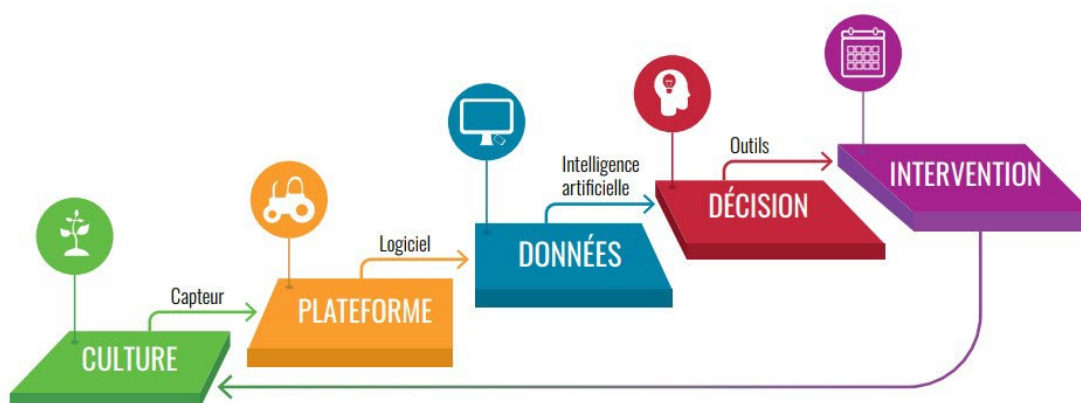


Figure 1 : Cycle de gestion fondée sur l'information pour agriculture avancée. Crédit : Sáiz-Rubio et Rovira-Más (2020).

Là où l'intelligence artificielle devient essentielle, c'est dans l'exploitation de ces bases de données volumineuses. Les modèles d'IA ne se contentent pas d'analyser des valeurs isolées ; ils examinent les liens entre les multiples variables enregistrées simultanément. Ils peuvent repérer des tendances qui ne seraient pas visibles autrement, détecter des changements subtils dans le comportement des plantes ou dans les conditions de culture, et proposer des ajustements avant même que le problème n'apparaisse. Dans plusieurs systèmes déjà en déploiement, l'IA traite les données issues des capteurs pour formuler des recommandations en temps réel, ce qui aide les producteurs à prendre des décisions plus éclairées et à améliorer l'efficacité générale des opérations (FAO, 2020).



2.2.2 Impact des avancées en nanotechnologie et en bio-capteurs

Avec l'arrivée des nanotechnologies, les capteurs sont devenus plus sensibles que ceux utilisés jusqu'à récemment en agriculture. Il faut mentionner les nanobiosenseurs qui, actuellement, occupent une place importante. Ils peuvent réagir à des signaux biologiques très faibles, bien avant que les plantes ne montrent des signes visibles de stress. Puisque les conditions dans les serres verticales changent rapidement d'un étage à l'autre, cette sensibilité devient particulièrement utile. Certains nanocapteurs à base de nanoparticules métalliques ou de nanofils peuvent détecter la libération de composés organiques volatils associés à l'infection par un pathogène, parfois plusieurs heures avant l'apparition des premiers symptômes. D'autres dispositifs, intégrés directement dans les systèmes hydroponiques, réagissent à de légères variations dans les ions nutritifs et permettent d'ajuster rapidement les solutions fertilisantes. (Singh P. *et al.*, 2025)

Les systèmes d'IA peuvent donc plus facilement exploiter ces données pour identifier des tendances subtiles. Les modèles prédictifs deviennent alors capables de distinguer un simple ajustement physiologique d'un stress émergent, ce qui aide à intervenir au bon moment plutôt que trop tard (Miguel-Rojas & Pérez-de-Luque, 2023). Au-delà de la détection précoce, ces nanobiosenseurs contribuent surtout à une gestion plus réactive des cultures, particulièrement dans des environnements denses et modulaires comme les serres verticales, où les microvariations ont un impact direct sur la croissance.

Les outils d'imagerie multispectrale ou hyperspectrale sont utiles pour suivre l'état général des plantes, mais ils peinent souvent à distinguer clairement l'origine des stress. Une même variation de réflectance peut être causée par un manque d'eau, un excès de nutriments ou le début d'une infection, ce qui limite la capacité d'intervention précise. C'est pour dépasser cette difficulté que les nanobiosenseurs deviennent particulièrement intéressants. La figure 2 ci-dessous, illustre les éléments clés de ces dispositifs. Un biorecepteur spécifique à la molécule cible, une nanoparticule jouant le rôle de transducteur et un système de détection permettant de convertir cette interaction en un signal mesurable. Ce couplage direct entre la cible biologique et le signal produit permet d'obtenir une information beaucoup plus spécifique qu'avec les approches basées uniquement sur la réflectance, ce qui ouvre la voie à une détection précoce et mieux discriminée des stress biotiques et abiotiques.

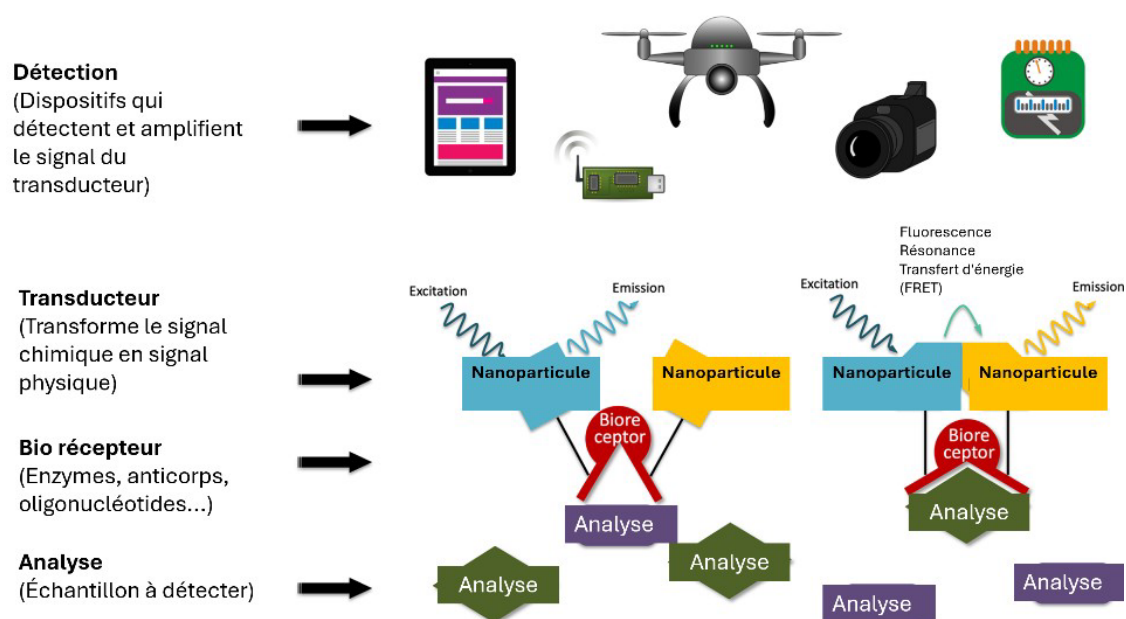


Figure 2 : Adaptation du schéma des principaux composants des nano biocapteurs et leurs mécanismes. Crédit : Miguel-Rojas C, Pérez-de-loque A. (2023).



2.2.3 Importance de coupler capteurs avec l'intelligence artificielle pour optimiser les serres verticales

L'intégration de capteurs intelligents dans les serres verticales constitue effectivement la base d'une boucle de régulation classique afin de mesurer un paramètre, d'ajuster la consigne et stabiliser le système. Cependant, l'apport de l'intelligence artificielle dépasse cette logique corrective. Dans les environnements très denses et à étages tels que l'agriculture verticale, les capteurs génèrent un volume de données difficile à interpréter en temps réel par un opérateur. L'IA permet alors d'identifier des tendances, d'anticiper des dérives avant qu'elles ne deviennent mesurables et d'ajuster les paramètres de manière proactive.

Concrètement, certains modèles prédictifs peuvent estimer l'évolution du microclimat selon la charge végétale ou le stade phénologique, tandis que des algorithmes d'apprentissage détectent des combinaisons de signaux tels que la variation lumineuse, la respiration foliaire et le stress hydrique. Cette capacité à apprendre du comportement réel des cultures et à optimiser les consignes en continu constitue la véritable valeur ajoutée de l'IA dans les serres verticales.

Le système iGrow représente bien l'évolution des outils de contrôle utilisés en serre verticale. Il combine un réseau de capteurs (température, humidité, pH, CO₂) à des algorithmes d'apprentissage automatique capables d'ajuster le climat et les apports nutritifs. Ces approches contribuent à réduire les fluctuations microclimatiques qui persistent malgré les contrôles classiques, notamment en raison de la densité de plantation et de la superposition des étages, deux sources de variabilité propres aux serres verticales. (Xiaoyan Cao *et al.* 2021)

D'autres applications renforcent cette tendance. Certaines installations commerciales on recourent à la vision par ordinateur pour suivre l'état des plantes en continu, tandis que des modèles prédictifs sont utilisés pour anticiper la croissance selon le stade phénologique. (Dhanya *et al.* 2022) Ces outils d'IA sont surtout pertinents lorsqu'il devient difficile pour un opérateur humain de traiter le volume et la fréquence des données générées par ces environnements hautement instrumentés. Dans ce contexte, l'IA ne remplace pas les systèmes de contrôle existants. Elle intervient plutôt pour gérer la variabilité résiduelle et soutenir les ajustements plus précis ce qui permet d'offrir des améliorations mesurables en stabilité, en rendement et en efficacité énergétique. (Zou *et al.* 2023)

3. L'intelligence artificielle, optimisez les temps de cycles en temps réel

Comme présenté jusqu'à présent, l'agriculture moderne est confrontée à des défis croissants, notamment la variabilité climatique, la gestion optimale des ressources et la nécessité d'accroître les rendements pour répondre à une demande alimentaire mondiale en constante augmentation. Si ces enjeux concernent l'ensemble des systèmes agricoles, l'émergence des technologies numériques et de l'intelligence artificielle (IA) ouvre de nouvelles perspectives pour l'optimisation dynamique des cycles de production, en particulier dans les environnements agricoles fortement instrumentés.

En agriculture contrôlée, et plus spécifiquement dans les serres verticales, les cycles de production englobent une succession de phases étroitement interconnectées, allant de la préparation des installations à la récolte, en passant par la croissance des cultures et la gestion continue des paramètres environnementaux. Contrairement à l'agriculture en plein champ, ces systèmes reposent sur un contrôle presque intégral des conditions de culture (lumière, température, humidité, nutriments, CO₂), générant une forte densité de données et une variabilité intra-système persistante liée aux interactions complexes entre les paramètres.

En serres verticales, l'IA permet maintenant d'affiner cette planification en analysant des données en temps réel telles que les conditions et les paramètres de croissances. Optimiser les temps de cycles signifie réduire les périodes improductives et synchroniser les différentes étapes de la production pour tirer le meilleur parti des ressources disponibles. L'IA joue un rôle crucial en fournissant des analyses



prédictives et des recommandations en temps réel, permettant aux agriculteurs de prendre des décisions éclairées. Par exemple, des systèmes de gestion des cultures intégrant l'IA et des capteurs peuvent ajuster automatiquement les conditions environnementales dans les serres pour favoriser une croissance optimale, améliorant ainsi les rendements et la rentabilité.

3.1 Le rôle de l'IA dans l'optimisation des cycles et récolte des serres verticales

L'essor des serres verticales repose sur l'intégration de technologies avancées permettant d'optimiser les cycles de culture et d'améliorer la productivité. Bien que la mesure et le pilotage de paramètres tels que l'irrigation, la lumière ou la fertilisation existent déjà en agriculture, les serres verticales se distinguent par un niveau élevé de complexité systémique et par l'interdépendance étroite de multiples variables environnementales et biologiques. L'intelligence artificielle (IA) joue alors un rôle central en exploitant les données issues des capteurs environnementaux permettant ainsi de maximiser l'efficacité des ressources (eau, énergie, nutriments) tout en réduisant les pertes et en garantissant des récoltes optimales.

Dans les serres verticales, l'intégration de capteurs IoT (Internet des Objets) permet à l'intelligence artificielle (IA) de jouer un rôle clé non pas uniquement dans l'automatisation, mais dans la capacité à analyser en continu de grandes quantités de données issues des capteurs IoT afin d'anticiper les variations, d'analyser des objectifs parfois contradictoires (rendement, qualité, consommation énergétique) et de soutenir une prise de décision autonome en temps réel. Cette approche permet de dépasser des stratégies de contrôle statiques ou basées sur des seuils fixes, en adaptant dynamiquement les cycles de culture aux réponses physiologiques des plantes et aux conditions internes du système.

L'application d'algorithmes de « *machine learning* » sur les données collectées permet de développer des modèles prédictifs capables d'anticiper les besoins des cultures. Ces modèles peuvent prévoir des variables telles que la croissance des plantes, les besoins en nutriments, ou l'apparition potentielle de maladies, en se basant sur des tendances historiques et des conditions actuelles. Dans ce contexte, le pilotage des serres verticales peut être formalisé comme un processus de décision markovien, dans lequel l'état du système (conditions environnementales et physiologiques des plantes) évolue en fonction des actions de contrôle appliquées (irrigation, éclairage, fertilisation) et génère une récompense associée à la performance du système. Cette modélisation est particulièrement adaptée aux serres verticales, où les décisions doivent être prises de manière séquentielle, sous incertitude, et en tenant compte d'interactions complexes entre variables. Par exemple, dans une étude intitulée « *IGrow : A Smart Agriculture Solution to Autonomous Greenhouse Control* » Sutton, n Cao. *Et al.* 2021) propose une solution d'agriculture intelligente pour le contrôle autonome des serres. Les auteurs de cet article formulent le problème du contrôle autonome des serres comme un processus de décision markovien et conçoivent un simulateur basé sur un réseau neuronal pour optimiser les stratégies de contrôle. Les résultats montrent une augmentation significative du rendement des cultures et du profit net grâce à cette approche basée sur l'IA.

3.2 Méthodes d'optimisation des cycles de croissance par l'IA pour les serres verticales

La modélisation des cycles de croissance consiste à créer des modèles prédictifs permettant d'identifier les phases optimales de développement des cultures. Ces modèles se basent sur des données climatiques, nutritionnelles et de croissance pour ajuster dynamiquement les paramètres de culture et maximiser le rendement. Dans ce contexte, l'apprentissage automatique supervisé repose sur l'utilisation de données étiquetées, pour lesquelles une expertise ou une validation extérieure définit les résultats attendus. Les modèles sont ainsi entraînés à reproduire une solution prédéfinie, par exemple en prédisant des besoins nutritionnels ou des rendements cibles. À l'inverse, l'apprentissage non supervisé s'appuie sur des données non étiquetées, des schémas cachés dans les données et permet

d'ajuster les stratégies de culture de manière plus flexible et autonome. Les solutions auxquelles converge le modèle ne sont donc pas nécessairement anticipées, ce qui permet d'explorer des dynamiques de croissance ou des interactions encore peu connues (IBM, 2025).

Si les approches supervisées et non supervisées permettent d'analyser et de modéliser les dynamiques de croissance des cultures, la mise en œuvre opérationnelle de ces connaissances pose un autre défi. Il faut déterminer, parmi un grand nombre de paramètres interdépendants, les combinaisons de réglages les plus performantes. Dans les serres verticales, cette problématique est particulièrement marquée en raison des cycles de culture, qui doivent concilier rendement, qualité des plantes et efficacité énergétique. Les algorithmes génétiques et l'optimisation par essaim de particules (PSO) sont des techniques bio-inspirées utilisées pour rechercher les combinaisons optimales de paramètres de culture. Les algorithmes génétiques imitent le processus de sélection naturelle en générant des solutions possibles et les affinent au fil des générations via des mécanismes tels que la mutation et le croisement. (Chagra Bassem, 2016) La figure 3 démontre l'application de l'algorithme PSO et le lien avec le cycle de culture optimisé. Ces approches sont particulièrement efficaces pour optimiser des paramètres tels que l'irrigation, l'intensité lumineuse et la concentration en nutriments. L'optimisation par essaim de particules (PSO) repose sur le comportement collectif des agents simulés, appelés particules, qui interagissent pour explorer l'espace de recherche. Chaque particule ajuste sa position en fonction de sa propre expérience et de celle des autres particules, ce qui permet une convergence rapide vers les solutions optimales. Par exemple, il a été démontré que l'utilisation combinée de ces deux méthodes permettait d'améliorer considérablement l'efficacité énergétique et la gestion des ressources en serre. (Hasni, A., & Taibi, R. 2011)

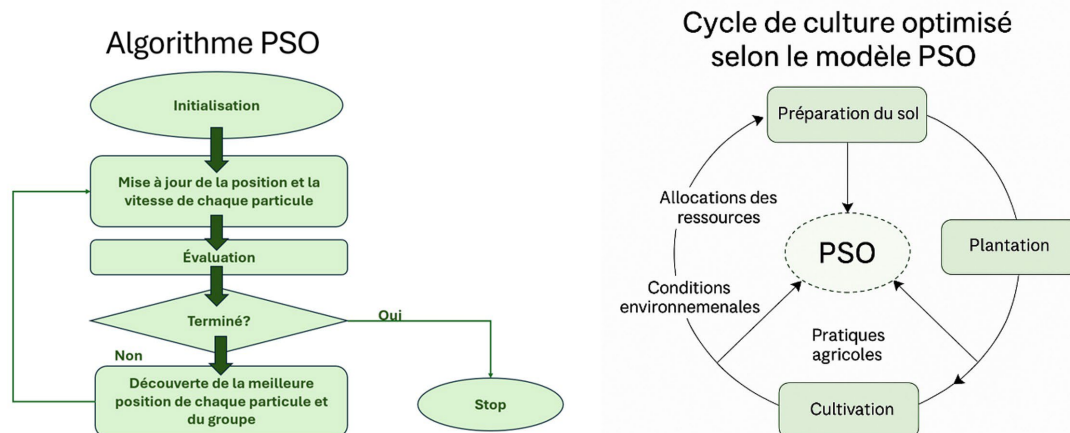


Figure 3 : Organigramme de principe de la PSO. Adaptation Chagra Bassem (2016).

De plus, dans un mémoire publié intitulé « *Analyse des données d'infiltration par les techniques de l'intelligence artificielle* », l'auteur utilise des algorithmes génétiques pour améliorer la valeur de l'erreur absolue obtenue par la méthode des réseaux de neurones convolutifs (CNN), démontrant ainsi l'efficacité de cette approche pour l'optimisation des paramètres. (Donia Toumi, 2023) Dans cette étude, les CNN sont utilisées dans un cadre d'apprentissage supervisé, où les données d'entrée sont associées à des valeurs de référence afin d'entraîner le modèle. Les résultats démontrent que la combinaison d'un modèle supervisé avec des techniques d'optimisation bio-inspirées permet d'améliorer significativement la performance prédictive, illustrant ainsi l'intérêt de ces approches hybrides pour l'optimisation des paramètres.



Les serres verticales optimisées par l'IA sont donc prometteuses. Les avancées technologiques promettent de nouvelles améliorations. L'évolution rapide des capacités de calcul, des capteurs intelligents et des algorithmes d'apprentissage ouvre la voie à des innovations de rupture. Ces innovations visent non seulement à améliorer la productivité, mais aussi à renforcer la durabilité et la résilience des systèmes agricoles face aux défis climatiques et environnementaux. Le tableau 1 propose quelques tendances et les perspectives d'innovation pour les serres verticales intégrant ces méthodes d'optimisation par l'IA. Les tendances présentées dans ce tableau sont issues d'une synthèse de la littérature scientifique et de rapports portant sur l'agriculture contrôlée, les serres verticales et l'intégration de l'intelligence artificielle. (Shi, W. *et al.* 2016) (Gubbi, J. *et al.* 2013) (Laikos, K. G. *et al.* 2018).

Tableau 1 : Résumé des tendances et perspectives d'innovation pour les serres verticales

Tendances et les perspectives d'innovation pour les serres verticales intégrant ces méthodes d'optimisation par l'IA	Explications
Informatique de pointe « Edge Computing »	Traite les données localement, plutôt que de les envoyer systématiquement vers un serveur central. Réduction de latence et améliore la réactivité des systèmes de gestion des serres verticales. Diminution de la consommation d'énergie liée au transfert de données et assure une meilleure autonomie des systèmes agricoles intelligents
Capteurs autoadaptatifs	Ajuste les paramètres de collecte en fonction des conditions environnementales et des besoins des plantes. Par exemple, un capteur d'humidité pourrait modifier sa fréquence de mesure en fonction des cycles d'arrosage, optimisant ainsi la collecte de données sans surcharger les réseaux de communication.
IA autoapprenante	Adaptabilité continue sans intervention humaine. Ils peuvent ajuster leurs modèles en fonction des nouvelles données collectées, ce qui permet une optimisation dynamique des conditions de croissance et une amélioration constante des rendements des serres verticales.

La section précédente met en évidence le rôle central de l'intelligence artificielle dans l'optimisation en temps réel des cycles de croissance en serres verticales. L'utilisation des données issues de capteurs et sur des méthodes d'optimisation telles que la PSO, permet à l'IA d'ajuster les paramètres de culture afin de réduire les temps de cycles tout en maintenant la productivité et la qualité des récoltes. L'approche présentée illustre comment l'IA dépasse une simple fonction de contrôle pour devenir un outil décisionnel capable de soutenir des stratégies de production plus efficaces, reproductibles et adaptées à la variabilité des systèmes de culture contrôlés.

4. Collecte de données par l'intelligence artificielle afin de sélectionner les meilleures génétiques

L'agriculture contrôlée, comme présentée jusqu'à présent, repose sur des pratiques optimisées visant à maximiser le rendement des cultures. Parmi ces pratiques, la sélection variétale joue un rôle essentiel en permettant d'identifier et de cultiver les variétés génétiques les plus performantes selon des critères spécifiques tels que la résistance aux maladies, l'efficacité hydrique et la productivité. Traditionnellement, cette sélection repose sur des expérimentations en conditions réelles, un processus long et coûteux nécessitant des années d'essais avant d'obtenir des résultats concluants. Cependant, avec l'essor des technologies numériques et de l'intelligence artificielle (IA), de nouvelles approches émergent pour accélérer et affiner ce processus. L'IA permet d'analyser d'énormes volumes de



données agronomiques issues de capteurs, d'images satellites, de bases de données génétiques et d'expérimentations en laboratoire. Grâce à des algorithmes avancés de « *machine learning* », il devient possible de prédire avec précision quelles variétés génétiques seront les mieux adaptées à un environnement donné.

La problématique centrale de cette étude est donc la suivante : comment identifier les variétés génétiques les plus performantes en fonction des conditions environnementales spécifiques ? Pour y répondre, cette partie explore le rôle fondamental de l'IA dans la collecte et l'analyse massive de données agricoles, en mettant en évidence les avantages de l'automatisation et de l'optimisation des processus de sélection génétique. Cette approche pourrait non seulement accélérer l'innovation en amélioration variétale, mais aussi favoriser une agriculture plus durable et résiliente face aux défis climatiques.

4.1 Sources de données pour la sélection génétique

La sélection génétique contribue aux avancements et à l'augmentation des performances pour les systèmes de production en serres verticales contrôlées. Cette sélection génétique repose sur l'exploitation conjointe de plusieurs sources de données, collectées en continu et intégrées dans des modèles d'analyse avancés. Ces données aide à identifier des génotypes mieux adaptés aux contraintes spécifiques de ces environnements hautement instrumentés. Parmi ces sources, on trouve les données phénotypiques. Ces données concernent les caractéristiques observables des organismes, tels que la croissance, le rendement et la résistance aux maladies. Elles sont essentielles pour évaluer l'expression des gènes dans des conditions environnementales spécifiques telles que les serres verticales contrôlées. Par exemple, les informations sur les performances, la consommation alimentaire et la santé des animaux d'élevage constituent des données phénotypiques cruciales pour la sélection génétique. (Adventiel.fr, 2025)

Par la suite, il est possible d'ajouter les données génomiques, issues du séquençage de l'ADN et de l'identification de marqueurs génétiques associés à des traits d'intérêt. Dans un contexte de production intensive et répétable comme celui des serres verticales, ces données permettent de relier directement les performances observées à des signatures génétiques spécifiques. Des projets innovants se concentrent sur le développement d'outils de phénotypage et de marqueurs pour améliorer la prédiction génomique. (Abgi-France, 2025) De plus, les données environnementales qui touchent les facteurs environnementaux, tel que la température, l'humidité, la lumière et l'apport nutritif influencent significativement l'expression des traits génétiques. La collecte de ces données est essentielle pour comprendre les interactions génotype-environnement et adapter les stratégies de sélection en conséquence. Par exemple, les informations sur les conditions de croissance des plantes comme la température et l'humidité permettent d'évaluer l'adaptation des variétés à différents environnements. (Adventiel.fr, 2025)

Il est également pertinent de parler des images et vidéos disponibles pour la prise de décisions. Les capteurs multispectraux et les drones peuvent capturer des images et des vidéos détaillées des organismes, offrant des informations sur leurs caractéristiques morphologiques. Ces technologies facilitent le suivi en temps réel de la croissance et du développement, améliorant par le fait même la précision des évaluations phénotypiques. (Abgi-France, 2025) L'intelligence artificielle (IA) joue un rôle croissant dans l'analyse des données génétiques. Des algorithmes d'apprentissage automatique peuvent être utilisés pour détecter et classer rapidement les variants génétiques à partir des données de séquençage, améliorant ainsi la précision et l'efficacité de la sélection. Il est donc possible, par exemple, d'utiliser l'IA afin de détecter et de classer rapidement les variants génétiques, y compris les mutations rares, à partir des données de séquençage (Biomanda, 2019).



L'intégration de ces diverses sources de données, combinée aux avancées en intelligence artificielle, améliore la sélection génétique en permettant des analyses plus complètes et des décisions plus éclairées.

4.2 Processus de sélection génétique assistée par l'IA pour les serres verticales

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans la sélection génétique améliore les méthodes traditionnelles en serres verticales. Ces environnements sont entièrement instrumentés et contrôlés. L'utilisation de capteurs et de caméras intelligentes permet une collecte automatisée, en temps réel, de données phénotypiques sur les cultures. Ces données peuvent, entre autres, offrir de l'information la vitesse de croissance, la surface foliaire ou la réponse des plantes aux spectres lumineux. Par exemple, le robot TerraSentia, illustré dans la photo 2 ci-dessous, développé par KWS est équipé de caméras et utilise l'IA pour analyser des caractéristiques telles que la hauteur des plantes et le stade de développement des épis, facilitant ainsi le travail des sélectionneurs. KWS a su sélectionner plus d'une vingtaine de cultures optimale, dont les betteraves à sucre, le blé, le colza et plus encore. Chaque année, les experts testent plus d'un million de plantes sur des dizaines de milliers de zones sur leurs champs. (KWS, 2025) À l'image de technologies comme le robot TerraSentia utilisé par KWS en champs, les serres intelligentes permettent d'observer automatiquement des milliers de plants, mais dans un milieu fermé où température, humidité et éclairage peuvent être ajustés pour tester différents scénarios génétiques.



Photo 2 : Robot autonome TerraSentia. Crédits photo : KWS (2025).

Cette capacité d'expérimentation rapide favorise l'identification de variétés mieux adaptées aux contraintes propres aux systèmes verticaux, notamment la densité élevée et l'éclairage artificiel. Grâce aux données générées par les serres intelligentes, l'analyse et la modélisation permettent désormais d'identifier des combinaisons génétiques particulièrement performantes, spécifiquement adaptées à la variabilité réelle des conditions propres aux serres verticales.)

4.2.1 Analyse et modélisation : identification des combinaisons génétiques les plus adaptées aux conditions spécifiques en serres verticales.

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) et de l'apprentissage automatique dans la sélection génétique permet d'optimiser la productivité des serres verticales en établissant des liens entre génotypes et paramètres du milieu contrôlé. En analysant de vastes ensembles de données génomiques et environnementales issus des serres intelligentes, ces approches facilitent l'identification des combinaisons génétiques les plus performantes pour la culture intérieure. L'IA y examine en continu des variables comme l'éclairage artificiel, l'humidité, la température ou le CO₂ et en mesure l'effet direct sur la croissance observée. Les forêts aléatoires constituent à cet égard une technique



reposant sur un ensemble d'arbres de décision entraînés sur des échantillons variés des données. L'agrégation des prédictions renforce la précision et la stabilité des résultats. Les réseaux de neurones profonds sont des modèles composés de multiples couches de neurones artificiels capables d'apprendre des relations complexes et non linéaires entre informations de capteurs IoT, images végétales et profils génétiques. (Yumda, 2023),

Par exemple, en modélisant l'interaction entre différents génotypes horticoles et un éclairage DEL ajustable propre aux serres intelligentes, il devient possible de repérer des variétés offrant une meilleure conversion énergétique et une croissance rapide sous forte densité. Des travaux menés à la TH Köln ont illustré le potentiel d'un système d'éclairage intelligent pour l'agriculture verticale en intérieur, démontrant qu'une analyse contextualisée en serre permet de réduire la consommation d'énergie tout en améliorant les performances végétales (Yumda, 2023). D'autres recherches rapportent également des gains d'efficacité nutritionnelle grâce à l'étude de la génomique fonctionnelle en environnement hydroponique optimisé (Yumda, 2023 ; Hal, 2024), confirmant que la sélection génétique assistée par l'IA doit être pensée en étroite complémentarité avec les serres intelligentes.

4.2.2 Approches d'apprentissage profond pour la modélisation génétique en serre verticale

Les serres verticales, en tant que composantes clés de l'agriculture urbaine en environnement contrôlé, offrent un cadre idéal pour l'application de techniques d'apprentissage profond. Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et les réseaux de neurones récurrents (RNN) sont particulièrement efficaces pour traiter des données multimodales provenant de ces environnements, intégrant des informations génétiques, climatiques et physiologiques des plantes. En exploitant des architectures neuronales avancées, les chercheurs peuvent prédire les performances des variétés sur plusieurs cycles de croissance, en tenant compte de facteurs tels que la régulation de la lumière et l'humidité relative. Par exemple, l'étude « *Deep learning-empowered crop breeding: intelligent, efficient and promising* » démontre et explique l'application de l'apprentissage profond pour améliorer et optimiser le processus de sélection des cultures, conduisant à une amélioration de la précision des prédictions de rendement. (Frontiersin, 2023) L'intelligence artificielle peut suggérer des combinaisons génétiques spécifiques aux systèmes hydroponiques et aéroponiques, en mettant l'accent sur des traits tels que la croissance rapide, la résistance aux pathogènes et l'absorption efficace des nutriments.

De plus, l'intégration de l'apprentissage profond dans les systèmes de serres verticales permet une surveillance en temps réel de la croissance des plantes, l'identification précoce des stress biotiques et abiotiques, et l'ajustement dynamique des conditions environnementales pour optimiser les rendements. Par exemple, une étude récente a développé une approche automatique basée sur l'apprentissage profond pour prédire la maturité des fraises et surveiller leur croissance en serre verticale, démontrant le potentiel de ces techniques pour améliorer la gestion précise des cultures. (ISHS, 2023) Ces approches illustrent le potentiel de l'apprentissage profond pour transformer la modélisation génétique en serres verticales, en améliorant la précision des prédictions et en optimisant les pratiques de sélection pour des environnements de culture contrôlés.

5. Cas d'applications : l'IA et la sélection génétique pour la culture verticale de légumes-feuilles à la ferme verticale Chengdu

Afin d'illustrer concrètement l'impact de l'intelligence artificielle dans l'optimisation de l'agriculture verticale, voici un cas d'étude pertinent. L'application de l'IA dans le domaine de la sélection génétique pour la culture de légumes-feuilles en environnement contrôlé à ferme vertical Chengdu. Cette approche vise à identifier les caractéristiques génétiques optimales permettant de maximiser la croissance, la résistance et la qualité nutritionnelle des végétaux en culture verticale. Ce cas permet de mettre en lumière la diversité des usages de l'IA en agriculture verticale, tout en soulignant son rôle stratégique dans le développement de solutions durables, précises et hautement performantes.



Dans le cadre de la culture en fermes verticales (ex. laitues, basilic, fraises), des réseaux neuronaux génératifs (GANs) sont testés pour simuler et optimiser l'expression génétique de certaines variétés sous éclairage D.E.L. Des recherches en cours visent à développer des lignées de plantes adaptées aux spectres lumineux spécifiques de ces environnements, améliorant ainsi le rendement et la qualité nutritionnelle des productions. Bien que les spectres lumineux D.E.L. des serres intelligentes soient déjà ajustés aux cultures, ces réglages reposent sur des variétés d'abord conçues pour le soleil et la culture en sol. Or, les fermes verticales utilisent une lumière artificielle répartie sur plusieurs étages, avec des zones d'ombre, des réflexions et des cycles modulables qui modifient la façon dont la plante capte son énergie. Le besoin de faire « l'inverse » vise donc à repérer des génotypes capables de mieux exploiter une lumière directionnelle et discontinue propre aux systèmes verticaux, plutôt qu'à remplacer l'optimisation existante. L'IA et les GANs servent à simuler cette réponse spécifique pour identifier des lignées de légumes-feuilles offrant des gains difficiles à observer en champs ouverts. Cette démarche permet de dépasser les paramètres actuels et de penser des variétés adaptées dès le départ aux cycles des serres verticales intelligentes. Avec l'urbanisation croissante et la nécessité de produire des aliments localement tout en réduisant l'empreinte environnementale, les serres verticales émergent comme une solution clé pour l'agriculture du futur. En Chine, où la population urbaine est en forte augmentation, l'innovation en agriculture verticale est devenue une priorité. L'une des fermes verticales les plus avancées a récemment vu le jour à Chengdu, entièrement automatisée et pilotée par l'intelligence artificielle. (Leclaireur.fnac, 2023)

Cette ferme de 20 niveaux est située en milieu urbain. Elle représente une installation moderne conçue pour maximiser la production de légumes-feuilles tout en minimisant la consommation de ressources naturelles. Elle est capable de produire des salades en seulement 35 jours, soit une accélération significative par rapport aux méthodes traditionnelles. Cette rapidité est obtenue dans un cadre où l'éclairage D.E.L. Les nutriments et l'eau sont dosés de façon intensive, mais très précise, avec une consommation hydrique inférieure à celle du champ grâce au circuit fermé. Comparativement aux serres conventionnelles, l'installation utilise davantage d'énergie lumineuse par plant, tout en réduisant nettement les pertes de nutriments et l'usage d'eau par kilogramme produit.

L'IA joue un rôle central dans l'optimisation des conditions de croissance en surveillant en temps réel grâce à des capteurs mesurant l'humidité, la température, le taux de CO₂ et la concentration en nutriments. (CGTN, 2023) L'IA ajuste les paramètres en fonction des besoins des plantes. L'intégration d'algorithmes de « *machine learning* » permet d'analyser les données historiques pour prédire les rendements et ajuster les cycles de culture en conséquence. Des robots contrôlés par l'IA gèrent la plantation, l'arrosage et la récolte. L'autonomie des robots et des systèmes d'irrigation exige un pilotage par IA afin de coordonner des décisions rapides sur vingt étages où la moindre problématique se répercute immédiatement sur l'ensemble des lots. Sans cette supervision continue, la serre intelligente redeviendrait un simple équipement automatisé, incapable d'apprendre des saisons artificielles et d'ajuster les cycles à la variabilité réelle des plantes et des commandes urbaines.

Les D.E.L., soit des diodes électroluminescentes, offrent une source lumineuse programmable qui permet de tester la photosynthèse en culture verticale. Des travaux ont montré que des longueurs d'onde comme le rouge (660 nm) et le bleu (450 nm) influencent fortement la croissance, de façon nuancée, selon les espèces. Par exemple, une étude sur des fraises a rapporté qu'un éclairage rouge à 660 nm augmentait le taux instantané de photosynthèse par rapport au bleu à 450 nm, alors que les plants cultivés durablement sous bleu conservaient une capacité photosynthétique supérieure (Stapel, Oscar, 2015). La photo morphogenèse, c'est-à-dire l'ensemble des phénomènes par lesquels la lumière modifie la forme et la couleur des plantes, dépend également des phytochromes sensibles au rouge et des cryptochromes sensibles au bleu, qui régulent le développement végétal. (Liebers, M. *et al.*, 2022)

Dans une serre verticale intelligente comme celle de Chengdu, photo 3 ci-dessous, le changement de longueurs d'onde ne peut être géré par des règles fixes, car chaque variété réagit différemment à

l'intensité, à la durée et à la position des modules lumineux sur vingt niveaux. Le recours à l'IA permet donc de coordonner ces ajustements en temps réel à partir des données de capteurs et d'images, afin que l'éclairage apprenne des plantes plutôt que de leur imposer un scénario unique.



Photo 3 : Ferme verticale Chengdu, Chine. Crédits photo : CGTN (2023).

Pour ce qui est de l'irrigation, l'installation s'appuie sur un système hydroponique avancé en substrats neutres, alimenté par une solution nutritive liquide dont l'eau est récupérée et filtrée en circuit fermé. Cette conception réduit d'environ 95 % la consommation hydrique par kilogramme produit et élimine presque totalement l'usage de pesticides, tout en limitant les risques de maladies grâce à l'absence de sol.

Pour ce qui est du contrôle du sol, un système hydroponique avancé permet le contrôle avec une plantation en substrats neutres avec un apport en nutriments optimisé par une solution nutritive liquide. Le système en circuit fermé récupère et filtre l'eau afin de réduire de 95 % de la consommation par rapport à l'agriculture traditionnelle. Cette absence de sol élimine le besoin de pesticides et réduit les risques de maladies.

Il y a de bons impacts sur les rendements avec la serre verticale de Chengdu. La ferme produit 3 à 4 fois plus qu'une exploitation en plein champ sur une même surface. La gestion optimisée de la lumière et des nutriments permet d'augmenter la concentration en vitamines et minéraux. Grâce à l'optimisation énergétique et à la culture locale, la ferme réduit la dépendance aux importations. Par exemple, en assurant directement une part importante de l'approvisionnement en légumes-feuilles pour une population urbaine dense, ce qui peut représenter une réduction des besoins d'importation de plusieurs centaines à milliers de tonnes de produits frais chaque année, selon la taille et la demande locale. Ce modèle de serres automatisé et supporté par l'intelligence artificielle pourrait s'intégrer dans tous les grands centres. L'intégration de réseaux neuronaux génératifs (GANs) pour modéliser et optimiser l'expression génétique des plantes pourrait aider la culture et la production des serres verticales déjà en production. La ferme verticale de Chengdu illustre comment l'IA, les D.E.L. et l'hydroponie peuvent transformer l'agriculture en milieu urbain. En combinant technologies avancées et gestion optimisée, ces infrastructures permettent une production durable, locale et hautement efficace. Ce modèle pourrait inspirer de nombreuses autres initiatives à travers le monde pour répondre aux défis alimentaires de demain.



D'autres exemples concrets viennent appuyer ces transformations. L'entreprise japonaise Spread Co., pionnière dans la culture automatisée de laitues, utilise des robots pour la transplantation et la récolte, combinés à des algorithmes d'IA pour gérer les ressources. Les résultats sont significatifs. Selon l'entreprise et leurs résultats, il est mentionné qu'il est possible d'augmenter de 30 % la production et de réduire de 98 % de la consommation d'eau (Spread, 2020). De plus, à l'échelle expérimentale, des études démontrent l'efficacité de ces technologies. Par exemple, une recherche publiée sur arXiv.org rapporte une amélioration moyenne de 10,15 % des rendements et une hausse de 92,70 % du profit net par rapport aux méthodes traditionnelles (Li *et al.*, 2023). Ces données confirment le potentiel de l'IA dans l'optimisation des pratiques agricoles en milieu contrôlé. Les perspectives d'innovation dans ce domaine sont tout aussi encourageantes. La démocratisation des technologies de séquençage génétique permet désormais une analyse fine et à grande échelle de l'ADN des cultures, rendant accessibles des stratégies de sélection variétale autrefois réservées à la recherche de pointe. L'intégration de l'édition génomique assistée par IA, offre un potentiel immense pour modifier de manière ciblée des séquences génétiques afin de renforcer la résistance aux maladies ou améliorer la valeur nutritionnelle des plantes.

6. Conclusion et discussion

L'émergence des serres verticales intelligentes, appuyées par l'intelligence artificielle (IA), marque une avancée significative dans la transformation numérique du secteur agricole. En combinant technologies de culture en environnement contrôlé, outils d'analyse avancés *et* algorithmes prédictifs, cette approche permet non seulement d'optimiser les rendements, mais aussi de redéfinir les pratiques agricoles en les rendant plus durables, plus précises et plus résilientes face aux perturbations climatiques croissantes. Un des bénéfices les plus prometteurs de l'IA réside dans la sélection des meilleures génétiques. Grâce à l'analyse automatisée d'énormes ensembles de données génomiques, phénotypiques et environnementales, l'IA facilite grandement l'identification de traits génétiques bénéfiques avec une rapidité et une précision inégalée. Ce processus accélère considérablement la création de variétés plus performantes, mieux adaptées aux conditions spécifiques des serres verticales. En milieu contrôlé, où chaque paramètre peut être ajusté avec précision (température, humidité, lumière, CO₂), il devient possible de tirer pleinement parti du potentiel génétique des cultures, avec un impact direct sur la productivité. L'automatisation des processus, des semis à la récolte, via des robots couplés à des systèmes d'IA, permet également de réduire les interventions humaines, d'optimiser l'utilisation des ressources et de garantir une constance dans la qualité des produits.

Par ailleurs, le développement de biocapteurs de nouvelle génération, capables de détecter l'expression génique en temps réel, ouvre la voie à une agriculture ultra précise. Ces dispositifs, en interaction constante avec des algorithmes d'apprentissage automatique, permettent une surveillance continue de l'état physiologique des plantes, favorisant des interventions précoces et personnalisées. L'évolution vers des algorithmes autoapprenants, capables d'améliorer continuellement leurs recommandations à partir de l'accumulation de données, représente une autre rupture technologique majeure. En associant ces outils à des plateformes de simulation et de modélisation, il devient possible d'anticiper les réponses des cultures à différentes conditions, d'optimiser les cycles de production et de limiter les pertes.

Toutefois, pour tirer pleinement parti de ces innovations, une approche systémique intégrée est indispensable. Elle repose sur la synergie entre collecte de données en temps réel, modélisation agronomique, simulation environnementale et intelligence artificielle. Cette convergence constitue la clé pour maximiser les performances tout en limitant l'empreinte écologique des installations. Elle offre également une réponse concrète aux enjeux alimentaires mondiaux, en favorisant une agriculture plus locale, plus durable et moins vulnérable aux aléas climatiques. Les serres verticales intelligentes, soutenues par les avancées en IA et en biotechnologie, incarnent une vision moderne de l'agriculture,



plus précise, résiliente, évolutive et responsable. Elles s'imposent progressivement comme des piliers de la sécurité alimentaire urbaine et des modèles agricoles du futur. À l'aube de bouleversements climatiques, économiques et sociaux sans précédent, l'avenir de l'agriculture passera par une alliance étroite entre intelligence artificielle, biotechnologie et ingénierie environnementale. Les serres verticales intelligentes, enrichies par les avancées en génomique, en traitement de données et en capteurs connectés, dessinent les contours d'un système alimentaire plus équitable, résilient et accessible à l'échelle mondiale. En poursuivant la recherche et l'innovation dans ce domaine, il devient envisageable de nourrir durablement une population croissante, tout en respectant les limites écologiques de notre planète.

Ethique

Les auteurs déclarent que les expérimentations ont été réalisées en conformité avec les réglementations nationales applicables.

Déclaration sur la disponibilité des données et des modèles

Les données qui étayent les résultats évoqués dans cet article sont accessibles sur demande auprès de l'auteur de correspondance de l'article.

Déclaration relative à l'Intelligence artificielle générative et aux technologies assistées par l'Intelligence artificielle dans le processus de rédaction

Les auteurs n'ont pas utilisé de technologies assistées par intelligence artificielle dans le processus de rédaction.

Contributions des auteurs

Conceptualisation, curation des données, analyse formelle, recherche, rédaction - version originelle, rédaction - révision et correction : Myriam Larouche-Tremblay

Administration du projet, supervision, validation : Claudiane Ouellet-Plamondon professeure, ing. M.Sc. Ph.D

Supervision, validation : Stéphane Godbout chercheur, ing., agr., Ph.D.

Déclaration d'intérêt

Les auteurs déclarent ne pas travailler, ne pas conseiller, ne pas posséder de parts, ne pas recevoir de fonds d'une organisation qui pourrait tirer profit de cet article, et ne déclarent aucune autre affiliation que celles citées en début d'article.

Déclaration de soutien financier

CIRODD, programme de projets transformationnels

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Claudiane Ouellet-Plamondon, professeure, ing. M.Sc. Ph.D., et à Stéphane Godbout, chercheur, ing., agr., Ph.D., pour leur précieuse collaboration et leurs conseils avisés tout au long de l'écriture de cet article. Leur expertise et leur engagement dans le domaine de l'innovation en agriculture ont grandement contribué à l'avancement de cette recherche.

Un immense merci également à l'entreprise AquaVerti Farms, qui nous a généreusement ouvert les portes de ses serres verticales afin de pouvoir comparer et mieux comprendre les enjeux. Leur accueil et leur transparence ont permis une immersion précieuse dans les réalités de l'agriculture en environnement contrôlé et ont enrichi considérablement la passation du savoir sur les technologies



émergentes dans ce domaine. Leur contribution a été essentielle pour approfondir notre compréhension des défis et des opportunités liés aux serres verticales de nouvelle génération. Je termine en remerciant CIRODD et son programme de projets transformationnels pour le soutien et l'ouverture vers la recherche.

Références bibliographiques

Abgi-France (2025) Innovation pour les systèmes alimentaires : l'apport des outils d'analyse du génome dans la sélection végétale ou animale <https://abgi-france.com/selection-genetique>

Adventiel.fr (2025) Données agricoles : sur quelles sources s'appuyer pour développer de nouveaux services en exploitation ? <https://www.adventiel.fr/donnees-agricoles-sur-quelles-sources-sappuyer-pour-developper-de-nouveaux-services-en-exploitation>

Alhnaity, B., Pearson, S., & Kollias, S. (2019) Using Deep Learning to Predict Plant Growth and Yield in Greenhouse Environments *Acta Horticulturae*, 1296, 425-431. <https://doi.org/10.17660/ActaHortic.2020.1296.55>. <https://arxiv.org/pdf/1907.00624>

AquaVerti (2024) <https://www.aquavertifarms.com/>

Beacham *et al.* (2019). Vertical farming: a summary of approaches to growing skywards. *The Journal of Horticultural Science and Biotechnology*, 94(3), 277–283. <https://doi.org/10.1080/14620316.2019.1574212>

Benos *et al.* (2021). Machine learning in agriculture: A comprehensive updated review. *Sensors*, 21(11), 3758. <https://doi.org/10.3390/s21113758>

Biomanda (2019) L'Intégration de l'IA dans la Bioinformatique de la Séquence : Révolutionner l'Analyse de l'ADN/ARN. <https://www.biomanda.com/News/intelligence-artificielle-bioinformatique.php>

Cao *et al.* (2021) iGrow: A Smart Agriculture Solution to Autonomous Greenhouse Control [10.1609/aaai.v36i11.21440](https://arxiv.org/pdf/2107.05464). <https://arxiv.org/pdf/2107.05464>

CGTN (2023) China builds world's first 20-story robotic vertical farm <https://news.cgtn.com/news/2023-12-03/China-builds-world-s-first-20-story-robotic-vertical-farm-1peWFcQjvxu/index.html>

Chagra Bassem (2016) L'optimisation par essais de particules <https://fr.slideshare.net/chbassem/loptimisation-par-essais-de-particules#11>

Creativ-Serres.Fr (2024) Études de cas sur l'agriculture intelligente : Innovations et pratiques durables <https://creativ-serres.fr/etudes-de-cas-sur-lagriculture-intelligente/>

Creative-SerreséFr (2024) Techniques Avancées de Culture en Serre : Mises à Jour Essentielles <https://creativ-serres.fr/mises-a-jour-sur-les-techniques-avancees-de-culture-en-serre>

Dominique Buffet, R. Oger (2000) Agriculture de précision : Gestion des données et des bases de Connaissances https://www.researchgate.net/publication/257876410_Agriculture_de_precision_Gestion_des_donnees_et_des_bases_de_connaissances

Dhanya *et al.* (2022) Deep learning-based computer vision approaches for smart agricultural applications. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 6, 211–229. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2022.09.007>

Donia Toumi (2023) Analyse des données d'infiltration par les techniques de l'intelligence Artificielle. https://biblio.univ-annaba.dz/ingeniorat/wp-content/uploads/2024/01/Memoire_Master_HU_2022-2023_Toumi-Donia.pdf

FAO (2020) AGRICULTURE 4.0 Robotique agricole et matériel automatisé au service d'une production agricole durable <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/331e8e61-e1e8-4f81-b63f-2aafde16a8e2/content>

Flaha.ma (2024) Les serre intelligentes : L'avenir de l'agriculture connectée. <https://blog.flaha.ma/les-serres-intelligentes-lavenir-de-lagriculture-connectee/>



- Fondation Laitue (2006) Désordres physiologiques liés au stress de la chaleur <https://fondationlaitue.ca/fr/recherche/problematiques-traitees/desordres-physiologiques>
- Frontiersin (2023) Deep learning-empowered crop breeding: intelligent, efficient and promising [10.3389/fpls.2023.1260089](https://www.frontiersin.org/journals/plant-science/articles/10.3389/fpls.2023.1260089). <https://www.frontiersin.org/journals/plant-science/articles/10.3389/fpls.2023.1260089>
- Geco (2024) Choisir des variétés adaptées au(x) stress hydrique et/ou thermique (cultures annuelles) <https://geco.ecophytopic.fr/concept/-/concept/voir/http%253a%252f%252fwww%252egeco%252eeecophytopic%252efr%252fgeco%252fConcept%252fChoisir%252fDes%252fVarietes%252fAdaptees%252fAu%252fx%2529%252fStress%252fHydrique%252fEt%252fOu%252fThermique%252fcultures%252fAnnu%252felles%2529%252f?>
- Gubbi, J. et al. (2013). Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future Generation Computer Systems*, 29(7), 1645–1660. <https://doi.org/10.1016/j.future.2013.01.010>
- Kim et al. (2024) AI-driven environmental modulation in controlled-environment agriculture using flexible sensor networks. *Smart Agricultural Systems*, 12, 45–59. <https://doi.org/10.1016/j.sags.2024.100234>
- Krichen, M. (2024) L'intelligence artificielle dans l'industrie des semences : une enquête [10.48550/hal-04420702](https://hal.science/hal-04420702). <https://hal.science/hal-04420702/document>
- Hasni, A., & Taibi, R. (2011). Optimization of Greenhouse Climate Model Parameters Using Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithms. *Energy Procedia*, 6, 371–380. [10.1016/j.egypro.2011.05.043](https://doi.org/10.1016/j.egypro.2011.05.043). <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2011.05.043>
- Hello Future (2024) Serres intelligentes: comment l'IoT contribue à répondre à l'insécurité alimentaire <https://hellofuture.orange.com/fr/serres-connectees-comment-linternet-des-objets-peut-nourrir-la-planete>
- IBM (2025) Qu'est-ce que le machine learning (ML) ? <https://www.ibm.com/fr-fr/topics/machine-learning?>
- ISH (2023) Deep learning-based strawberry ripeness prediction and growth analysis in vertical farming from time-series image data <https://www.ishs.org/news/deep-learning-based-strawberry-ripeness-prediction-and-growth-analysis-vertical-farming-time> <https://www.ishs.org/system/files/chronica-documents/ch6303.pdf>
- Kozai, T. (2019). Towards sustainable plant factories with artificial lighting. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 12(5), 28–36. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20191205.5475>
- KWS (2025) L'intelligence artificielle au service de la sélection avec le robot TerraSentia <https://www.kws.com/fr/fr/entreprise/presse/world-of-farming/l%E2%80%99intelligence-artificielle-au-service-de-la-selection-avec-le-robot-terrasentia>
- Leclaireur.Fnac (2023) La Chine lance une ferme verticale géante entièrement automatisée <https://leclaireur.fnac.com/article/398359-la-chine-lance-une-ferme-verticale-geante-entierement-automatisee/>
- Les News (2024) Robots, drones et IA : des tomates plus résistantes ? <https://lesnews.ca/intelligence-artificielle/robots-drones-et-ia-des-tomates-plus-resistantes>
- Liakos, K. G., et al. (2018). Machine learning in agriculture: A review. *Sensors*, 18(8), 2674. <https://doi.org/10.3390/s18082674>
- Liebers, M. et al. (2022) Blue and red light photoreceptors phytochrome and cryptochrome attune chloroplast functions to different light qualities. <https://doi.org/10.3390/plants11233353>
- Li, X., et al. (2023). AI-Driven Optimization in Controlled Environment Agriculture <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.00030>. <https://arxiv.org/pdf/2312.00030>
- Meter (2024) Étalonnage et évaluation du capteur d'humidité du sol à faible coût EC-5 <https://metergroup.com/fr/measurement-insights/calibration-and-evaluation-of-the-low-cost-ec-5-soil-moisture-sensor>
- Miguel-Rojas C, Pérez-de-Luque A. (2023) Nanobiosensors and nanoformulations in agriculture <https://doi.org/10.1042/ETLS20230070>. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10754331>
- Mondo Jardin (2024) 11 variétés de tomates résistantes au mildiou à cultiver <https://www.mondojardin.fr/11-varietes-tomates-resistantes-au-mildiou/>



- Novagric (2025) Serre automatique et intelligente <https://novagric.com/fr/serres/serres-automatisees-et-intelligentes>
- OECD (2021) OECD Framework for the Classification of AI Systems. https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2022/02/oecd-framework-for-the-classification-of-ai-systems_336a8b57/cb6d9eca-en.pdf
- Ombrea (2024) Opportunités et défis de l'agriculture 4.0 <https://www.ombrea.fr/agri-energies/opportunites-et-defis-de-lagriculture-4-0>
- Plenty (2023) <https://www.plenty.ag>
- SDEC (2024) Guide essentiel pour l'étalonnage et la maintenance des capteurs de pH sur le terrain <https://fr.sdec-france.com/guide-essentiel-pour-letalonnage-et-la-maintenance-des-capteurs-de-ph-sur-le-terrain>
- Shi, W. *et al.* (2016). Edge computing: Vision and challenges. IEEE Internet of Things Journal, 3(5), 637–646. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>
- Singh P. *et al.* (2025). Nano-enabled biosensors in early detection of plant diseases. Frontiers in Nanotechnology, 4, 1–15. <https://doi.org/10.3389/fnano.2025.1545792>
- Spred (2020) <https://spread.co.jp/en/>
- Stapel, Oscar (2015) L'éclairage D.E.L. sur mesure dans les productions végétales de demain https://www.researchgate.net/publication/313423146_L'eclairage_LED_sur_mesure_dans_les_productions_vegetales_de_demain
- Zahra Dafri (2019) Réalisation d'un système basé sur Internet des Objets pour le contrôle des serres intelligentes <https://dspace.univ-guelma.dz/jspui/bitstream/123456789/4216/1/PFE2019%20Dafri%20Zahra%20%28Tchi%20drive2%29%20%281%29.pdf>
- Vaisala (2023) Pour la réussite des fermes verticales, la technologie constituera un élément essentiel <https://www.vaisala.com/fr/case/pour-la-reussite-des-fermes-verticales-la-technologie-constituera-un-element-essentiel>
- Wang *et al.* (2024) Intelligent Agricultural Greenhouse Control System Based on Internet of Things and Machine Learning <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.09488>. <https://arxiv.org/pdf/2402.09488>
- Xiaoyan Cao. *Et al.* (2021) iGrow: A Smart Agriculture Solution to Autonomous Greenhouse Control <https://doi.org/10.1609/aaai.v36i11.21440>. <https://cdn.aaai.org/ojs/21440/21440-13-25453-1-2-20220628.pdf>
- Yumda (2023) Système d'éclairage IA pour une agriculture verticale d'intérieur efficace <https://www.yumda.com/fr/news/1182166/systeme-d-eclairage-ia-pour-une-agriculture-verticale-d-interieur-efficace.html>
- Zhang F, Li D, Li G, Xu S. (2025) New horizons in smart plant sensors: key technologies, applications, and prospects. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11747371/>
- Zou *et al.* (2023) Application of vision technology and artificial intelligence in smart farming. Agriculture, 13(11), 2106. <https://doi.org/10.3390/agriculture13112106>



CC BY 4.0 Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY 4.0)

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Pour la citation et la reproduction de cet article, mentionner obligatoirement le titre de l'article, le nom de tous les auteurs, la mention de sa publication dans la revue *Innovations agronomiques* et son DOI, la date de publication.



Défis du secteur agricole dans le sud du Sénégal : diagnostic des acteurs

Adama TOUNKARA^{1*}; Abou BA¹; Elisabeth Yaka THIONE¹; Bougouma MBAYE¹;
Marie Agnès DIOUF¹; Pape Malick Nzally DIATTA¹

¹ Société de Coopération pour le Développement International (Socodevi), Sénégal

*Correspondance : ado.tounkara@gmail.com

Résumé

Cet article présente un diagnostic des défis agricoles dans le sud du Sénégal, notamment dans les régions de la Casamance et de Tambacounda. L'agriculture, principalement familiale et pluviale, est confrontée à plusieurs contraintes, telles que les changements climatiques, la dégradation des terres, et les inégalités de genre dans l'accès aux ressources. Dans le cadre du projet RÉSILIENCE, des concertations ont été organisées pour identifier les obstacles à l'adoption de bonnes pratiques agricoles, ainsi qu'à l'accès aux intrants et équipements agricoles. Ces concertations ont permis de formuler des recommandations visant à améliorer la productivité agricole, favoriser la mécanisation et renforcer l'autonomisation des femmes rurales. L'approche participative mise en œuvre souligne l'importance de la collaboration entre les acteurs publics et privés pour promouvoir une agriculture durable et résiliente face aux défis environnementaux et climatiques.

Mots-clés : Concertations, bonnes pratiques agricoles, intrants, mécanisation, Sénégal

Abstract: Agricultural challenges in Southern Senegal: A diagnosis of stakeholders

This article presents a diagnosis of the agricultural challenges in southern Senegal, particularly in the regions of Casamance and Tambacounda. Agriculture, primarily family-based and rainfed, faces several constraints, such as climate change, land degradation, and gender inequalities in access to resources. As part of the RÉSILIENCE project, interviews were organized to identify the barriers to adopting good agricultural practices, as well as to access inputs and agricultural equipment. These consultations led to the formulation of recommendations aimed at improving agricultural productivity, promoting mechanization, and enhancing the empowerment of rural women. This participatory approach highlighted the importance of collaboration between public and private actors to promote sustainable and resilient agriculture when facing environmental and climatic challenges.

Keywords: Consultations, good agricultural practices, inputs, mechanization, Senegal

1. Introduction

L'agriculture constitue l'un des piliers de l'économie du Sénégal, avec une contribution estimée à 15 % du produit intérieur brut (PIB) en 2022, et plus de 70 % de la population en dépendant directement (DAPSA, 2023). Cependant, ce secteur fait face à de nombreux défis d'ordre climatique, structurel, économique, social et politique.

Dans le sud du Sénégal, l'agriculture est majoritairement familiale, avec plus de 98 % des ménages agricoles pratiquant une agriculture pluviale (ANSD, 2025). Elle est confrontée à plusieurs contraintes majeures : croissance démographique, variabilité de la pluviométrie, changements climatiques, dégradation des terres, baisse de la fertilité des sols, insuffisance de formation et d'encadrement, et inégalités de genre dans l'accès aux ressources. Ces facteurs limitent la performance des exploitations, dont les systèmes de production affichent une productivité faible au regard du potentiel agroécologique de la zone (Badiane *et al.*, 2025 ; Faye *et al.*, 2022 ; Mballo *et al.*, 2021).



La production agricole reste en grande partie traditionnelle, malgré les efforts de l'Etat à travers les politiques de subvention. Le secteur semencier est dominé par l'usage de semences traditionnelles issues des propres réserves paysannes. Le recours aux engrais minéraux reste limité, avec des doses généralement inférieures aux recommandations, tandis que l'usage des engrais organiques, bien que légèrement plus répandu, demeure aussi insuffisant (DAPSA, 2023 ; DAPSA, 2021). Les ménages agricoles sont peu mécanisés, seuls 12 % disposant de matériel motorisé (DAPSA, 2023). L'encadrement technique est également limité, en raison du sous-effectif des services d'appui et de conseil. A cela, s'ajoute une faible capacité financière des exploitations familiales.

Dans ce contexte, permettre aux ménages agricoles de répondre aux besoins alimentaires d'une population en croissance nécessite d'améliorer leur technicité par l'introduction et l'adoption d'innovations (Badiane *et al.*, 2025 ; Mballo *et al.*, 2021), et de faciliter l'accès aux facteurs de production (foncier, intrants, équipements, eau, financement, etc.), tout en veillant à corriger les inégalités de genre dans l'accès aux ressources.

Fort de ce constat, cet article se propose de présenter une démarche originale de diagnostic des problématiques agricoles dans la zone sud du Sénégal, en s'appuyant sur les cadres de concertation initiés dans le cadre du projet RÉSILIENCE.

2. Matériels et méthodes

2.1. Cadrage

Cette initiative rentre dans le cadre du projet RÉSILIENCE (Renforcement de l'offre d'assurances agricoles pour les femmes en Casamance et Tambacounda) financé par Affaires Mondiales Canada (AMC), et mis en œuvre par Socodevi (Société de Coopération pour le Développement International) en partenariat avec la Compagnie Nationale d'Assurance Agricole du Sénégal (CNAAS) et l'Organisation de formation et d'appui au développement (OFAD NAFOORE).

RÉSILIENCE vise l'amélioration de l'autonomisation économique des femmes membres de groupements féminins à vocation agricole (GFVA) dans les régions de la Casamance (Kolda, Sédhio, Ziguinchor) et de Tambacounda situées dans le sud Sénégal. Le projet veille à ce que les intérêts, les besoins et les priorités des femmes soient pris en compte dans l'accompagnement des filières ciblées (arachide, maïs, riz et banane). Il déploie ainsi une offre d'éducation financière et une intégration des femmes auprès des partenaires du milieu rural (services techniques, institutions financières, autorités locales et étatiques, etc.) pour l'accès aux produits et services agricoles et financiers. Les coopératives agricoles, groupements de femmes et institutions financières partenaires sont appuyés par le projet pour livrer des produits et services répondant aux besoins et attentes des femmes. L'assurance agricole et l'information climatique sont intégrées dans cette offre de produits et services afin d'apporter une solution de gestion des risques naturels et climatiques sur l'activité agricole dans un contexte de changements climatiques.

2.2. Spécificité de la zone

Avec une pluviométrie moyenne de 1 000 mm par an, la zone agroécologique Casamance, composée des régions de Kolda, Sédhio et Ziguinchor (Figure 1) avec une superficie de 28 324 km², est essentiellement une zone de forêts. On y rencontre plusieurs systèmes de production : système de culture pluviale ; système de petits périmètres maraîchers et horticoles ; système d'élevage (Faye *et al.*, 2022 ; Sané, 2017). La salinisation des rizières, l'acidification des sols de bas-fonds, l'érosion éolienne et hydrique, la baisse de la pluviométrie et la dégradation du couvert végétal y sont également fortement constatés (FIDA, 2020).

La région de Tambacounda (Figure 1), avec une superficie de 42 706 km², est située dans la zone agroécologique du Sénégal oriental. La pluviométrie varie de 600 à 1 050 mm. C'est une zone de culture, d'élevage et constitue la principale région d'exploitation forestière. L'agriculture est principalement pluviale (ANSR-SRSDT, 2021). La région subit les effets de l'érosion éolienne et hydrique, une dégradation des terres, un déboisement, une baisse de la pluviométrie et des feux de brousse (FIDA, 2020).

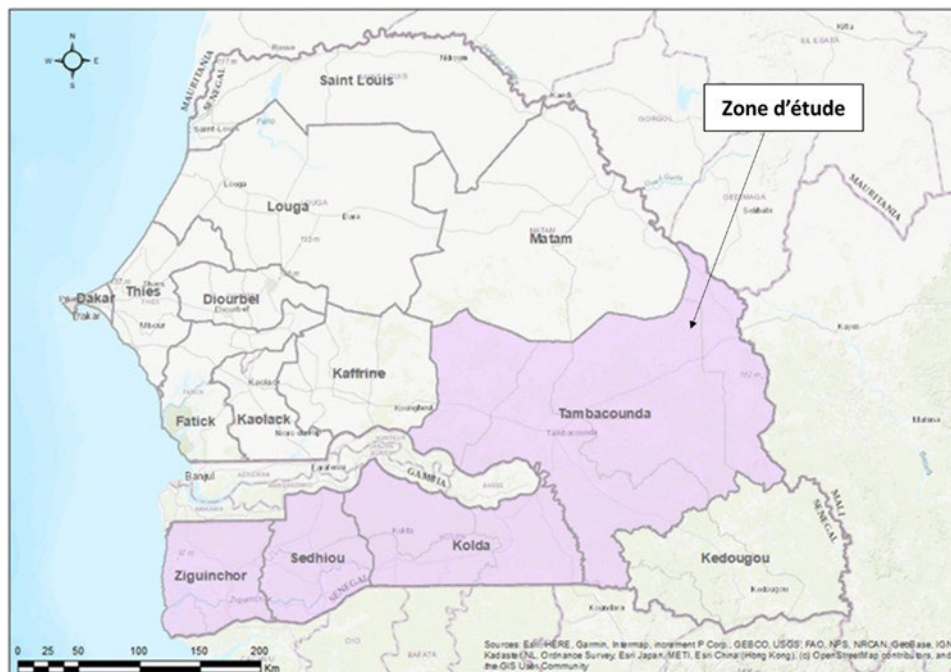


Figure 1 : Localisation des régions d'intervention du projet RÉSILIENCE : Casamance (Kolda, Sédhiou, Ziguinchor) et Tambacounda (source : Socodevi).

2.3. Déroulement des concertations

2.3.1. Mise en place des cadres de concertations régionales

Dans le cadre de la mise en place des cadres de concertation au niveau régional, l'équipe du projet RÉSILIENCE a d'abord rencontré des partenaires pré-identifiés (autorités étatiques et collectivités locales, services techniques, organisations non gouvernementales, projets et programmes, universités et instituts de formation agricole, structures de recherche, organisations de producteurs/trices) dans les quatre régions d'intervention (Kolda, Sédhiou, Ziguinchor, Tambacounda). Ces rencontres avaient pour objectifs de prendre contact avec ces partenaires et de les informer du projet de mise en place d'un cadre de concertation au niveau régional, ainsi que des objectifs et résultats attendus, de recueillir leurs avis, orientations, propositions et retour d'expérience et de discuter des initiatives déjà en cours allant dans ce sens.

Cette démarche inclusive a permis de constater l'existence de groupes de travail pluridisciplinaire (GTP) dans ces régions, formalisés par des arrêtés préfectoraux. Ces GTP regroupent les différents services techniques (service météorologique, agriculture, élevage, environnement, eaux et forêts, service météorologique, service hydraulique, etc.), ainsi que d'autres acteurs du développement.

Sur la base de ces informations, nous avons décidé de nous appuyer sur l'existant à savoir les GTP et particulièrement ceux qui évoluent dans le secteur de l'agriculture pour mettre en place ces cadres de concertation à l'échelle régionale. Ce cadre a été élargi à d'autres acteurs, notamment les organisations de producteurs et de productrices, les institutions financières, ainsi que les projets et programmes en cours. Ainsi, dans chaque région, un cadre de concertation a été mis en place sous la présidence et la



coordination respectives des autorités étatiques (gouverneurs) et des DRDR (Direction Régionale du Développement Rural).

2.3.2. Ateliers de lancement des concertations régionales

Dans chacune des régions cibles (Kolda, Sédhiou, Ziguinchor, Tambacounda) un atelier de lancement des concertations autour du cadre a été organisé (Tableau 1). Cet atelier régional avait pour objectifs de lancer officiellement le cadre de concertations par l'autorité régionale, de présenter les objectifs et résultats attendus du cadre de concertation et de recueillir les propositions des acteurs et actrices pour orienter les concertations.

Pour ce faire, l'équipe du projet a d'abord présenté le processus de mise en place du cadre de concertation régionale, ainsi que les thématiques qui y seront abordées. Ceci inclue 1) les itinéraires techniques (ITK) et les bonnes pratiques agricoles (BPA), 2) les intrants agricoles, et 3) les équipements agricoles. Pour chacune de ces thématiques, les objectifs et résultats attendus des concertations ont également été présentés aux participants et participantes.

Un programme de concertation pour chacune des thématiques a ensuite été présenté par l'équipe du projet RÉSILIENCE. A la suite de cette présentation, des travaux de groupes ont été organisés afin de permettre aux participants de formuler des amendements concernant le programme et son déroulement ainsi que la composition des acteurs impliqués. Cela a permis de valider le programme de concertations thématiques.

2.3.3. Concertations sur les itinéraires techniques et les bonnes pratiques agricoles

Durant la période 2023-2024 (avril 2023 – mars 2024), le projet RÉSILIENCE a mené des concertations sur les itinéraires techniques (ITK) et bonnes pratiques agricoles (BPA) des cultures ciblées (arachide, riz, maïs, banane), afin de définir des modèles d'ITK climato-intelligents pour chaque spéculation.

Deux ateliers de deux jours ont été organisés dans chaque région d'intervention (Kolda, Sédhiou, Ziguinchor, Tambacounda) (Tableau 1), autour des cadres de concertation régionaux. Ces rencontres se sont déroulées en trois phases. D'abord des présentations sur les pratiques agricoles des femmes et des initiatives en cours sur les ITK et les bonnes pratiques agricoles (BPA). Puis des travaux de groupes pour harmoniser les ITK en tenant compte des réalités locales et des besoins et contraintes spécifiques aux femmes. Et enfin des discussions en plénière pour identifier les obstacles à l'adoption des ITK/BPA et formuler des recommandations.

Ce programme a été bouclé par la tenue d'un atelier d'harmonisation des ITK et des BPA retenus dans les différentes régions. Il a été organisé dans la région de Kolda avec la participation des acteurs et actrices des autres régions (Sédhiou, Ziguinchor, Tambacounda).

2.3.4. Concertations sur les intrants agricoles

Durant l'année 2024, le projet RÉSILIENCE a organisé des concertations sur les intrants agricoles (semences, engrais, produits phytosanitaires), pour évaluer la situation dans les zones d'intervention.

Une rencontre de deux jours s'est tenue dans chacune des quatre régions concernées (Kolda, Sédhiou, Ziguinchor, Tambacounda) (Tableau 1). Elle s'est déroulée en trois étapes. Des présentations sur la situation de la production de semences de pré-base, sur l'évolution de la mise en place des intrants subventionnés par l'Etat du Sénégal (2020 à 2023) et, sur l'analyse de l'offre d'intrants agricoles dans les zones concernées. Des travaux de groupes pour identifier les acteurs ainsi que leurs contraintes et spécifiquement celles des femmes et proposer des solutions. Des discussions en plénière ont eu lieu pour renforcer les conclusions et recommandations issues des présentations et travaux de groupes.

2.3.5. Concertations sur les équipements agricoles

Faisant suite aux échanges sur les intrants, des concertations sur les équipements agricoles ont été organisées pour diagnostiquer ce secteur dans les zones d'intervention du projet RÉSILIENCE. Une



rencontre d'une journée s'est tenue dans chacune des régions concernées (Kolda, Sédhiou, Ziguinchor, Tambacounda) (tableau 1), suivant la même méthodologie.

Les sessions comprenaient des présentations sur l'évolution de la mise en place des équipements agricoles subventionnés par l'Etat du Sénégal (2020-2023), sur une analyse de l'offre et de l'accès aux équipements, sur le fonctionnement des Coopératives d'Exploitations des Machines Agricoles (CEMA) ainsi que la présentation du Fonds Levier Petits Équipements (FLPE), mise en place par Socodevi visant à faciliter l'accès des femmes aux équipements.

Les travaux de groupes et les discussions en plénière ont permis d'identifier les contraintes et formuler des recommandations pour améliorer l'offre et l'accès aux équipements agricoles.

Tableau 1 : Calendrier des rencontres de concertations régionales (ITK : Itinéraire technique ; BPA : Bonnes pratiques agricoles).

REGION	DATE	ACTIVITE
KOLDA	7 mars 2023	Atelier de lancement
	13 et 14 juin 2023	Concertation sur les ITK et BPA pour l'arachide et le riz
	14 et 15 septembre 2023	Concertation sur les ITK et BPA pour le maïs et la banane
	25 janvier 2024	Atelier d'harmonisation des ITK et BPA
	5 et 6 mars 2024	Concertation sur les intrants
	22 janvier 2025	Concertation sur les équipements agricoles
SEDHIOU	1 juin 2023	Atelier de lancement
	1 et 2 juillet 2023	Concertation sur les ITK et BPA pour l'arachide et le riz
	19 et 20 octobre 2023	Concertation sur les ITK et BPA pour le maïs et la banane
	10 et 11 juillet 2024	Concertation sur les intrants
	6 février 2025	Concertation sur les équipements agricoles
ZIGUINCHOR	11 mai 2023	Atelier de lancement
	19 et 20 juillet 2023	Concertation sur les ITK et BPA pour l'arachide et le riz
	25 et 26 octobre 2023	Concertation sur les ITK et BPA pour le maïs et la banane
	14 et 15 mars 2024	Concertation sur les intrants
	4 février 2025	Concertation sur les équipements agricoles
TAMBACOUNDA	15 mars 2023	Atelier de lancement
	21 et 22 juin 2023	Concertation sur les ITK et BPA pour l'arachide et le riz
	4 et 5 octobre 2023	Concertation sur les ITK et BPA pour le maïs et la banane
	7 et 8 mars 2024	Concertation sur les intrants
	24 janvier 2025	Concertation sur les équipements agricoles



3. Résultats

3.1. Diagnostic des facteurs limitants l'adoption des bonnes pratiques agricoles

Les rencontres de concertation sur les ITK et les BPA, tenues dans les régions de Kolda, Sédhiou, Ziguinchor et Tambacounda, ont mobilisé 347 participants dont 113 femmes et 87 jeunes (moins de 35 ans). Il s'agit des autorités étatiques (gouverneur de région) et locales (maires), des services techniques et d'encadrement, des instituts de recherches, des universités et instituts de formation agricole, des ONGs, des projets et programmes, des institutions financières, organisations de producteurs et productrices, des organisations de femmes et des organisations de jeunes.

Les travaux ont mené à l'identification de dix (10) bonnes pratiques agricoles (BPA), adaptées aux régions du sud du Sénégal, qui visent à améliorer la productivité tout en préservant l'environnement (Tableau 2). Des obstacles identifiés (Tableau 3) comme étant les facteurs limitants à l'adoption de ces BPA se résument aux problèmes liés à l'accès aux intrants et équipements agricoles, aux contraintes techniques, ainsi qu'aux difficultés financières. Des recommandations (Tableau 3) ont été formulées par les acteurs pour encourager leur adoption.

Ces concertations ont permis l'élaboration de cinq fiches techniques (riz de plateau, riz de bas-fond, maïs, arachide, banane), déclinée en versions adaptées à chacune des régions ciblées, et d'un guide imagé pour l'ITK du riz de bas-fond en Casamance.

Tableau 2 : Bonnes pratiques agricoles adaptées dans les régions du sud du Sénégal.

BONNES PRATIQUES AGRICOLES	JUSTIFICATION
SEMENCES CERTIFIÉES	L'utilisation des semences certifiées adaptées aux conditions pédoclimatiques locales pour favoriser la résistance aux maladies et aux ravageurs, une meilleure tolérance aux stress climatique et l'amélioration des rendements
AGROFORESTERIE	L'intégration des arbres dans les systèmes de production agricoles pour améliorer la biodiversité, séquestrer plus de carbone, stabiliser les sols et améliorer la productivité
ROTATION ET DIVERSIFICATION DES CULTURES	Pour augmenter la résilience des sols des écosystèmes en favorisant une meilleure utilisation des nutriments et en réduisant la pression des maladies et des ravageurs
COMBINAISON D'ENGRAIS ORGANIQUE ET MINÉRAL	Valorisation des déchets organiques par la production de compost qui est associée à des engrais minéraux pour améliorer la stabilité et la fertilité des sols et d'optimiser l'efficacité des engrais minéraux. Cela contribue à la réduction de l'utilisation excessive des engrais minéraux
MICRODOSAGE DES ENGRAIS ET LE PLACEMENT PROFOND DE L'URÉE	Pour la réduction des pertes d'azote, l'amélioration de l'efficacité des engrais et augmentation de la productivité en limitant l'impact environnemental de l'utilisation des engrais minéraux
GESTION INTÉGRÉE DES MALADIES ET RAVAGEURS	Pour limiter l'usage de pesticides en adoptant des méthodes de lutte biologiques (ex : extrait de neem)
SYSTEME D'IRRIGATION EFFICIENTE	L'utilisation de technologies d'irrigation innovantes comme le goutte-à-goutte pour une meilleure gestion de l'eau notamment dans les parcelles maraîchères et dans les bananeraies
INSTALLATION DE DIGUES ET DIGUETTES	Pour une meilleure gestion de l'eau dans les rizières et pour ralentir l'écoulement de l'eau et prévenir la vitesse de dégradation du sol sur les fortes pentes
LABOUR DE FIN DE CYCLE	Pour l'incorporation des résidus de culture, l'amélioration de la structure du sol, la réduction de la compaction, favorisant l'activité microbienne, la gestion des maladies et des adventices
ÉVITER LA PRATIQUE DE LA CULTURE SUR BRULIS	Le défrichement de la forêt par le feu en vue d'une mise en culture entraîne des conséquences négatives sur l'environnement : déforestation, perte de biodiversité, érosion et dégradation des sols à long terme, libération de carbone dans l'atmosphère,



etc.

Tableau 3 : Facteurs limitants l'adoption des bonnes pratiques agricoles et recommandations.

<i>Facteurs limitants</i>	<i>Recommandations</i>
<i>Facteurs socioéconomiques :</i> - une main-d'œuvre insuffisante et couteuse ; - un accès limité aux financements ; - morcellement excessif des parcelles agricoles avec la pression démographique ; - le retard dans la mise en place des intrants, leur coût élevé et leur disponibilité insuffisante sur le marché ; - difficile accès aux produits phytosanitaires et aux engrais bio.	- l'amélioration de l'accès aux financements ; - l'accès facilité aux intrants de qualité et à des équipements agricoles à des prix abordables ; - la mise en place des intrants de qualité en quantité à temps opportun ; - la mécanisation pour réduire la pénibilité des opérations culturales ; - l'aménagement des rizières ; - l'accès facilité aux motopompes et aux systèmes d'irrigation innovants (ex : goutte à goutte) ;
<i>Facteurs techniques :</i> - le sous-équipement ; - l'insuffisance d'infrastructures agricoles adaptées ; - le manque de connaissances sur les formules d'engrais et les variétés de semences adaptées ; - l'insuffisance d'encadrement par les services techniques.	- capacitation et accompagnement technique des productrices et producteurs ; - digitalisation des outils de vulgarisation et de conseil agricole.
<i>Facteurs environnementaux :</i> - la dégradation des sols à cause de la salinisation, des inondations et du ruissellement.	

3.2. Diagnostic de l'offre et de l'accès aux intrants agricoles

Les rencontres de concertation sur intrants ont enregistré 265 participants dont 80 femmes et 51 jeunes. Les multiplicateurs/multiplicatrices de semences et les opérateurs/opératrices ou fournisseurs d'intrants ont été les acteurs clés de ces concertations.

Les travaux ont permis l'identification des contraintes limitant l'accès aux intrants agricoles (Tableau 4). Il s'agit principalement des problèmes liés à la disponibilité et de l'accès aux intrants, des difficultés financières et de l'inégalité d'accès pour les femmes. Ainsi, pour le renforcement de l'offre et l'accès aux intrants agricoles dans les régions du sud du Sénégal, les acteurs ont formulé des recommandations qui se résument ainsi :

- amélioration de l'offre et de l'accès aux intrants : installation de points de distribution de proximité dans les zones de production, ciblage des opérateurs locaux, simplification des procédures administratives, digitalisation du processus de distribution pour la traçabilité et le suivi, et paiement à temps des fournisseurs pour garantir la disponibilité des intrants ;
- soutien aux acteurs et contrôle de la qualité des intrants : renforcement des capacités logistiques des fournisseurs, formation des magasiniers, appui à l'ISRA (Institut Sénégalais de Recherches Agricoles) pour la production de semences de pré-base, appui aux coopératives productrices de semences, contrôle rigoureux de la qualité des intrants, et formalisation des relations entre producteurs/productrices et fournisseurs ;



- inclusion et gouvernance participative : mise en place de mécanismes de financement, de formation, et de quotas spécifiques pour les femmes, identification et géolocalisation des exploitations agricoles, et création de cadres de dialogue régulier entre les acteurs du secteur.

Tableau 4 : Contraintes liées à l'accès aux intrants agricoles et recommandations

Contraintes	Recommandations
- insuffisance de points de distribution ; - qualité et disponibilité des intrants ; - accès limité des femmes aux intrants ; - retards de paiements par l'état aux fournisseurs ; - difficile accès aux financements ; - discrimination, entre hommes et femmes, dans l'accès aux intrants subventionnés par l'état.	- créer des points de distribution de proximité dans les zones rurales éloignées ; - renforcer les capacités logistiques des fournisseurs ; - capaciter les magasiniers qui sont chargés des cessions ; - renforcer l'Institut Sénégalais de Recherches Agricoles (ISRA) en ressources humaines, financières et moyens logistiques pour assurer la production de semences de pré-base et le développement de nouvelles formules d'engrais adaptées ; - renforcer les organisations multiplicatrices de semences ; - reconstituer le capital semencier ; - ciblage des fournisseurs ou opérateurs locaux pour la distribution des intrants dans leur zone ; - renforcer les contrôles sur la qualité des intrants ; - digitaliser l'identification des productrices et producteurs et la géolocalisation de leurs exploitations agricoles ; - digitaliser l'ensemble du processus de distribution ; - mettre en place des mécanismes de contrôle pour le respect de l'application des quotas spécifiques aux femmes (circulaire 0989 du ministère de l'agriculture) ; - mettre en place des mécanismes de financement et de formation dédiés aux femmes pour la production et la commercialisation des intrants agricoles ; - assurer une planification et un suivi rigoureux pour que les intrants soient disponibles à temps ; - simplifier les procédures administratives ; - assurer le paiement à temps des fournisseurs ; - instaurer des plateformes régulières de dialogue entre les acteurs du secteur ; - formaliser des contrats entre les productrices et producteurs de semences et les fournisseurs locaux.

3.3. Diagnostic de l'offre et de l'accès aux équipements agricoles

Les rencontres de concertation sur les intrants ont enregistré 283 participants dont 85 femmes et 58 jeunes. Les multiplicateurs de semences et les opérateurs ou fournisseurs d'intrants ont été les acteurs clés de ces concertations.

Les travaux ont permis d'identifier plusieurs problématiques liées à l'accès et à la gestion des équipements agricoles (Tableau 5). Il s'agit essentiellement de l'insuffisance et l'inadaptation des équipements, l'inégalité d'accès entre les femmes et les hommes, et le manque de coordination entre les acteurs/actrices. Selon ces derniers, le renforcement de l'offre et de l'accès aux équipements agricoles dans les régions du sud du Sénégal passera par :



- l'amélioration de l'accès et de la gestion des équipements agricoles : mise en place de coopératives d'exploitation du matériel agricole, réduction des délais de mise à disposition, et adaptation des équipements aux réalités locales ;
- le renforcement des capacités et accompagnement des acteurs et actrices : formation des producteurs et productrices à l'utilisation et à la maintenance des équipements, appui aux artisans locaux pour la fabrication du petit matériel, soutien technique des institutions locales qui s'activent dans le secteur des équipements, et encouragement des coopératives à investir dans les équipements ;
- l'accès équitable et financement adapté : facilitation du crédit agricole pour les petits producteurs et productrices, intégration de l'approche genre pour garantir l'accès des femmes, promotion d'initiatives privées et mise en place de produits d'assurance pour sécuriser les investissements.

Ces recommandations sont détaillées dans le Tableau 5.

Tableau 5 : Les problèmes dans le secteur des équipements agricoles et les recommandations d'amélioration.

Contraintes	Recommandations
- sous-équipement des exploitations agricoles ; - difficultés pour l'entretien et la maintenance des équipements ; - difficultés d'accès aux pièces de rechange ; - absence d'unité de réparation des équipements ; - faible accessibilité des femmes et des jeunes aux formations, à l'information, à la terre et aux financements ; - inadaptation des certains équipements subventionnés par l'Etat ; - absence de suivi et de coordination des interventions (Etat, privé, ONGs, organisations paysannes).	- faciliter l'accès au financement par des crédits agricoles adaptés aux petits producteurs et productrices ; - former les producteurs et productrices à l'utilisation et à la maintenance des équipements ; - mettre en place des CEMA ; - renforcer la capacité des artisans locaux ; - adapter les équipements aux conditions locales ; - encourager les coopératives agricoles à investir dans l'acquisition et la gestion d'équipements ; - digitaliser la distribution et la gestion des équipements subventionnés par l'État ; - réduire les délais de mise à disposition des équipements ; - renforcer les capacités techniques des institutions locales pour l'accompagnement des producteurs et productrices ; - intégrer une approche genre pour garantir l'accès égalitaire des femmes aux équipements ; - encourager les initiatives privées dans la distribution et la gestion des équipements ; - mettre en place des produits d'assurances agricoles pour protéger les investissements en équipements.

CEMA : Coopératives d'exploitation des machines agricoles

ONG : Organisation Non Gouvernementale

4. Discussions

Parmi les facteurs expliquant la variabilité des rendements, figurent notamment les pratiques agricoles, les caractéristiques du sol, les conditions météorologiques, l'utilisation des intrants et la mécanisation.



L'application des bonnes pratiques agricoles (BPA) climato-intelligentes impliquant entre autres l'utilisation de semences de qualité adaptées aux conditions pédoclimatiques et le respect des itinéraires techniques (ITK) apparaît comme la clef de voûte de l'augmentation de la productivité agricole, dans la mesure où les intrants sont disponibles en quantité et qualité requise. L'application des BPA peut également favoriser une meilleure gestion des ressources naturelles et poser les fondements d'un développement économique et social durable (Kohio *et al.*, 2017). Dans le sud du Sénégal, malgré les efforts des services techniques et d'encadrement ainsi que des ONG, à travers divers projets et programmes de vulgarisation des BPA, leur adoption par les productrices et producteurs reste limitée en raison de plusieurs contraintes (Tableau 3). Les travaux de Badiane *et al.* (2025) suggèrent que l'acceptation des innovations bien qu'elles donnent des résultats satisfaisants chez certains utilisateurs est entravée par le fait qu'elles ne tiennent souvent pas compte des réalités socio-culturelles, écologiques et économiques locales. De plus, certains perçoivent l'introduction de ces innovations comme une menace pour leurs savoirs et savoir-faire traditionnels, ce qui soulève également la question de leur durabilité et pérennité. Néanmoins, les acteurs et actrices impliqués dans les cadres de concertation estiment que la mise en œuvre des recommandations formulées dans le Tableau 3 permettrait une diffusion à grande échelle des bonnes pratiques agricoles identifiées et des ITK harmonisés pour la zone sud.

L'agriculture sénégalaise bénéficie d'un soutien considérable de l'État, notamment à travers la subvention des intrants, avec un taux moyen de 50 % (ANSD, 2020). En 2023, l'État a subventionné 195 000 tonnes d'engrais minéraux, 115 000 tonnes d'engrais organiques et 140 000 tonnes de semences (ANSD, 2025). Malgré ces efforts, les mécanismes de mise en œuvre de cette politique rencontrent de multiples contraintes qui en limitent l'efficacité : quotas des gros producteurs, ciblage de non-producteurs, ciblage de producteurs auto-suffisants et, détournement post-distribution (IPAR, 2015 ; IPAR, 2016). Les concertations ont permis une meilleure compréhension du processus d'approvisionnement et de distribution des intrants et équipements agricoles subventionnés par l'État dans les zones concernées. En effet, avant le début de la campagne agricole, les expressions de besoin en intrants et équipements agricoles émanant des régions sont transmises au ministère de l'Agriculture par les Directions Régionales de Développement Rural (DRDR). Globalement, les quantités d'intrants subventionnés ont augmenté au cours des dernières années, ce qui n'est pas sans impact sur le budget alloué au secteur agricole. Cependant, l'offre (quantités reçues) reste généralement inférieure à la demande (prévisions), ce qui explique, entre autres, le faible recours des ménages agricoles aux engrais minéraux (31 %, avec des doses inférieures aux recommandations), aux engrais organiques (49 %) et aux semences certifiées (14 %) (DAPSA, 2021).

Au Sénégal, les producteurs et productrices utilisent généralement des semences traditionnelles issues de leurs propres réserves, car celles-ci sont souvent bien adaptées à leur environnement naturel et leurs caractéristiques spécifiques sont bien connues. Toutefois, ils sont conscients de la possible baisse de rendement liée à la perte de qualité intrinsèque (DAPSA, 2021). Le recours aux semences traditionnelles s'explique aussi par l'insuffisance des quantités disponibles et par la qualité des semences subventionnées jugées moins bonnes (Tableau 4). Cela est confirmé par IPAR (2015), qui souligne les principales difficultés : mauvaise qualité des semences subventionnées, retards dans la distribution, coûts élevés des semences certifiées, mauvaise organisation des commissions chargées de la distribution, ainsi que des problèmes de commercialisation, nuisant à la transparence du système d'approvisionnement et de distribution des intrants. En termes de rentabilité, l'effet escompté du programme de subvention n'est pas visible car les rendements des cultures restent encore faibles. Les enquêtes de Ricome *et al.* (2025) révèlent l'absence d'impact significatif du programme de subvention des intrants sur les rendements du mil et de l'arachide, deux des principales cultures ciblées par le programme dans le bassin arachidier du Sénégal malgré l'utilisation accrue d'engrais et de semences certifiées. Les auteurs expliquent cela par le volume relativement modeste d'intrants subventionnés



mais également par l'arrivée tardive des intrants distribués compromettant ainsi leur efficacité dans certains cas.

La mécanisation est primordiale non seulement pour la modernisation des exploitations, mais également pour accroître la production agricole. Elle permet, entre autres, d'améliorer le calendrier des opérations agricoles, de compenser les pénuries de main-d'œuvre et d'alléger la pénibilité du travail. Ses bénéfices s'étendent aussi aux activités post-récolte, notamment la transformation et la commercialisation des produits. De 2013 à 2021, le gouvernement du Sénégal a investi plus de 80 milliards de francs CFA dans la mécanisation agricole, avec 77 212 unités de matériel de culture tracté et 8 845 unités de matériel motorisé, dont 659 motoculteurs (ISRA, 2024). Malgré ces efforts par la politique de subvention et les avantages offerts par la mécanisation, le monde rural sénégalais reste encore sous-équipé, en particulier dans les régions du sud, où seulement 12 % des ménages agricoles possèdent du matériel motorisé (DAPSA, 2023). Les enquêtes de la DAPSA (2021) identifient le coût élevé des équipements, souvent hors de portée des ménages, comme la principale contrainte à leur acquisition. Mballo *et al.* (2021) rapportent également que les équipements disponibles sont en général vétustes, mal entretenus et difficiles à réparer, en raison de l'indisponibilité des pièces de rechange et de l'insuffisance des services de maintenance. Ce constat est également rapporté dans le Tableau 5. Ainsi, l'expansion de la mécanisation nécessiterait la mise en œuvre des recommandations formulées par les acteurs dans les cadres de concertation (Tableau 5).

Par ailleurs, la digitalisation du processus d'approvisionnement et de distribution des intrants ainsi que des équipements agricoles permettrait un suivi plus efficace en termes de rentabilité et de durabilité.

5. Conclusion

L'approche participative et inclusive adoptée lors des concertations régionales, réunissant divers profils d'acteurs du secteur de l'agriculture, a permis de dresser un diagnostic approfondi des problématiques agricoles dans les régions du sud du Sénégal.

Il est désormais impératif de renforcer les initiatives visant à faciliter l'accès à des intrants de qualité, promouvoir la mécanisation agricole, encourager l'appropriation des bonnes pratiques agricoles et garantir un accompagnement technique durable, ainsi qu'une répartition plus équitable des ressources destinées au secteur.

La mise en œuvre des recommandations issues des concertations contribuera non seulement à garantir une agriculture productive et durable pour la sécurité alimentaire locale, mais également à renforcer la résilience des communautés face aux défis environnementaux et climatiques. Un engagement consensuel entre les acteurs publics et privés est indispensable pour relever ces défis et promouvoir une agriculture intelligente, durable et inclusive.

Ethique

Les auteurs déclarent que les expérimentations ont été réalisées en conformité avec les réglementations nationales applicables.

Déclaration sur la disponibilité des données et des modèles

Les données qui étayent les résultats évoqués dans cet article sont accessibles sur demande auprès de l'auteur de correspondance de l'article.

Déclaration relative à l'Intelligence artificielle générative et aux technologies assistées par l'Intelligence artificielle dans le processus de rédaction

Les auteurs n'ont pas utilisé de technologies assistées par intelligence artificielle dans le processus de rédaction. L'outil ChatGPT a uniquement été utilisé pour la révision.



Contributions des auteurs

Mise en œuvre des cadres de concertation : Adama TOUNKARA, Abou BA, Elisabeth Yaka THIONE, Bougouma MBAYE, Marie Agnès DIOUF, Papa Malick Nzally DIATTA

Conceptualisation de l'article : Adama TOUNKARA, Abou BA

Rédaction du draft : Adama TOUNKARA, Abou BA

Révision du draft : Adama TOUNKARA, Abou BA, Elisabeth Yaka THIONE, Bougouma MBAYE, Marie Agnès DIOUF, Papa Malick Nzally DIATTA

Déclaration d'intérêt

Les auteurs déclarent ne pas travailler, ne pas conseiller, ne pas posséder de parts, ne pas recevoir de fonds d'une organisation qui pourrait tirer profit de cet article, et ne déclarent aucune autre affiliation que celles citées en début d'article.

Remerciements

Les auteurs remercient l'ensemble des acteurs pour leurs contributions au diagnostic des problématiques du secteur agricole dans les régions du sud du Sénégal à travers les cadres de concertations régionales (Kolda, Sédhiou, Ziguinchor, Tambacounda).

Déclaration de soutien financier

Les auteurs remercient Affaires Mondiales Canada (AMC) pour le financement du projet RÉSILIENCE, qui a permis l'organisation des rencontres de concertation. RÉSILIENCE est mis en œuvre par Socodevi (Société de Coopération pour le Développement International).

Références bibliographiques

ANDS., 2025. Situation Economique et Sociale du Sénégal 2022-2023, 194p.

ANSR-SRSDT., 2021. Situation économique et sociale régionale de Tambacounda, édition 2019, 97 p.

ANDS., 2020. Situation Economique et Sociale du Sénégal 2017-2018, 225p.

Badiane A., Sané T., Cormier-Salem M. C., Faye M. H. T. & Thior M., 2025. Variabilité climatique et stratégies d'adaptation des riziculteurs de la Basse Casamance (Sénégal). *VertigO - la revue électronique en sciences de l'environnement*, [En ligne], Regards / Terrain, mis en ligne le 21 mars 2025, consulté le 08 avril 2025. URL : <http://journals.openedition.org/vertigo/48251>. DOI : <https://doi.org/10.4000/13k6r>

DAPSA., 2023. Rapport de l'Enquête Agricole Annuelle (EAA) 2022-2023. Octobre 2023, 52p.

DAPSA., 2021. Les exploitations agricoles de type familial au Sénégal : Mise en application avec les données de l'Enquête Agricole Annuelle, 21p.

ISRA., 2024. Initiatives, projets, programmes : l'ISRA s'engage dans la promotion de l'agroécologie au Sénégal. *La lettre de l'ISRA. Bulletin d'information pour la recherche et le développement agricole au Sénégal. Numéro 21, Juillet 2024. ISSN 0850 5071*, 18p.

Faye A., Tounkara A., Ciss P.N., Ngom M. & Camara I., 2022. Évaluation de la vulnérabilité du secteur agricole aux changements climatiques et identification d'options d'adaptation pour la région de Kolda au Sénégal. Rapport produit dans le cadre du projet Sécurité alimentaire : une agriculture adaptée (SAGA). Rome, FAO. <https://doi.org/10.4060/cc0571fr>.

La carte de recommandation des engrais et de semences. [2025/03/13]. <https://app.feserwam.org/#/fr>

FIDA., 2020. L'avenir de l'agriculture au Sénégal : 2030 – 2063. Version 1.0, 33p.

IPAR., 2016. Dialogue national pour l'amélioration du système de subventions agricoles au Sénégal, 14p.



IPAR., 2015. Traçabilité et impacts des subventions agricoles, 72p.

Kohio E., Toure A. G., Sedogo M. P. & Ambouta K. J-M., 2017. Contraintes à l'adoption des bonnes pratiques de Gestion Durable des Terres dans les zones soudaniennes et soudano-sahéliennes du Burkina Faso. *Int. J. Biol. Chem. Sci.* 11 (6) : 2982-2989. DOI : <https://dx.doi.org/10.4314/ijbcs.v11i6.34>.

Mballo I., Sy O. & Barry B., 2021. Vulnérabilités et stratégies d'adaptation des paysans face aux changements socio-environnementaux en Haute Casamance (Sud-Sénégal). *Belgeo* [En ligne], 2, 2021, mis en ligne le 11 juin 2021, consulté le 14 juin 2021. URL : <http://journals.openedition.org/belgeo/48429>; DOI : <https://doi.org/10.4000/belgeo.48429>.

Ricome A., Cockx L., Barreiro Hurlé J., Fall C.S. & Tillie P., 2025. Le programme de subvention des intrants agricoles au Sénégal, Publications Office of the European Union, Luxembourg, <https://data.europa.eu/doi/10.2760/3014137>, JRC131016.

Sané T., 2017. Vulnérabilité et adaptabilité des systèmes agraires à la variabilité climatique et aux changements sociaux en Basse-Casamance (Sud-Ouest du Sénégal). Géographie : Université Sorbonne Paris Cité ; Université Cheikh Anta Diop de Dakar. Français. NNT : 2017USPCC155. tel- 02073093, 376p.



CC BY 4.0 Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY 4.0)

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Pour la citation et la reproduction de cet article, mentionner obligatoirement le titre de l'article, le nom de tous les auteurs, la mention de sa publication dans la revue *Innovations agronomiques* et son DOI, la date de publication.