

Tarification de l'assurance agricole au Maroc : Développement d'une assurance rendement indicielle pour le blé utilisant l'intelligence artificielle

Agricultural insurance pricing in Morocco: Development of index-based yield insurance for wheat using artificial intelligence.

Auteur 1 : KOUACH Yassine.

Auteur 2 : EL ATTAR Abderrahim.

KOUACH Yassine,

Docteur en Economie et Gestion

Faculté des Sciences Juridiques, économiques et sociales Ain Sebaa

Université Hassan II, Maroc

EL ATTAR Abderrahim,

Enseignant-Chercheur

Faculté des Sciences Juridiques, économiques et sociales Ain Sebaa

Université Hassan II, Maroc

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : KOUACH .Y & EL ATTAR .A (2025) « Tarification de l'assurance agricole au Maroc : Développement d'une assurance rendement indicielle pour le blé utilisant l'intelligence artificielle », African Scientific Journal « Volume 03, Num 33 » pp: 0931 – 0958.



DOI : 10.5281/zenodo.17966377

Copyright © 2025 – ASJ



Résumé

L'assurance agricole est considérée parmi les instruments incontournables de gestion des risques dans le secteur agricole. En effet, l'assurance agricole offre une protection des agriculteurs contre les différents aléas tels que les changements climatiques défavorables. Cependant, les tarifs sont jugés chers par certains agriculteurs malgré les subventions du gouvernement marocain de la prime de l'assurance multirisque climat. D'où une tarification équitable et compétitive représente un enjeu technique important pour les assureurs. En outre, les approches traditionnelles de tarification de l'assurance agricole présentent certaines limites. En cas d'une assurance récolte, il est nécessaire de formuler des hypothèses sur la distribution des rendements ce qui impacte l'estimation des rendements futurs et par conséquent l'estimation de la prime pure. Dans ce contexte, ce travail propose une approche de tarification de l'assurance agricole au Maroc, en particulier l'assurance indicielle de rendement pour le blé basé sur l'intelligence artificielle. Cette approche permet de développer un modèle de prédiction de la prime pure qui ne nécessite pas une formulation des hypothèses sur la distribution de rendements du blé. Nous cherchons à modéliser la prime pure de l'assurance rendement du blé en tenant compte des conditions météorologique qui influencent la croissance du blé. Pour cela, nous modélisons le rendement de blé par les algorithmes de l'intelligence artificielle notamment l'arbre de décision, la forêt aléatoire, XGBoost et les réseaux neurones. L'application de notre approche a montré une approximation adéquate des pertes futures et des primes pures attendues.

Mots clés : Assurance agricole, Assurance Indicielle, Intelligence artificielle, Machine Learning, Deep Learning, Tarification, Prime pure, Conditions climatiques.

Abstract

Agricultural insurance is considered an essential risk management tool in the agricultural sector. Indeed, agricultural insurance offers farmers protection against various risks, such as adverse climate changes. However, some farmers find premiums expensive, despite subsidies from the Moroccan government for multi-risk climate insurance. Therefore, fair and competitive pricing represents a significant technical challenge for insurers. Furthermore, traditional approaches to pricing agricultural insurance have certain limitations. In the case of crop insurance, it is necessary to make assumptions about yield distribution, which impacts the estimation of future yields and, consequently, the calculation of the premium itself. In this context, this work proposes an approach to pricing agricultural insurance in Morocco, specifically index-based yield insurance for wheat, using artificial intelligence. This approach allows for the development of a pure premium prediction model that does not require formulating assumptions about the wheat yield distribution. We aim to model the pure premium for wheat yield insurance, taking into account the meteorological conditions that influence wheat growth. To this end, we model wheat yield using artificial intelligence algorithms, including decision trees, random forests, XGBoost, and neural networks. The application of our approach has shown an adequate approximation of future losses and expected pure premiums.

Keywords: Agricultural insurance, Index-based insurance, Artificial intelligence, Machine learning, Deep learning, Pricing, Pure premium, Weather conditions.

Introduction

Le secteur d'agriculture est considéré parmi les piliers essentiels de l'économie marocaine. Cependant, ce secteur est influencé par plusieurs aléas. En effet, les changements climatiques défavorables ou les événements imprévus, comme le déclenchement d'une guerre, génèrent des pertes colossales quant aux rendements agricoles et par conséquent cela met en péril la sécurité alimentaire.

Afin de faire face aux ces risques, les compagnies d'assurance proposent des produits d'assurance agricole comme des instruments de gestion des risques du secteur agricole qui aide les agriculteurs à faire face aux variations de rendement et aux chocs liés au climat (Kuruppu et al., 2025).

En effet, l'assurance agricole offre une protection des investissements agricoles des agriculteurs contre les risques agricoles en assurant un revenu stable en cas de perte particulièrement aux petits agriculteurs, ce qui participe à la baisse de la pauvreté (Pishbahar et al., 2019).

Cependant, les produits d'assurance agricole ne sont pas très demandés étant donné les tarifs sont jugés chers par certains agriculteurs malgré les subventions du gouvernement marocain sous forme d'une couverture près de 90 % de la prime pure de l'assurance multirisque climat. D'où une tarification équitable et compétitive représente un enjeu technique pour les assureurs. En effet, une sous-estimation ou une surestimation de la prime actuarielle aura un impact sur la demande et l'offre d'assurance agricole (Ahmed & Serra, 2015) d'une part et sur la rentabilité financière et technique de la branche agricole d'une compagnie d'assurance d'autre part.

Dans ce contexte, la problématique de la tarification de l'assurance agricole a suscité l'intérêt de plusieurs auteurs.

D'après la revue de la littérature, nous constatons qu'il y a deux axes de recherches principales dans l'assurance agricole. Dans le cadre du premier axe de recherche, les auteurs cherchent le développement de l'assurance récolte qui repose sur la formulation des hypothèses sur la distribution des rendements en utilisant des distributions paramétriques, non paramétriques ou semi-paramétriques.

Dans le cadre du deuxième axe de recherche, les auteurs ont intérêt au développement de l'assurance indicielle qui consiste à modéliser un indice lié aux pertes agricoles potentielles. Les auteurs utilisent comme indice une variable météorologique, une donnée satellitaire, ou le rendement.

En outre, les différentes approches de tarification de l'assurance agricole proposées auparavant présentent certaines limites (Zheng et al., 2014; S. Diop, 2016; Duarte et al., 2018; Torabi et al., 2019; Liu & Ker, 2020). En cas d'une assurance indicielle météorologique, il apparaît le risque de base dus à la différence entre la variation de l'indice à la localisation des stations météorologiques de l'indice et la variation de l'indice à la localisation de l'assurée.

En termes de calcul de la prime en tant que modèle fréquence-coût, le problème réside dans le manque de données historiques suffisantes sur les sinistres antérieurs. L'inconvénient de l'assurance récolte réside dans le choix de la distribution qui impacte l'estimation des rendements futurs et par conséquent l'estimation de la prime pure. En plus, l'assurance récolte se caractérise par des délais de paiement des indemnités longs en raison de l'expertise requise. De plus, l'assurance récolte comporte d'autres obstacles tels que le risque moral, l'asymétrie d'information, et le risque de fraude.

Dans ce contexte, cette recherche porte sur la tarification de l'assurance agricole au Maroc, en particulier l'assurance indicelle de rendement pour le blé, en utilisant l'intelligence artificielle comme substitut à la modélisation statistique.

Nous cherchons à modéliser la prime pure de l'assurance rendement du blé en tenant compte du changement climatique qui impacte la croissance du blé. En effet, le changement climatique a une influence significative sur la température et les précipitations, deux facteurs essentiels pour la croissance et le rendement des cultures (Omokpariola et al., 2025).

L'objectif principal de l'étude est de proposer une approche de tarification de l'assurance agricole fondée sur l'intelligence artificielle, capable d'améliorer la précision prédictive par rapport aux approches actuarielles traditionnelles afin d'obtenir une prime à juste valeur ce qui stimule la demande de ce type d'assurance, et par conséquent participe au développement de secteur agricole et garantit la sécurité alimentaire.

L'approche de cette étude consiste dans un premier temps à déterminer les conditions climatiques propices à la culture et à la croissance du blé. Dans notre cas, nous utiliserons le rendement comme indice de base. Nous modélisons le rendement de blé par les algorithmes de l'intelligence artificielle notamment l'arbre de décision, la forêt aléatoire, XGBoost et les réseaux neurones. Enfin, nous utilisons le rendement du blé prédit par le modèle d'intelligence artificielle dans la tarification actuarielle de la prime pure de l'assurance rendement du blé.

L'application de notre approche a montré que le modèles fournisse une approximation adéquate des pertes futures et des primes pures attendues. En plus, le modèle d'intelligence artificielle est facile à mettre en pratique.

Cette recherche est structurée comme suit : après l'état de l'art consacrée à l'assurance agricole et la revue de littérature, l'assurance agricole au Maroc est présentée, suivie de la méthodologie de recherche adoptée pour la modélisation de l'assurance agricole au Maroc en utilisant les algorithmes de l'intelligence artificielle. Les résultats obtenus sont ensuite exposés, avant de terminer par une conclusion.

1. L'état de l'art de l'assurance agricole

1.1. Définition de l'assurance agricole

L'assurance agricole est l'assurance qui permet aux agriculteurs de se protéger contre diverses pertes potentielles telles qu'une baisse de production agricole ou une chute de revenus des exploitants (A. N. Diop, 2020). En effet, l'assurance agricole est un outil incontournable de gestion des risques agricoles, qui vise à atténuer l'ampleur des risques financiers associés aux aléas climatiques et aux autres menaces auxquelles les agriculteurs sont confrontés tout au long du cycle de production.

Le contrat d'assurance agricole offre une couverture contre divers risques indésirables. Parmi les risques assurables figurent les conditions météorologiques adverses telles que la sécheresse, les précipitations excessives, les inondations, les tempêtes, le gel, la grêle, l'exposition excessive au soleil, la neige et les vents violents (Roberts, 2005; Hohl, 2018). De plus, l'assurance agricole couvre également les risques liés aux ravageurs, aux maladies épidémiques, et aux incendies, ainsi qu'à d'autres risques spécifiquement définis (Hohl, 2018a, p. 25; Roberts, 2005, pp. 22–29).

L'assurance agricole devient un mécanisme essentiel qui aide à maintenir la stabilité financière, à protéger les revenus des agriculteurs et à garantir la sécurité alimentaire en cas de pertes considérables, ce qui peut encourager l'investissement dans l'agriculture et favoriser la résilience du secteur.

1.2. Types d'assurance agricoles

Il convient de noter qu'il existe deux principaux types d'assurance agricole à savoir l'assurance agricole récolte (assurance classique ou traditionnelle) et l'assurance agricole indicielle.

1.2.1 L'assurance agricole récolte

L'assurance agricole récolte, également connue sous le nom d'assurance agricole indemnitaire ou assurance agricole classique, offre une protection directe contre les pertes des rendements agricoles. En effet, les agriculteurs utilisent l'assurance récolte comme outil de gestion des risques pour protéger leurs revenus. Ceux qui souscrivent une police auprès d'une compagnie d'assurance récolte sont financièrement protégés en cas de pertes dues à un sinistre couvert (Madaki et al., 2023).

Dans le cadre de l'assurance agricole récolte, l'indemnisation des dommages subis par les agriculteurs en cas de perte de leurs récoltes en raison des événements naturelles (Boyd et al., 2011, pp. 554–555) est quantifié sur le terrain (Maestro et al., 2018, pp. 149–150).

En effet, le versement de l'indemnité et le montant de l'indemnité est conditionné à la constatation réelle des dommages subis sur le terrain grâce à une évaluation minutieuse des dommages effectivement observés par un expert. Par conséquent, aucune compensation n'est versée en l'absence de demande formelle et de dommage effectif.

Cependant, le processus d'évaluation des dommages engendre des coûts non négligeables, et la détermination avec précision l'ampleur des pertes dans chaque opération assurée s'avère encore une tâche plus complexe et plus onéreuse (Roberts, 2005, pp. 14–15).

L'assurance indemnitaire comporte d'autres obstacles notables, dont le défi inhérent au risque moral. Celui-ci se manifeste lorsque l'assuré adopte un comportement plus risqué, en négligeant des mesures de précaution ou en provoquant intentionnellement des dommages, après la souscription du contrat d'assurance (Salazar et al., 2019; Torabi et al., 2019). Le défi persistant pour l'assureur réside dans la difficulté d'observer ou de vérifier ces comportements.

De même, la mise en œuvre de l'assurance agricole traditionnel se heurte à des difficultés en raison de l'asymétrie d'information (Pishbahar et al., 2019; Salazar et al., 2019; Torabi et al., 2019). L'asymétrie d'information se caractérise par une situation où l'agriculteur possède plus d'information que l'assureur en ce qui concerne le risque à couvrir. Ce déséquilibre d'information peut engendrer d'autres problèmes pour l'assurance agricole traditionnel, notamment la sélection adverse (Duarte & Ozaki, 2019; Hohl, 2018a, 2018b; Maestro et al., 2018; Smith & Glauber, 2012; Torabi et al., 2019).

La sélection adverse survient lorsque l'assureur applique un taux de prime identique à un portefeuille d'assurés hétérogène en raison d'un manque d'information de la part de l'assureur et d'une meilleure connaissance de l'exposition au risque de la part de l'assuré (Salazar et al., 2019; Smith & Glauber, 2012). Par conséquent, les assurés à faible risque, qui paient une prime trop chère, résilient leurs contrats d'assurance, tandis que les assurés à haut risque, bénéficiant de primes plus avantageuses, demeurent fidèles à la compagnie d'assurance (Salazar et al., 2019). Cela crée un déséquilibre dans le portefeuille des assurés, le rendant plus risqué avec un grand nombre d'assurés à haut risque, entraînant ainsi un niveau d'indemnité supérieur à celui initialement anticipé (Torabi et al., 2019).

Les assureurs adoptant l'assurance indemnitaire font face à un autre défi notamment le risque de fraude. En fait, les agriculteurs assurés ont la possibilité de provoquer un sinistre afin de demander des indemnités (S. Diop, 2016).

Ces difficultés freinent le développement de l'assurance traditionnelle. C'est pourquoi le recours à une assurance indicielle comme alternative à l'assurance récolte, peut permettre de dépasser les entraves de l'assurance traditionnelle.

1.2.2 L'assurance agricole indicielle

L'assurance agricole indicielle ou assurance agricole paramétrique est une mesure de protection contre les événements indésirables, qui permet d'indemniser les pertes subies. Contrairement à l'assurance agricole récolte, l'indemnisation des dommages subis par les agriculteurs dans le cadre de l'assurance agricole indicielle ne repose pas sur une estimation sur le terrain du dommage réel

subi par l'assuré mais fait référence à une variation d'un indice déterminé quelle que soit la survenance ou non d'un sinistre. En effet, il n'y aura une indemnisation qu'en cas de variation défavorable de cet indice, que le risque soit réalisé ou non.

Le mécanisme d'assurance indicielle consiste à utiliser un indicateur prédéfini comme paramètre de compensation, d'où le nom d'assurance paramétrique, au lieu de constater les pertes réellement subies par l'agriculteur.

Le choix de l'indice doit se faire en remplissant certains critères. En effet, l'indice doit être une variable aléatoire objectivement observable, facile à observer, mesurable de manière fiable, fortement corrélée aux pertes subies et non influencée par les actions de l'assuré (Miranda & Farrin, 2012).

Selon la nature de l'indice, il existe trois types d'assurance agricole indicielle à savoir l'assurance indicielle météorologique; assurance indicielle satellite et assurance indicielle rendement (S. Diop, 2016, pp. 37–47).

- L'assurance indicielle météorologique :

Lors de l'indemnisation des agriculteurs, l'assurance indicielle météorologique prend en considération les variations des indicateurs météorologiques fortement corrélés aux pertes réelles subies, comme les précipitations, la température, l'humidité, la vitesse du vent ou tout autre facteur lié à la production agricole, tel qu'enregistré par une station météorologique locale (Barnett & Mahul, 2007; Maestro et al., 2018; Mangani & Kousalya, 2020; Roberts, 2005).

Le contrat d'assurance indicielle météorologique identifie l'indice météorologique spécifique, la station de mesure et la période de temps de mesure. Ainsi, il précise la fourchette des valeurs réalisées de l'indice qui permet aux agriculteurs de percevoir les indemnités en fixant un seuil de déclenchement du processus d'indemnisation et un plafond qui limite l'indemnisation à une valeur maximale même si la valeur réalisée par l'indice dépasse la limite supérieure (Barnett & Mahul, 2007, p. 1242).

- L'assurance indicielle satellitaire :

Dans le cadre de l'assurance indicielle satellitaire, l'indemnisation des agriculteurs est conditionnée par des réalisations spécifiques des indices satellitaires. Ces indices satellitaires sont construits sur la base de facteurs observables par imagerie satellitaire tels que l'évapotranspiration ou l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) (S. Diop, 2016).

Le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) est l'indice de végétation le plus utilisé dans le domaine de l'assurance agricole puisqu'il est corrélé avec la santé de la plante (Piette, 2015). Lorsqu'une culture est saine, elle absorbe la majorité de la lumière visible tout en réfléchissant une proportion importante de la lumière dans le proche infrarouge. En revanche, une culture est malsaine lorsqu'elle absorbe moins de lumière visible tout en réfléchissant une proportion

minimale de lumière dans le proche infrarouge. Pour cela, le calcul de NDVI est basé sur la réflectivité dans le proche infrarouge et la réflectivité dans le rouge selon la formule suivante (Piette, 2015):

$$NDVI = \frac{R_{NIR} - R_R}{R_{NIR} + R_R} \quad 1$$

Où R_{NIR} est la réflectivité dans le proche infrarouge (Near InfraRed) et R_R est la réflectivité dans la région du rouge visible (Red).

Un NDVI avec une valeur supérieure à 0.6 indique par exemple des forêts tropicales, un NDVI avec une valeur inférieure à 0.1 signifie que le sol est nu et un NDVI avec des valeurs négatives indique des sols stériles tels que les pierres, le sable ou la neige (Piette, 2015).

Le contrat d'assurance indicielle satellitaire fixe le seuil NDVI en dessous duquel l'indemnisation des agriculteurs sera déclenchée.

- L'assurance indicielle de rendement :

L'assurance indicielle de rendement a été proposée comme étant une alternative de l'assurance traditionnelle où l'indemnisation s'effectue sur une zone géographique plus grande qu'une seule ferme (Hohl, 2018b; Miranda, 1991). L'assurance basée sur l'indice de rendement permet aux agriculteurs d'être indemnisés en prenant en compte le rendement moyen par zone géographique comme indice de la perte subie par les agriculteurs au lieu d'indemniser les agriculteurs sur la base des pertes de rendement observées individuellement (Boyd et al., 2011, pp. 562–563). En d'autres termes, l'indemnisation ne sera pas effectuée sur la base de la réclamation individuelle des pertes mais sur la base de la variation négative de l'indice de rendement moyen par zone géographique (Boyd et al., 2011, pp. 562–563). En effet, si le rendement moyen par zone géographique tombe en dessous d'un seuil prédéterminé, tous les agriculteurs assurés de la zone reçoivent une indemnisation, peu importe qui a réellement subi des pertes ou qui n'en a pas subi (Maestro et al., 2018, pp. 150–151).

1.2.3 Le risque de base de l'assurance agricole indicielle

L'assurance agricole indicielle permet d'atténuer et parfois d'éliminer certains risques inhérents à l'assurance classique, à savoir l'aléa moral, l'asymétrie d'information, le risque de sélection adverse, et le risque de fraude (Boyd et al., 2011; S. Diop, 2016; Turvey et al., 2006).

Cependant, le recours à l'assurance agricole indicielle révèle un autre risque, en l'occurrence le risque de base auquel sont exposés les assurés (Barnett & Mahul, 2007; Maestro et al., 2018).

En effet, le seul risque lié à l'assurance météorologique, satellitaire et indicielle de rendement est le risque de base lorsqu'il n'existe pas de corrélation parfaite entre la variation de l'indice et les pertes réelles subies par l'assuré ce qui crée un écart entre l'indemnisation et la perte réelle de l'assuré (Barnett & Mahul, 2007; Côme, 2018; Miranda, 1991). Autrement dit, l'agriculteur peut subir une perte réelle mais la non constatation d'une variation défavorable de l'indice ne donne pas

lieu à une indemnisation et de même une variation négative de l'indice peut donner lieu à une indemnisation sachant que l'agriculteur n'a pas subi de perte réelle.

Dans le cadre d'une assurance basée sur l'indice de rendement, le risque de base est un risque spatial (S. Diop, 2016) qui se manifeste lorsque l'agriculteur subit une perte de rendement mais que le rendement moyen par zone géographique est supérieur au seuil de déclenchement ce qui empêche l'assuré d'être indemnisé en raison de l'étendue de la zone de référence (Boyd et al., 2011; S. Diop, 2016; Smith & Glauber, 2012).

Dans le contexte de l'assurance indiciaire météorologique, le risque de base peut apparaître lorsqu'il y a un facteur autre que l'indice météo a causé la perte ou lorsque les observations de la variable météorologique mesurées à la ferme diffèrent de celles mesurées à la station météorologique de référence (Barnett & Mahul, 2007; Torabi et al., 2019).

Afin de réduire le risque de base et garantir l'efficacité de l'assurance indiciaire, plusieurs études et travaux concluent que le contrôle de ce risque peut être fait en choisissant des indices parfaitement positivement corrélés avec les pertes réellement individuellement subies et en sélectionnant des régions homogènes en termes de conditions météorologiques (Torabi et al., 2019).

1.3. Revue de littérature

Quel que soit le type d'assurance agricole, le problème qui persiste est de proposer une prime pure juste et compétitive. Dans cette optique, un assez grand nombre de travaux ont été engagés concernant la tarification actuarielle des produits agricoles.

La principale question soulevée dans la littérature sur la tarification de l'assurance récolte est la modélisation de la culture. Pour cela, chaque étude cherche à utiliser des distributions paramétriques, des distributions non paramétriques ou des distributions semi-paramétriques.

Premièrement, (Ozaki, Goodwin, et al., 2008) a suggéré de fixer le prix des contrats d'assurance récolte en utilisant les données de rendement du comté de Parana. Ils ont examiné leurs approches paramétriques et non paramétriques pour estimer la densité de rendement agricole conditionnelle dans le but de calculer le taux de prime équitable de l'assurance-récolte. (Ozaki, Ghosh, et al., 2008) ont présenté un modèle statistique et actuariel alternatif de tarification d'un contrat d'assurance récolte basé sur un ensemble de modèles bayésiens hiérarchiques qui permet une modélisation conjointe des effets temporels et spatiaux ainsi que de l'interaction entre ces deux effets, aboutissant à des modèles spatio-temporels (Ozaki, Ghosh, et al., 2008).

En 2009, (Ozaki & Silva, 2009) a utilisé cette méthode statistique alternative basée sur des modèles hiérarchiques bayésiens pour tarifier les contrats d'assurance récolte en utilisant l'hypothèse d'asymétrie normale pour résoudre le problème de la distribution des rendements des cultures (Ozaki & Silva, 2009). D'un autre côté, l'approche de distribution conditionnelle de Weibull a été

développée pour modéliser l'interaction des conditions météorologiques, de la technologie et d'autres variables sur les résultats de rendement probabilistes afin de répondre à la question de savoir quelle période d'échantillonnage affecte l'exactitude de la tarification d'assurance (Woodard, 2014).

En 2017, (Woodard & Verteramo-Chiu, 2017) a démontré l'impact de la prise en compte des données pédologiques dans la tarification du Federal Crop Insurance Program (FCIP) aux États-Unis. Ils ont constaté que les différences de prix causées par l'incapacité du gouvernement à gérer les informations sur les sols conduisaient à d'importantes erreurs de notation (Woodard & Verteramo-Chiu, 2017).

Dans l'étude de (Duarte et al., 2018), ils reprochent l'utilisation de distributions paramétriques (normale, Bêta, Log-normale et Skew normale) pour modéliser les rendements des cultures car elles n'intègrent pas la bimodalité. Afin de capturer l'asymétrie ou la bimodalité des données, ils ont proposé des méthodes alternatives de tarification de l'assurance récolte basées sur des distributions paramétriques telles que la distribution logistique log-normale impaire pour les données bimodales et les distributions Skew-t pour les séries symétriques et asymétriques. Ils ont conclu que le modèle logistique log-normal d'Odd était le meilleur pour s'adapter aux rendements du soja au Brésil.

(Zheng et al., 2014) ont pris en compte l'estimation de la répartition conjointe des rendements pour plusieurs cultures. Pour cette raison, ils ont appliqué une méthode non paramétrique pour estimer les distributions bivariées des rendements des cultures sur la base des données de rendement au niveau de l'exploitation du blé et du maïs collectées en Chine. La méthode non paramétrique choisie est la méthode d'estimation adaptative bivariée de la densité du noyau. De plus, ils ont calculé l'indemnisation attendue de l'assurance récolte à risques multiples en utilisant les rendements simulés. Leurs résultats montrent que le contrat d'assurance double récolte offre une prime inférieure à la somme des contrats d'assurance récolte individuelle (Zheng et al., 2014). Une autre approche basée sur la distribution pondérée multivariée a été introduite dans la littérature sur l'assurance agricole dans les travaux de (Zhu et al., 2019). Cette approche consiste à repondérer les pertes historiques en utilisant des facteurs auxiliaires tels que les conditions économiques et météorologiques.

(Liu & Ker, 2020) ont évalué que les rendements des cultures présentent une non-stationnarité spatiale et temporelle significative. Pour cette raison, ils ont présenté dans leur manuscrit trois méthodologies flexibles basées sur les données pour lisser simultanément de manière non paramétrique l'espace et le temps, en intégrant les données éventuellement distribuées de manière non identique dans le processus de notation d'assurance. Ces méthodes ne nécessitent aucune hypothèse sur le degré ou la forme de similarité entre la répartition des pertes d'intérêts et les

données provenant de distributions de pertes non identiques. Ils ont constaté un emprunt important d'informations à la fois dans le temps et dans l'espace et les taux de prime calculés étaient moins variables.

Pour la tarification de l'assurance des revenus agricoles, de nouvelles méthodes ont été proposées. (Duarte & Ozaki, 2019) ont proposé une méthode alternative pour calculer les taux de prime pour l'assurance des revenus en utilisant des fonctions de copule paramétriques dans la distribution conjointe entre le prix et le rendement. Ils ont conclu que les assureurs considéraient un risque inférieur à celui qui devrait être pris en compte s'ils appliquaient un modèle de copule (Duarte & Ozaki, 2019).

Une étude empirique a proposé une assurance des revenus multi-cultures en Indonésie qui couvre simultanément les risques de prix et de rendement dans une seule police d'assurance (Rusyda et al., 2021). Ils ont utilisé une modélisation conjointe du risque de prix et de rendement pour calculer la juste prime d'assurance. De plus, les copules de Gumbel et Clayton ont été utilisées pour modéliser la structure de dépendance entre le rendement et le prix de la multi-culture. Ils ont conclu que les taux de prime d'assurance des revenus multi-cultures ont tendance à être inférieurs au taux de prime pour chaque risque pris individuellement.

La littérature sur la tarification de l'assurance indicielle se caractérise par les différents types d'indices choisis ou les méthodes appliquées. En ce qui concerne l'assurance météorologique, (Turvey et al., 2006) a développé une méthode de tarification pour l'assurance météorologique pour le vin de glace dans des situations où les rendements dépendent non seulement de l'occurrence de l'événement météorologique mais également du moment choisi (Turvey et al., 2006). Ils ont utilisé une simulation Monte Carlo d'un modèle à indice unique qui capture les risques systématiques et non systématiques d'événements météorologiques pour estimer la prime. Pour cela, (Turvey et al., 2006) ont défini une mesure de risque basée sur une heure de gel.

(Nieto et al., 2010) ont démontré le potentiel des modèles de croissance des cultures spécifiques à un site dans l'estimation d'une assurance spécifique basée sur les conditions météorologiques. Pour cela, ils ont combiné des modèles de simulation de croissance des cultures avec un processus de génération météorologique pour estimer les risques spécifiques à chaque site de production de haricots secs pour différents endroits du Honduras. Cependant, l'enjeu de ce produit d'assurance basé sur des données simulées est la vérification.

(Torabi et al., 2019) ont présenté dans leur étude un système d'assurance approprié pour la production de pommes à Damavand, ce que l'on appelle « l'assurance indexée sur la météo ». Ils ont étudié la structure de dépendance entre le rendement en pomme et les variables météorologiques par C-Vine Copula en tant que distribution conjointe pour calculer la perte attendue afin de mesurer le montant de la prime (Torabi et al., 2019).

(Nogales & Cordova, 2019) discutent dans leur article de la faisabilité des systèmes d'assurance des récoltes basés sur l'indice climatique en Bolivie, en particulier un système d'assurance indicielle des risques de pluie pour les cultures de blé et de pommes de terre à Anzaldo. En effet, ils ont modélisé la relation entre l'indice climatique et le rendement des cultures. Ils ont prouvé que les régimes indexés avec remboursement variable offrent aux producteurs un paiement attendu inférieur à celui des régimes de remboursement fixes. Ils ont néanmoins limité leur étude à comparer les régimes de remboursement variables aux régimes de remboursement fixes, sans proposer de méthode de calcul de la prime dans le cadre de l'assurance récolte indicielle.

(Anggasari et al., 2024) développent un modèle d'assurance indicielle climatique pour le riz, basé sur l'indice des degrés-jours de croissance (growing degree days GDD), afin de quantifier les pertes agricoles dues au changement climatique. (Anggasari et al., 2024) ont utilisé une modélisation combinée des séries temporelles et des modèles déterministes pour estimer les tendances et la saisonnalité des températures, ainsi que l'analyse de la dépendance spatiale des températures entre stations à l'aide d'une loi normale bivariée.

Dans une perspective différente de celle qui précède, s'appuyant sur le fameux principe de la prime d'assurance dommages, (A. N. Diop, 2020) a procédé dans son article à déterminer la prime pure à payer par l'agriculteur sénégalais assuré contre les risques conventionnels en utilisant le modèle linéaire général (GLM). (A. N. Diop, 2020) a déterminé la fréquence et la gravité en fonction des différents types de risques auxquels les agriculteurs sont exposés. Il a montré que le nombre de sinistres suit une loi binomiale négative d'inflation nulle et que le coût suit une distribution log-normale (A. N. Diop, 2020).

Cette revue de la littérature a révélé que la tarification de l'assurance récolte est basée sur des hypothèses de répartition des rendements qui peuvent affecter l'estimation des rendements futurs. Par conséquent, les taux de prime purs sont impactés. De plus, la tarification de l'assurance-indice de rendement doit à son tour faire l'hypothèse d'une répartition des rendements au même titre de la tarification d'assurance-récolte. Dans le cas de la tarification de l'assurance indicielle météo, nous supportons le risque de base en raison de la différence entre la localisation des stations météorologiques et la localisation locale de l'assurée.

Concernant la littérature sur l'assurance agricole au Maroc, nous constatons que le paysage théorique et empirique de la tarification souffre d'un manque de recherche et d'études et de l'absence d'une méthodologie actuarielle efficace de primes pures, ce qui freine le développement de l'assurance agricole au Maroc.

Prenant en compte ces lacunes observées à travers la revue de la littérature, nous cherchons à proposer une nouvelle approche de l'assurance indicielle rendement au Maroc. Cette approche

consiste à prendre en compte des conditions climatiques qui affectent les phases de croissance du blé afin d'estimer le rendement de la prochaine campagne agricole et de modéliser la prime pure de l'assurance rendement du blé. Cette nouvelle approche permet d'éviter toute hypothèse sur la distribution des rendements. L'objectif de cette étude est alors de calculer actuariellement la prime pure pour l'assurance indicielle de rendement du blé à partir d'un modèle d'intelligence artificielle de rendement du blé.

2. Assurance agricole au Maroc

2.1. Stratégies de gestion des risques agricoles au Maroc

Le ministère marocain de l'Agriculture développe différents instruments pour gérer les risques agricoles. Parmi les stratégies de gestion des risques agricoles proposées par le ministère de l'Agriculture, nous trouvons celles qui sont de nature préventive. Nous citons à titre d'exemple les subventions de l'Etat pour l'investissement dans des équipements et des matières d'atténuation et de prévention des risques climatiques telle que l'utilisation des graines et des plantes fruitières plus résistantes aux risques climatiques à savoir la sécheresse. Concernant les risques sanitaires, l'Etat veille à la surveillance et au contrôle des maladies contagieuses, des ravageurs et de la grippe aviaire par exemple. Ainsi, l'Etat encourage l'investissement dans des équipements et des matières d'atténuation et de prévention des risques sanitaires telle que l'utilisation des filets de protection des cultures contre les insectes.

Le gouvernement marocain a lancé deux programmes qui permettent la gestion préventive des ressources en eau d'irrigation, en l'occurrence le Programme National d'Economie d'Eau d'Irrigation et le Programme d'extension de l'irrigation à l'aval des barrages. Dans le même sens, l'État encourage les agriculteurs à s'orienter vers des produits agricoles moins sensibles au déficit pluviométrique.

En cas de survenance d'un sinistre, l'État s'engage également à accompagner les agriculteurs sinistrés à travers divers programmes. Des programmes destinés à atténuer les impacts de la sécheresse notamment l'achat et la distribution d'aliments subventionnés pour le bétail. Des programmes destinés à atténuer les impacts des inondations à savoir la réparation des canaux d'irrigation.

Dans le cadre de la gestion d'une crise sanitaire, l'État a mis en place des programmes d'accompagnement pour assister les agriculteurs en cas des maladies considérées légalement contagieuses ou émergentes, par exemple un accompagnement à la replantation des vergers endommagés.

Le ministère de l'Agriculture promeut des stratégies de gestion des risques agricoles, qui consistent à transférer les risques vers un autre organisme à l'aide d'outils d'assurance. En effet, l'assurance est considérée comme étant un instrument majeur de la gestion des risques.

Dans ce contexte, l'État a mis en place un système d'assurance agricole qui permet de couvrir les risques agricoles qui affectent les principaux secteurs de production agricole. Parmi les produits d'assurance proposés dans le cadre du système d'assurance agricole, l'assurance multirisque et l'assurance pour des périls spécifiques.

2.2. Programmes d'assurance agricole au Maroc

En créant le système d'assurance agricole, le ministère de l'Agriculture cherche à atteindre certains objectifs, à savoir réduire l'exposition des agriculteurs aux risques agricoles et protéger les investissements des agriculteurs.

Afin de contribuer à la résilience des agriculteurs face aux aléas climatiques, le Plan Maroc Vert a fait évoluer l'assurance climat multirisque d'un système de garantie à un véritable produit d'assurance géré et commercialisé par une entreprise privée (Banque Mondiale (2023) , s.d.).

Dans ce contexte, deux programmes d'assurance ont été mis en place, à savoir l'assurance multirisque climat pour les céréales et les légumineuses, créée en 2011 et étendue depuis la campagne 2014-2015 aux oléagineux, et l'assurance multirisque pour les fruits, créée en 2014.

L'assurance multirisque climatique céréales, légumineuses et oléagineuses permet aux agriculteurs de s'assurer contre six aléas climatiques (gel, grêle, excès d'eau, sécheresse et vents violents). Les cultures couvertes par ce produit d'assurance sont les céréales (blé dur, blé tendre, orge et maïs) et légumineuses alimentaires (fève, lentille, petit pois, pois- chiche et haricot). L'État participe au financement de ces programmes d'assurance avec des subventions aux cotisations modulables en fonction du montant de capital assuré, et qui varient de 50% à 90%.

L'indemnisation des sinistres dans le cadre de l'assurance multirisque climatique céréales, légumineuses et oléagineuses n'est déclenchée que par une déclaration communale de l'État, et est calculée sur la base de l'expertise communale.

Le programme d'assurance multirisque climatique arboriculture fruitière permet aux agriculteurs de se couvrir contre six risques, à savoir la grêle, le gel, le vent violent, chergui, l'excès de chaleur et l'excès d'eau, qui peuvent affecter les rosacées et les agrumes. L'Etat participe au financement de ce programme d'assurance avec des subvention aux cotisations modulable selon la taille de l'exploitation assurée et qui varie de 50% à 70%. L'indemnisation des sinistres au titre de ce programme d'assurance dépend de la déclaration individuelle de sinistre et est calculée sur la base de l'expertise individuelle et non plus de l'expertise communale.

Ces deux programmes ont été commercialisés dans un cadre de partenariat entre l'État et la compagnie d'assurance MAMDA (Mutuelle Agricole Marocaine d'Assurance) dans lequel l'État subventionne les agriculteurs et la MAMDA gère les souscriptions et les sinistres.

En 2016, l'ambition de l'État de développer l'assurance agricole au Maroc s'est concrétisée par un nouveau partenariat public-privé entre l'État et la société Saham Assurance (appelée aujourd'hui

Sanlam). En effet, un nouveau produit d'assurance agricole « Taamine Al Mahssol » a été lancé pour soutenir le secteur agricole marocain. Les agriculteurs souscrivant aux contrats d'assurance agricole « Taamine Al Mahssol » bénéficient de subventions de l'Etat dans les primes à payer allant de 85% à 90%. Le produit d'assurance « Taamine Al Mahssol » est quasiment similaire aux deux programmes d'assurance agricole commercialisés par la MAMDA, notamment en ce qui concerne les risques couverts et les récoltes assurées.

On note que les produits d'assurance agricole présentés dans le cadre du système d'assurance agricole mis en place au Maroc se caractérisent par le principe indemnitaire qui consiste en une indemnisation sur la base d'une expertise sur le terrain. Ces programmes d'assurance d'agricole indemnitaires ou classiques présentent certains problèmes (asymétrie d'information, aléa moral, etc.) comme nous l'avons déjà présenté. C'est pourquoi une réflexion sur l'assurance indicielle ou paramétrique est nécessaire pour éviter les problèmes de l'assurance agricole au Maroc.

En ce sens, un projet pilote a été mis en œuvre depuis 2013 pour tester la faisabilité d'une assurance indicielle au Maroc qui viendrait compléter ou remplacer le produit d'assurance multirisque climatique pour les céréales, les légumineuses et les oléagineux. Ce programme pilote d'assurance indicielle permet de couvrir les risques de sécheresse pouvant affecter les cultures céréalières. Le développement de cette assurance indicielle consiste à utiliser la pluviométrie et le NDVI comme indice d'évaluation des rendements.

Dans cette optique, nous présentons dans ce qui suit une approche de tarification de l'assurance agricole indicielle basée sur l'intelligence artificielle.

3. Méthodologie de recherche

3.1. Positionnement épistémologique et choix méthodologique

Avant de procéder à la présentation de l'approche mobilisée dans ce travail, il est judicieux de préciser le positionnement épistémologique de la recherche ainsi que le raisonnement méthodologique adopté.

Ce travail s'inscrit dans un positionnement épistémologique de type positiviste. En effet, nous cherchons à modéliser la prime pure de l'assurance agricole, à partir des données observables et quantifiables. L'objectif est d'identifier l'impact des variables explicatives quantifiables, en l'occurrence les conditions météorologiques, sur l'évaluation de la prime à payer par un agriculteur. Cet impact est évalué à l'aide des mesures de performance quantifiables.

En ce sens, ce travail adopte également une approche quantitative basée sur l'exploitation des données numériques telles que le rendement du blé historique pour prédire la prime d'assurance agricole à l'aide des algorithmes d'intelligence artificielle.

Le mode de raisonnement adopté est principalement inductif. En effet, nous exploitons dans ce travail des techniques d'intelligence artificielle afin de déterminer les interactions et effets non

linéaires qui peuvent exister entre les facteurs de risque et la prime d'assurance agricole à partir les données disponibles.

3.2. Modélisation actuarielle de l'assurance agricole indicielle

Dans le cadre d'un contrat d'assurance rendement indiciel, la compensation dépend du rendement observé y_o et du seuil de rendement y_{th} qui est fixé comme critère d'une bonne campagne agricole. En effet, l'assureur indemnisera l'assuré lorsque le rendement observé y_o sera inférieur au seuil de rendement y_{th} . Dans ce cas, la perte L de l'assureur s'exprime comme suit :

$$L = (y_{th} - y_o; \mathbf{0})^+ \quad 2$$

Lorsque le rendement observé y_o sera supérieur au seuil de rendement y_{th} , l'assuré ne pourra recevoir aucune indemnisation.

Dans la littérature, le rendement seuil est le rendement moyen des dernières années précédant le paiement de l'assurance. Nous retenons une moyenne sur 5 ans.

La prime pure pp que l'assuré paiera pour souscrire l'assurance rendement indiciel s'exprime comme l'espérance de perte de rendement exprimée comme suit :

$$pp = E(L) \quad 3$$

$$= E((y_{th} - y_o; \mathbf{0})^+) \quad 4$$

$$= E(\max(y_{th} - y_o; \mathbf{0})) \quad 5$$

$$= F(y_{th})E[y_{th} - y_o | y_o < y_{th}] \quad 6$$

$$= \int_0^{+\infty} (y_{th} - y_o) \mathbf{1}_{(y_o < y_{th})} f(y_o) dy_o \quad 7$$

La prime pure est approximée par les simulations Monte Carlo à travers le calcul de la prime pure moyenne de l'échantillon de rendement.

$$pp_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{th} - y_i) \mathbf{1}_{(y_i < y_{th})} \quad 8$$

Avec N le nombre de simulations et y_i le rendement observé estimé par le modèle.

$$y_i = Y(t) = \delta K(t) * c_4 \quad 9$$

Le prix pp^* que l'assuré paiera est exprimé comme suit :

$$pp^* = pp_m * \text{prix}_{ref} * \text{la surface assurée} * \text{niveau de couverture} \quad 10$$

Le prix de la prime pure prend en considération la surface assurée, la prime pure moyenne en qt/ha, la référence du prix en \$/qt et le niveau de couverture.

Le niveau de couverture est la proportion du risque que l'assuré transfère à l'assureur. En d'autres termes, l'assuré assume une partie des dommages causés au rendement sous la forme d'une franchise $F = 1 - \text{niveau de couverture}$.

Le prix_{ref} est le prix de référence, généralement est le prix de l'année en cours.

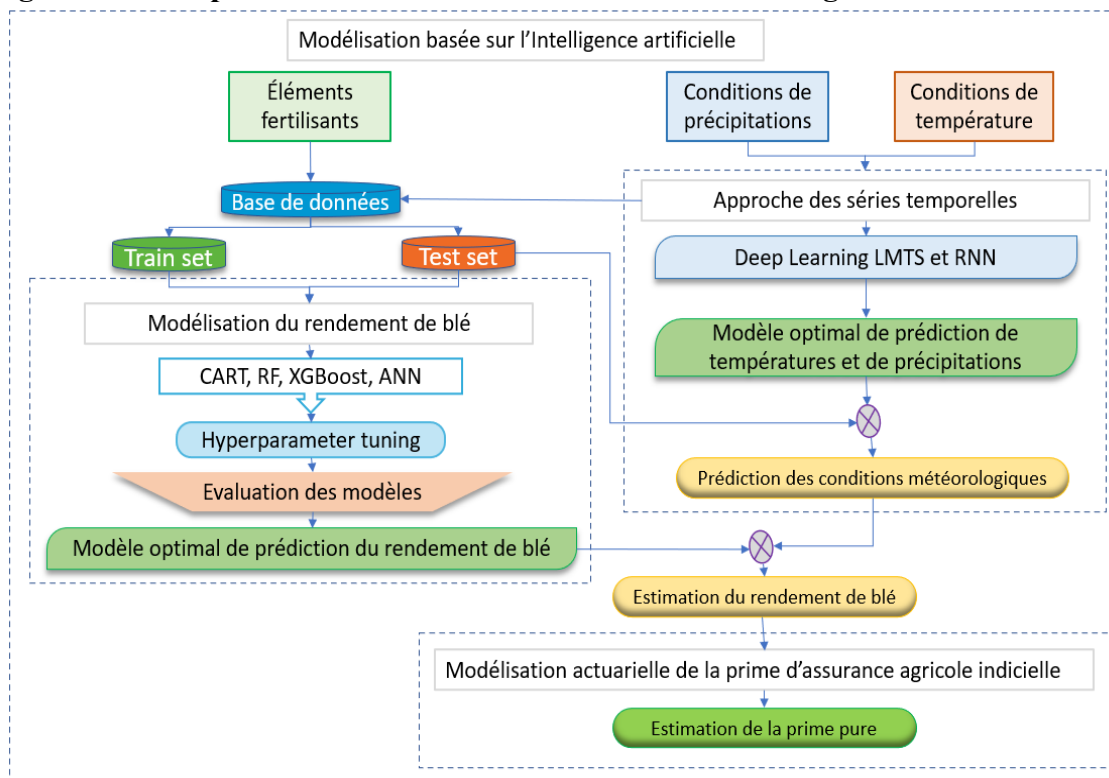
La spécificité de notre étude est que l'assuré peut prétendre à l'indemnisation à n'importe quel stade de la croissance du blé si une perte est reconnue sans attendre le moment de la récolte. L'assureur est en mesure d'évaluer le sinistre grâce à notre modèle « TKG » développé dans cette étude en tenant compte des prévisions météorologiques.

3.3. Démarche proposée de développement d'une assurance agricole

Nous visons à substituer un modèle d'intelligence artificielle à un modèle statistique d'assurance indicielle de rendement du blé.

Nous proposons une approche de tarification de l'assurance indicielle rendement du blé basé sur l'intelligence artificielle. Cette approche permet de développer un modèle de prédiction de la prime pure qui ne nécessite pas une formulation des hypothèses sur la distribution de rendements du blé. La figure N°1 met en avant les étapes clés de notre approche de recherche proposée pour utiliser les algorithmes d'intelligence artificielle dans la tarification d'assurance agricole indicielle rendement du blé.

Figure N°1 : Le processus de la modélisation de l'assurance agricole indicielle



Source : par nos soins

Dans cette approche, nous nous contentons de procéder d'abord à l'analyse des séries temporelles des températures et des précipitations avant de commencer la modélisation du rendement du blé. En effet, il faudra prédire les conditions de température et de précipitation pour estimer le rendement ultérieur du blé et donc la prime pure à payer pour la prochaine campagne agricole.

Dans cette perspective, nous proposons d'utiliser des algorithmes de Deep Learning, à savoir les réseaux de neurones récurrents (RNN) et les réseaux de longue mémoire à court terme (LSTM),

au lieu des modèles classiques à savoir ARIMA ou SARIMA, pour développer des modèles de prévision de température et de précipitation qui permettent de déterminer les conditions des températures et des précipitations prévisionnelles.

Nous envisageons par la suite deux étapes essentielles, l'étape du prétraitement des données (le nettoyage des données, la détection et le traitement des données manquantes, et la détection et le traitement des valeurs aberrantes) et l'étape de division de la base des données en deux sous-ensembles distincts : un ensemble d'entraînement (Train set) et un ensemble de test (Test set).

Ensuite, nous entamons le processus de la modélisation du rendement du blé en exploitant les algorithmes de l'intelligence artificielle. Nous appliquons un panel des algorithmes comprenant la méthode CART (Classification And Regression Tree), les forêts aléatoires, XGBoost et les réseaux neurones.

Afin de s'assurer l'optimisation des paramètres des algorithmes appliqués, nous effectuons un réglage des hyperparamètres de chaque algorithme.

En vue de sélectionner le modèle optimal pour prédire le rendement du blé, nous utilisons la racine de l'erreur moyen quadratique (RMSE) comme un critère de performance.

Une fois la modélisation basée sur l'intelligence artificielle est développée, nous envisageons la modélisation actuarielle de la prime pure de l'assurance agricole indiciaire rendement du blé.

Notre approche consiste à estimer la prime pure en utilisant la méthode des simulations Monte Carlo. Pour cela, nous utilisons les prévisions des températures et des précipitations déterminées par les modèles Deep Learning et les éléments fertilisants comme des inputs de notre modèle optimal de prédiction du rendement du blé. Le calcul de la prime pure se fait à travers une moyenne des rendements prédites de l'échantillon simulé, comme il est présenté dans l'algorithme ci-dessous.

- Algorithme d'estimation de la prime pure basé sur la méthode des simulations de Monte Carlo

- Inputs :

- Le seuil du rendement y_{th}
- Les estimations des températures et des précipitations par les modèles Deep Learning optimaux

- Initialisation des variables :

- Initialisation du nombre des simulations N
- Initialisation de la prime pure
- Initialisation de la prime pure moyenne
- Initialisation de la somme des primes pures

- Pour tous le nombre des simulations :

-
- L'extraction d'un échantillon aléatoire des éléments fertilisants
 - L'estimation du rendement du blé y^* par le modèle IA optimal
 - Calcul de la prime pure :
 - Si $y_{ih} > y^*$:
 - $prime\ pure = y_{ih} - y^*$
 - Calcul de somme des primes pures :
 - $Somme\ des\ primes\ pures = Somme\ des\ primes\ pures + prime\ pure$
 - Calcul de la prime pure moyenne :
 - $prime\ pure\ moyenne = Somme\ des\ primes\ pures / N$
 - L'identification de la prime pure moyenne
-

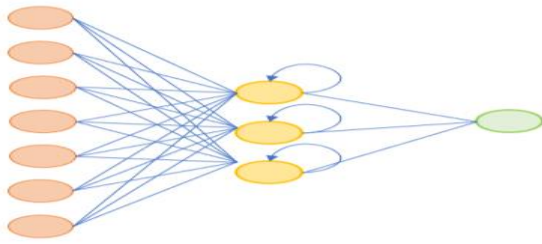
3.4. Analyse des séries temporelles à l'aide des algorithmes de l'intelligence

Dans ce travail, nous proposons une approche d'analyse des séries temporelles, en l'occurrence les données des températures et des précipitations, basée sur les algorithmes du Deep Learning en substitution aux méthodes traditionnelles telles que ARIMA et SARIMA. Pour cela, nous suggérons d'utiliser l'algorithme des réseaux de neurones récurrents (RNN) et l'algorithme des réseaux de longue mémoire à court terme (LSTM) qui permettent de capturer les relations non linéaires et complexes contrairement aux méthodes des séries temporelles traditionnelles qui forment l'hypothèse des relations linéaires.

Les algorithmes RNN et LSTM conviennent aux données séquentielles telles que les séries chronologiques. C'est pourquoi il est nécessaire de créer des séquences des données pour l'application de ces algorithmes dans le cadre des séries temporelles. Cette création des séquences consiste à utiliser pour chaque observation un certain nombre d'observations passées en entrée. En d'autres termes, il est nécessaire de définir le nombre d'observations historiques à utiliser pour prédire la prochaine observation.

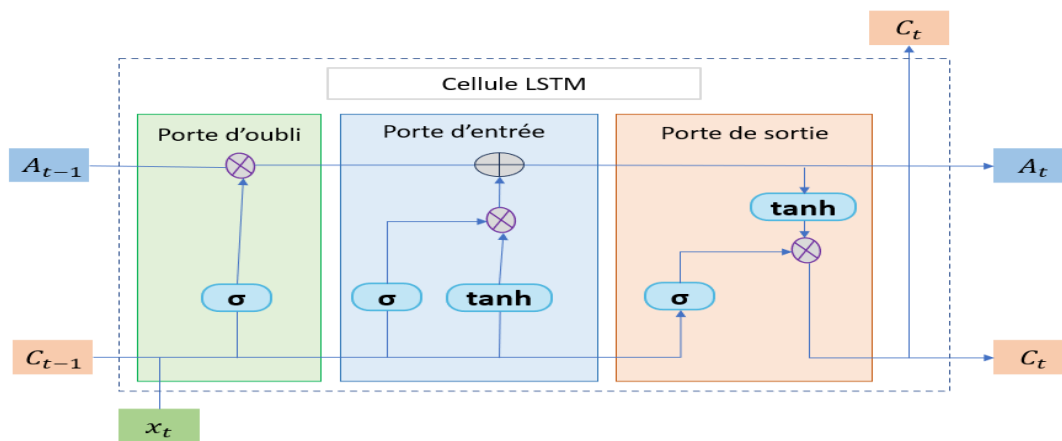
En effet, les algorithmes RNN et LSTM disposent d'une mémoire interne qui leur permet de mémoriser les caractères importants des données d'entrée passées pour prédire une valeur future (Hourrane, 2018). Dans le contexte du RNN, l'algorithme dispose d'une mémoire à court terme qui permet d'utiliser les informations passées des entrées avec l'entrée actuelle via une boucle (Hourrane, 2018).

Figure N°2 : L'architecture des réseaux de neurones récurrents RNN



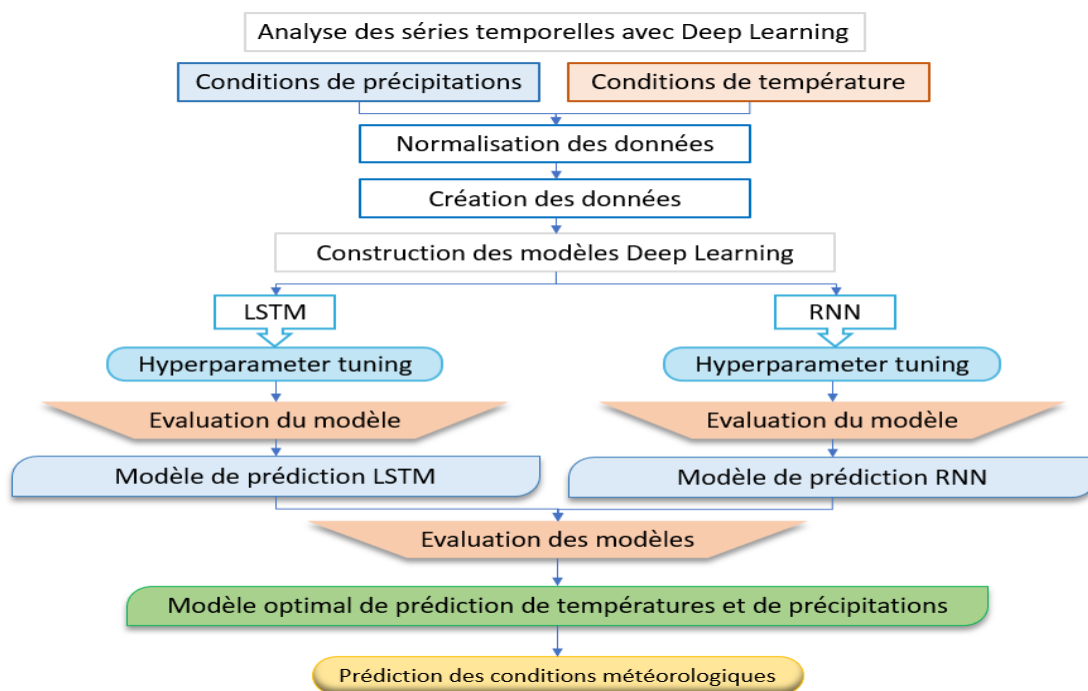
Concernant les réseaux de mémoire à long terme (LSTM) sont une extension des réseaux de neurones récurrents RNN, qui étend leur mémoire, permettant de mémoriser leurs intrants sur une longue période de temps (Hourrane, 2018). Un LSTM se compose de trois portes (Figure N°3), une porte d'entrée pour déterminer s'il faut ou non autoriser une nouvelle entrée, une porte d'oubli pour supprimer les informations jugées sans importance, et une porte de sortie pour laisser une information d'influencer la sortie au pas de temps courant (Hourrane, 2018).

Figure N°3 : L'architecture d'une cellule mémoire d'un LSTM



La figure N°3 ci-dessus présente l'architecture d'une cellule mémoire LSTM où x_t représente la nouvelle information entrant à l'instant t, C_{t-1} représente les informations précédentes de l'état caché au moment t-1, A_{t-1} représente la mémoire longue de l'état de cellule précédent, A_t représente l'état de la cellule actuelle et C_t représente l'état caché actuel. Les fonctions σ et \tanh sont des fonctions d'activation sigmoïde et tangente hyperbolique respectivement qui permettent la transformation non linéaire des intrants.

Figure N°4 : Les étapes clés de la modélisation des séries temporelles avec Deep Learning



Source : par nos soins

Afin d'appliquer ces deux algorithmes du Deep Learning à la modélisation de la température et de la précipitation, nous devons effectuer des manipulations préliminaires des données, à savoir la normalisation des données et la création des séquences. Ensuite, nous envisageons de construire les modèles. Pour ce faire, nous optimisons les hyperparamètres de chaque algorithme. Chaque algorithme sera évalué en fonction de la racine de l'erreur quadratique moyenne RMSE. Enfin, nous sélectionnons le modèle Deep Learning optimal, notamment RNN ou LSTM, pour prédire les températures et les précipitations futures.

4. Résultat et discussion

4.1. Présentation des données et analyses préliminaires

Nous présentons dans cette section une application numérique pour illustrer nos résultats théoriques. Nous disposons d'une base de données open source qui se compose de 100 observations et 7 colonnes (Yamin, 2023). Une colonne qui représente la variable à expliquer à savoir le rendement du blé et sept colonnes représentant les variables explicatives notamment les précipitations, les températures, les engrais, l'azote, le phosphore, et le potassium.

Afin de calculer le seuil de rendement, nous utilisons les données disponibles auprès de l'Organisation pour l'alimentation et l'agriculture (FAO), sur 5 ans entre 2016 et 2020 au niveau national (Tableau N°1).

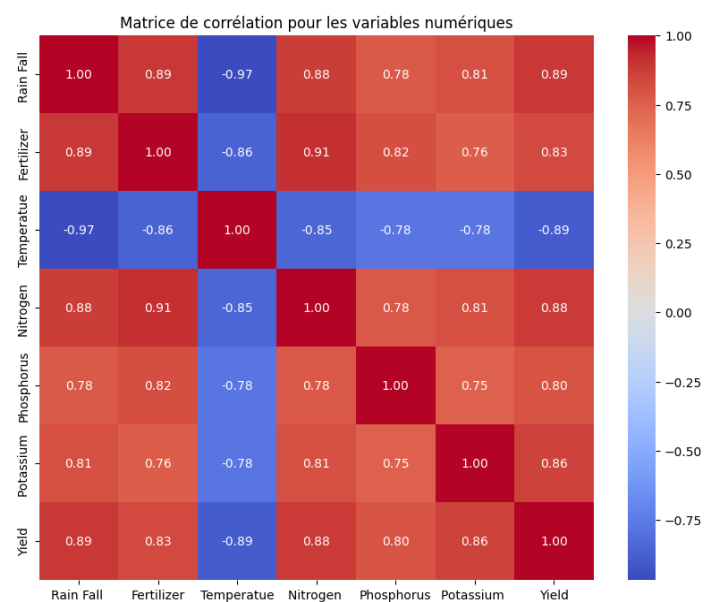
Tableau N°1 : Le calcul du rendement moyen retenu comme rendement seuil¹

Années	Production (Qt)	Superficie récoltée (Ha)	Rendement (qt/ha)
2016	27311230	2413638	11,32
2017	70908170	3384225	20,95
2018	73206200	2842748	25,75
2019	40253030	2505987	16,06
2020	25618980	2845290	9,00
		Rendement moyen	16,62

Source : par nos soins

Selon la matrice de corrélation (Figure N°5), nous remarquons qu’il y a une corrélation négative entre la température et les autres variables. En effet, le rendement du blé est impacté négativement à la hausse de la température. Pourtant, il y a une corrélation positive entre les précipitations et le rendement du blé. Nous constatons également que le rendement du blé est une fonction positive avec les autres variables explicatives.

Figure N°5 : La matrice de corrélation des variables de la base de données

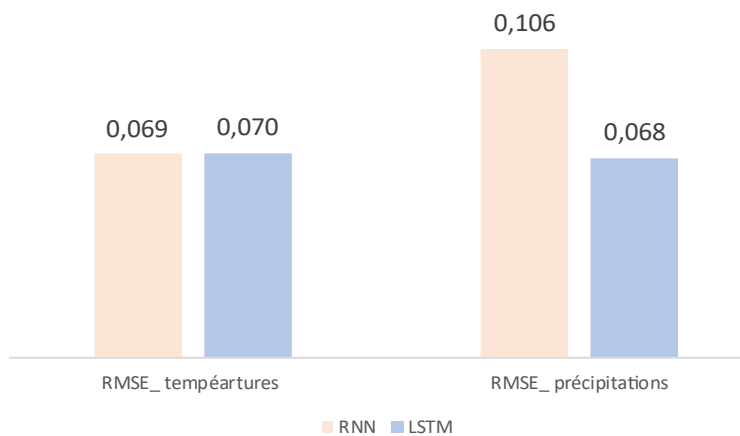


Selon l’analyse des données pour un prétraitement, la base de données ne contient aucune valeur manquante ou aberrante.

4.2. Résultats de la modélisation de l’assurance rendement indicielle à l’aide de l’intelligence artificielle

Nous commençons par la présentation des résultats de notre approche d’analyse des séries temporelles en utilisant les algorithmes de Deep Learning (Figure N°6).

Figure N°6 : Les mesures de performance des algorithmes de Deep Learning



Source : par nos soins

Dans le cadre de la modélisation des séries temporelles des précipitations, nous observons que l’algorithme des réseaux de longue mémoire à court terme (LSTM) a la racine de l’erreur quadratique moyenne la plus faible avec une valeur de 0.068 comparativement à l’algorithme des réseaux de neurones récurrents (RNN) dont la RMSE vaut 0.106. Par conséquent, le modèle des réseaux de longue mémoire à court terme (LSTM) est le modèle optimal pour la prédiction des précipitations.

En ce qui concerne la modélisation des séries temporelles des températures, nous constatons que les erreurs des deux algorithmes sont proches. En effet, l’algorithme des réseaux de neurones récurrents (RNN) se place en première position avec une RMSE de 0.069, cependant l’algorithme des réseaux de longue mémoire à court terme (LSTM) dont RMSE égale à 0.070 vient en deuxième position avec seulement une différence de 0.001. En ce sens, nous sélectionnons le modèle des réseaux de neurones récurrents (RNN) comme le modèle optimal pour la prédiction des températures.

Nous procédons maintenant à la présentation des résultats relatifs à la modélisation de rendement du blé à l’aide des algorithmes du machine learning (Tableau 2).

Tableau N°2 : Mesures de performance pour la prédiction de rendement du blé

L’algorithme	RMSE sur la base de test
Arbre de décision	0.827565
Réseaux neurones	0.839317
Forêt aléatoire	0.6834709
XGBoost	0.744745

Source : par nos soins

Selon l’analyse de la racine de l’erreur quadratique moyenne, le modèle forêt aléatoire se distingue comme le plus performant en termes de minimisation de l’erreur, avec une valeur de RMSE minimale de 0.683. Le modèle XGBoost affiche une racine de l’erreur quadratique moyenne

satisfaisante avec une valeur qui s'élève à 0.744, le plaçant juste après le modèle de forêt aléatoire. En troisième position, l'arbre de décision présente une racine de l'erreur quadratique moyenne de 0.827. En revanche, l'algorithme des réseaux neurones a montré des mauvaises performances en termes de minimisation de la racine de l'erreur quadratique moyenne qui atteint 0.839. Par conséquent, nous pouvons conclure que le modèle forêt aléatoire est le modèle le plus adapté pour la prédiction de rendement du blé.

Après que nous avons déterminé le modèle optimal pour la prédiction des conditions météorologiques à savoir les températures et les précipitations et le modèle optimal pour la prédiction de rendement du blé, nous avons déterminé la prime pure en utilisant la méthode des simulations de Monte Carlo avec un nombre des simulations à la hauteur de 100 000.

Tableau N°3 : Les résultats de la simulation Monte Carlo

N	100 000
$\sum_{i=1}^N (y_{th} - y_i) 1_{(y_i < y_{th})}$	573 622.0054
Prime pure moyenne	5.7362 qt/ha
Prix de référence	25.8578 \$/qt
Prix de la prime pure	148.3255 \$/ha

Source : par nos soins

Nous avons obtenu une prime pure moyenne de 5.7362 quintaux par hectare. L'assuré paiera 148.3255 Dollars par hectare si on considère un prix de référence de 25,8578 (Ministry of Agriculture, Fisheries and Food Spain, 2022).

Tableau N°4: Le calcul du prix de la prime pure de l'agriculteur A

Paysan	Prime pure moyenne	Prix de référence	Surface assurée	Niveau de couverture	Prix de la prime pure
A	5.7362 qt/ha	25.8578 \$/qt	4 ha	0.7	415.3114 \$

Source : par nos soins

Nous supposons qu'un agriculteur souhaite assurer 4 hectares de rendement en blé avec un niveau de couverture de 70%. La prime pure que paiera l'assuré s'élève à 415.3114 \$:

$$\text{prix de la prime pure} = 5.7362 \text{ qt/ha} * 25.8578\$/\text{qt} * 4\text{ha} * 0.7 = 415.3114 \$$$

Conclusion

L'agriculture est considérée comme l'un des piliers les plus importants du développement économique car elle assure la sécurité alimentaire. Pour cela, le Maroc a lancé depuis 2008 le Plan Maroc Vert pour le développement du secteur agricole. Parmi les pierres angulaires nécessaires au développement du secteur agricole, nous retrouvons l'assurance agricole. Cependant, le problème qui persiste avec ce type d'assurance est d'offrir une tarification adéquate aux agriculteurs.

Dans ce contexte, nous avons proposé une approche tarifaire pour l'assurance agricole au Maroc. Nous avons présenté une approche pour calculer la prime pure de l'assurance indicielle de rendement du blé à travers une modélisation basée sur l'intelligence artificielle. L'avantage de cette approche est de faire des prédictions sur le rendement du blé sans faire d'hypothèses sur les distributions du rendement dans le cas des modèles statistiques. Le modèle basé sur l'intelligence artificielle a montré également sa facilité à l'implémentation et sa flexibilité de traitement des données agricoles.

Néanmoins, cette étude ne prend pas en considération l'évolution des prix. Dans cette perspective, il faudrait penser à modéliser le prix du blé de manière à éviter le risque de prix. Nous avons été confrontés au problème de la disponibilité des données. En ce sens, nous invitons les chercheurs à développer ces modèles présentés dans ce travail dans d'autres recherches pour prendre en compte le risque du prix de rendement.

BIBLIOGRAPHIE

- Ahmed, O., & Serra, T. (2015). Economic analysis of the introduction of agricultural revenue insurance contracts in Spain using statistical copulas. *Agricultural Economics*, 46(1), 69–79. <https://doi.org/10.1111/agec.12141>
- Anggasari, I. G. A. W., Zainuddin, A. F., Indratno, S. W., & Yunus, M. H. (2024). LOSS MODEL OF CLIMATE INSURANCE BASED ON EFFECT OF GROWING DEGREE DAYS INDEX. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 18(2), 0893–0902. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss2pp0893-0902>
- Barnett, B. J., & Mahul, O. (2007). Weather Index Insurance for Agriculture and Rural Areas in Lower-Income Countries. *American Journal of Agricultural Economics*, 89(5), 1241–1247. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2007.01091.x>
- Boyd, M., Pai, J., Qiao, Z., & Ke, W. (2011). Crop Insurance Principles and Risk Implications for China. *Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal*, 17(3), 554–565. <https://doi.org/10.1080/10807039.2011.571072>
- Côme, T. (2018). *Tarifification d'une assurance indicielle pour des producteurs de maïs au Mali*. EURIA.
- Diop, A. N. (2020). Tarification des risques agricoles au Sénégal. *Assurances et gestion des risques*, 87(1–2). <https://doi.org/10.7202/1070753ar>
- Diop, S. (2016). L'assurance indicielle: Un produit de gestion du risque agricole dans les pays en développement à renforcer. *Techniques Financieres et Developpement*, 122(1). <https://www.cairn.info/revue-techniques-financieres-et-developpement-2016-1-page-37.htm>
- Duarte, G. V., Braga, A., Miquelluti, D. L., & Ozaki, V. A. (2018). Modeling of soybean yield using symmetric, asymmetric and bimodal distributions: Implications for crop insurance. *Journal of Applied Statistics*, 45(11). <https://doi.org/10.1080/02664763.2017.1406902>
- Duarte, G. V., & Ozaki, V. (2019). Pricing Crop Revenue Insurance using Parametric Copulas. *Revista Brasileira de Economia*, 73(3), 325–343. <https://doi.org/10.5935/0034-7140.20190015>
- Hohl, R. M. (2018a). Concepts of Insurance. In *Agricultural Risk Transfer*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119345664.ch2>
- Hohl, R. M. (2018b). Crop Insurance. In *Agricultural Risk Transfer* (pp. 189–270). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119345664.ch6>
- Hourrane, O. (2018, June 25). *Réseaux neuronaux récurrents et LSTM*. Data Science Today.
- Kuruppu, V., Subashini, N., Udayanga, L., Erabadupitiya, N., Ekanayake, H., Najim, M. M. M., Lekamge, S. A., Alotaibi, B. A., Kuruppu, V., Subashini, N., Udayanga, L., Erabadupitiya, N., Ekanayake, H., Najim, M. M. M., Lekamge, S. A., & Alotaibi, B. A. (2025). From Risk to

- Resilience: Willingness-to-Pay for Crop Insurance Among Paddy Farmers in the Kurunegala District, Sri Lanka. *Sustainability*, 17(22). <https://doi.org/10.3390/su172210389>
- Liu, Y., & Ker, A. P. (2020). Simultaneous borrowing of information across space and time for pricing insurance contracts: An application to rating crop insurance policies. *Journal of Risk and Insurance*, 88(1). <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jori.12312>
- Madaki, M. Y., Kaechele, H., & Bavorova, M. (2023). Agricultural insurance as a climate risk adaptation strategy in developing countries: A case of Nigeria. *Climate Policy*, 23(6), 747–762. <https://doi.org/10.1080/14693062.2023.2220672>
- Maestro, T., Garrido, A., & Bielza, M. (2018). Drought Insurance. In *Drought* (pp. 147–162). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119017073.ch8>
- Mangani, K. P., & Kousalya, D. R. (2020). *Assessment on Machine Learning Techniques for Crop Insurance Payout Prediction in Agriculture*. 4.
- Ministry of Agriculture, Fisheries and Food Spain. (2022). *40 ans du Système d'Assurances Agricoles*.
- Miranda, M. J. (1991). Area-Yield Crop Insurance Reconsidered. *American Journal of Agricultural Economics*, 73(2). <https://ideas.repec.org//a/oup/ajagec/v73y1991i2p233-242..html>
- Nieto, J. D., Cook, S. E., Läderach, P., Fisher, M. J., & Jones, P. G. (2010). Rainfall index insurance to help smallholder farmers manage drought risk. *Climate and Development*, 2(3), 233–247. <https://doi.org/10.3763/cdev.2010.0050>
- Nogales, R., & Cordova, P. (2019). On the Advantages and Feasibility of Weather Index-Based Crop Insurance Schemes in Bolivia. *Emerging Markets Finance and Trade*, 58(1), 195–213. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2019.1677226>
- Omokpariola, D. O., Agbanu-Kumordzi, C., Samuel, T., Kiswii, L., Moses, G. S., & Adelegan, A. M. (2025). Climate change, crop yield, and food security in Sub-Saharan Africa. *Discover Sustainability*, 6(1), 678. <https://doi.org/10.1007/s43621-025-01580-4>
- Ozaki, V. A., Ghosh, S. K., Goodwin, B. K., & Shirota, R. (2008). Spatio-Temporal Modeling of Agricultural Yield Data with an Application to Pricing Crop Insurance Contracts. *American Journal of Agricultural Economics*, 90(4), 951–961. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2008.01153.x>
- Ozaki, V. A., Goodwin, B. K., & Shirota, R. (2008). Parametric and nonparametric statistical modelling of crop yield: Implications for pricing crop insurance contracts. *Applied Economics*, 40(9). <https://doi.org/10.1080/00036840600749680>
- Ozaki, V. A., & Silva, R. S. (2009). Bayesian ratemaking procedure of crop insurance contracts with skewed distribution. *Journal of Applied Statistics*, 36(4). <https://doi.org/10.1080/02664760802474256>

- Piette, P. (2015). *Assurance Agricole et Images Satellites: Produit d'Assurance et Arbitrage Financier* [Mémoire de Master]. Université de Paris.
- Pishbahar, E., Abedi, S., Dashti, G., & KianiRad, A. (2019). Agricultural Risk Management Through Weather-Based Insurance in Iran. In M. Rashidghalam (Ed.), *Sustainable Agriculture and Agribusiness in Iran* (pp. 11–28). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-13-6283-5_2
- Roberts, R. A. J. (2005). Assurance des récoltes dans les pays en développement. *Food and Agriculture Organization of the United Nations*, 63.
- Rusyda, H. A., Noviyanti, L., Soleh, A. Z., Chadidjah, A., & Indrayatna, F. (2021). The design of multiple crop insurance in Indonesia based on revenue risk using the copula model approach. *Journal of Applied Statistics*, 48(13–15), 2920–2930. <https://doi.org/10.1080/02664763.2021.1897089>
- Salazar, C., Jaime, M., Pinto, C., & Acuña, A. (2019). Interaction between crop insurance and technology adoption decisions: The case of wheat farmers in Chile. *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, 63(3), 593–619. <https://doi.org/10.1111/1467-8489.12307>
- Smith, V. H., & Glauber, J. W. (2012). Agricultural Insurance in Developed Countries: Where Have We Been and Where Are We Going? *Applied Economic Perspectives and Policy*, 34(3), 363–390. <https://doi.org/10.1093/aep/pps029>
- Torabi, S., Dourandish, A., Daneshvar, M., Kianirad, A., & Mohammadi, H. (2019). Weather-Based Index Insurance Pricing- Canonical Vine Copula Function Approach. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 21(1). <https://doi.org/20.1001.1.16807073.2019.21.1.7.6>
- Turvey, C. G., Weersink, A., & Chiang, S.-H. C. (2006). *Pricing Weather Insurance with a Random Strike Price: The Ontario Ice-Wine Harvest* (SSRN Scholarly Paper No. ID 3581998). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2006.00889.x>
- Woodard, J. D. (2014). Impacts of Weather and Time Horizon Selection on Crop Insurance Ratemaking: A Conditional Distribution Approach. *North American Actuarial Journal*, 18(2), 279–293. <https://doi.org/10.1080/10920277.2014.887476>
- Woodard, J. D., & Verteramo-Chiu, L. J. (2017). Efficiency Impacts of Utilizing Soil Data in the Pricing of the Federal Crop Insurance Program. *American Journal of Agricultural Economics*, 99(3), 757–772. <https://doi.org/10.1093/ajae/aaw099>
- Zheng, Q., Wang, H. H., & Shi, Q. H. (2014). Estimating bivariate yield distributions and crop insurance premiums using nonparametric methods. *Applied Economics*, 46(18). <https://doi.org/10.1080/00036846.2014.894630>
- Zhu, W., Tan, K. S., & Porth, L. (2019). Agricultural Insurance Ratemaking: Development of a New Premium Principle. *North American Actuarial Journal*, 23(4), 512–534. <https://doi.org/10.1080/10920277.2019.1618340>