

Eau, Terre et Environnement

**Estimation de la réserve utile dans le sol en culture de la pomme de terre à partir
d'images thermiques acquises par drone et de modèles d'apprentissage
automatique**

Par

Aya Ben Youssef

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de
Maître ès Sciences (M.Sc.)
En sciences de l'eau

Jury d'évaluation

Président du jury et
Examineur interne

Célicourt, Paul
INRS Centre Eau Terre Environnement

Examineur externe

Yacine Bouroubi
Faculté ou département
Université de Sherbrooke

Directeur de recherche

Karem Chokmani
INRS Centre Eau Terre Environnement

Codirectrice de recherche

Athyna Cambouis
Agriculture et Agroalimentaire Canada

REMERCIEMENTS

L'élaboration de ce mémoire de maîtrise marque l'aboutissement d'un parcours riche en apprentissages, en défis et en expériences humaines. Ce travail n'aurait jamais pu être mené à bien sans le soutien, la confiance et la bienveillance de nombreuses personnes, à qui j'aimerais exprimer ma profonde gratitude.

Je tiens tout d'abord à remercier sincèrement mon directeur de recherche, Professeur Karem Chokmani, pour sa supervision exemplaire, son accompagnement constant et sa rigueur scientifique. Sa disponibilité, sa vision stratégique et son sens du détail ont profondément marqué ma démarche de recherche. Grâce à son encadrement, j'ai acquis une méthode de travail rigoureuse et une meilleure compréhension des enjeux scientifiques liés à mon domaine.

J'adresse également mes remerciements les plus sincères à ma codirectrice, Dr Athyna Cambouis, pour son soutien continu, sa bienveillance et ses précieux conseils tout au long de ce projet. Son accompagnement méthodologique, sa capacité d'écoute et ses retours constructifs ont grandement contribué à la qualité de ce mémoire.

Je souhaite aussi exprimer ma reconnaissance envers les membres du jury pour le temps consacré à l'évaluation de ce travail et pour la richesse de leurs commentaires. Leurs suggestions pertinentes ont permis d'approfondir la réflexion scientifique et d'améliorer la portée de cette étude.

Mes remerciements s'adressent également à l'ensemble des membres de l'équipe de recherche, pour leur collaboration, leur aide technique et leurs échanges toujours stimulants. Travailler à leurs côtés a été une expérience formatrice et enrichissante, tant sur le plan professionnel que personnel.

Je dédie une pensée toute particulière à ma famille et à mon fiancé, pour leur amour inconditionnel, leur patience et leur soutien indéfectible. Leur confiance, leurs encouragements et leur présence constante m'ont permis de persévérer dans les moments de doute et de fatigue.

Enfin, j'offre cette réussite à mes grands-parents qui nous ont quittés. Leur amour et leurs valeurs continueront de m'accompagner tout au long de mon parcours. Je vous aime énormément.

RÉSUMÉ

La pomme de terre (*Solanum tuberosum* L.) est l'une des cultures les plus importantes au Québec et présente une sensibilité marquée au stress hydrique, susceptible d'affecter son développement et son rendement. Cette vulnérabilité s'explique principalement par son système racinaire peu profond qui limite sa capacité à explorer les horizons plus humides du sol, ainsi que par le fait qu'elle est généralement cultivée dans des sols sableux à faible capacité de rétention en eau.

Les méthodes traditionnelles de détection du stress hydrique, telles que l'observation visuelle ou l'utilisation de tensiomètres, demeurent limitées, car elles ne permettent pas une surveillance spatialisée et continue des champs. Ce projet de recherche propose une approche novatrice combinant la télédétection thermique par drone et les techniques d'apprentissage automatique afin d'estimer les besoins en eau des cultures de pommes de terre.

Les drones, équipés de capteurs infrarouges thermiques, ont permis d'acquérir des images à haute résolution spatiale, utilisées pour caractériser la température de la canopée et identifier les zones en stress hydrique. Plusieurs modèles d'apprentissage automatique ont été testés, notamment Random Forest, Gradient Boosting et XGBoost, afin de déterminer le plus performant pour la prédiction de la réserve utile du sol à partir de variables thermiques et topographiques.

Les résultats ont montré que ces approches permettent une estimation précise du pourcentage de réserve utile (%RU), offrant ainsi une alternative fiable et automatisée aux méthodes classiques. En optimisant la gestion de l'irrigation grâce à ces outils, cette étude contribue à une utilisation plus durable et efficiente des ressources en eau, tout en renforçant la résilience des cultures de pommes de terre face aux variations climatiques. Cette approche ouvre la voie à une agriculture de précision plus intelligente, intégrant la télédétection et l'intelligence artificielle au service de la durabilité agricole.

Mots-clés : pomme de terre, stress hydrique, télédétection thermique, drone, capteur infrarouge, apprentissage automatique, Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost, irrigation, réserve utile, agriculture de précision automatique, rendement agricole, surveillance spatialisée.

ABSTRACT

Potato (*Solanum tuberosum* L.) is one of the most important crops in Québec and is highly sensitive to water stress, which can negatively affect its growth and yield. This vulnerability is mainly related to its shallow root system, which limits its ability to access deeper and wetter soil layers, as well as to its frequent cultivation on sandy soils with low water-holding capacity.

Traditional methods for detecting water stress, such as visual observation and tensiometers, remain limited as they do not allow for continuous and spatially explicit monitoring of crop conditions. This research proposes an innovative approach combining thermal remote sensing using drones with machine learning techniques to estimate the water requirements of potato crops.

Drones equipped with thermal infrared sensors were used to capture high-resolution images, which allowed for detailed mapping of canopy temperature and identification of water stress zones. Several machine learning models were tested, including Random Forest, Gradient Boosting, and XGBoost, to determine the most effective model for predicting soil available water capacity based on thermal variables.

The results showed that these approaches provide an accurate and reliable estimation of the soil's available water content, expressed as the percentage of readily available water (%RU), offering a robust and automated alternative to conventional methods. By optimizing irrigation management through these advanced tools, this study contributes to a more sustainable and efficient use of water resources, while enhancing the resilience of potato crops to climatic variations. This approach paves the way for smarter precision agriculture, integrating thermal remote sensing and artificial intelligence to promote sustainable agricultural practices.

Keywords: potato, water stress, thermal remote sensing, drone, infrared sensor, machine learning, Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost, irrigation, available water, automated precision agriculture, agricultural yield, spatial monitoring.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ	V
ABSTRACT	VI
TABLE DES MATIÈRES	VII
LISTE DES FIGURES.....	IX
LISTE DES TABLEAUX	X
LISTE DES ABRÉVIATIONS.....	XI
1 INTRODUCTION.....	1
1.1 CONTEXTE	1
1.2 PROBLEMATIQUE	3
1.3 OBJECTIFS	4
2 REVUE DE LITTÉRATURE	6
2.1 LA POMME DE TERRE ET SON IMPORTANCE ECONOMIQUE.....	6
2.2 STADE DE DEVELOPPEMENT DE LA POMME DE TERRE	7
2.3 BILAN HYDRIQUE DU SOL	8
2.4 BESOINS HYDRIQUES DE LA POMME DE TERRE.....	9
2.4.1 <i>Paramètres agronomiques</i>	9
2.4.2 <i>Influence du sol</i>	10
2.4.3 <i>Phases critiques de croissance</i>	10
2.5 IMPACTS DU STRESS HYDRIQUE SUR LA PRODUCTION DE POMME DE TERRE	11
2.6 APPORTS DE LA TELEDETECTION DANS LA GESTION MODERNE DE L'AGRICULTURE.....	12
2.7 APPORTS DE L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE DANS LA MODELISATION HYDRIQUE EN AGRICULTURE DE PRECISION	14
3 MÉTHODOLOGIE.....	15
3.1 SITE D'ETUDE	15
3.2 ACQUISITION DES DONNEES	16
3.2.1 <i>Mesures de température et d'humidité : instrumentation et acquisition</i>	16
3.2.2 <i>Calcul de la réserve utile</i>	18
3.2.3 <i>Acquisition des images thermiques par drone</i>	20
3.3 PRETRAITEMENT ET ANALYSE DES DONNEES :	21
3.3.1 <i>Prétraitement et validation des images thermiques</i>	21
3.3.2 <i>Prétraitement des données issues des capteurs de température et d'humidité</i>	22

3.4	ANALYSE ET MODELISATION	24
3.4.1	<i>Constitution de la base de données fusionnée</i>	24
3.4.2	<i>Modélisation du pourcentage de la réserve utile</i>	25
3.4.3	<i>Application du modèle sur les images thermiques</i>	26
3.4.4	<i>Évaluation des modèles et métriques de performance</i>	31
4	RÉSULTATS.....	33
4.1	ÉVOLUTION TEMPORELLE DE LA TEMPERATURE DE LA CANOPEE	33
4.2	ANALYSE DE LA RELATION ENTRE LA DIFFERENCE THERMIQUE (ΔT) ET LA RESERVE UTILE (%RU).....	34
4.3	COMPARAISON ET PERFORMANCE DES MODELES.....	36
4.4	CARTOGRAPHIE PREDITE DE LA RESERVE UTILE (%RU).....	38
5	DISCUSSION.....	41
6	CONCLUSION	44
7	RÉFÉRENCES.....	46

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1: REPARTITION PAR PROVINCES DE LA VALEUR DES RECETTES DE MARCHÉ ISSUES DE LA PRODUCTION DE POMME DE TERRE AU CANADA (MAPAQ, 2019).	6
FIGURE 2: STADE DE DEVELOPPEMENT DE LA POMME DE TERRE (KOTCHI, 2004).	7
FIGURE 3: LA DIFFERENCE DE LA RFU DANS LA RU SELON LE TYPE DE SOL (DESMET, 2023).	10
FIGURE 4 : EFFET DU DEFICIT HYDRIQUE SUR LES STADES PHENOLOGIQUES DE LA POMME DE TERRE (OBIDIEGWU ET AL., 2015).	12
FIGURE 5 : SCHEMA DU PRINCIPE DE LA DETECTION DU STRESS HYDRIQUE DE LA POMME DE TERRE A PARTIR D'IMAGES THERMIQUES ACQUISES PAR DRONE (AHMAD ET AL., 2021).	13
FIGURE 6 : CARTE DE LOCALISATION DES TERRAIN.	15
FIGURE 7 : CARTE DE LOCALISATION DES POINTS D'ÉCHANTILLONNAGE AU SITE EXPERIMENTAL.	16
FIGURE 8: DISPOSITIF D'ACQUISITION DES DONNEES IN SITU — A GAUCHE : ENREGISTREUR DE DONNEES; AU CENTRE : SONDES D'HUMIDITE ET DE TEMPERATURE DU SOL; A DROITE : SONDE DE TEMPERATURE DE LA CANOPEE.	17
FIGURE 9 : TENEUR EN EAU VOLUMIQUE EN FONCTION DE LA TENSION (BAR) POUR LES 14 POINTS D'ÉCHANTILLONNAGE ET LES TROIS PROFONDEURS (P1, P2 ET P3) (MARTINS ET AL., 2023)... ..	19
FIGURE 10 : DRONE UTILISE LORS DE L'OBTENTION DES IMAGES THERMIQUES.	20
FIGURE 11 : CAMÉRA THERMIQUE ZENMUSE XT2 (DJI, 2025).	21
FIGURE 12 : RELATION ENTRE LA TEMPERATURE MESUREE PAR LE CAPTEUR ET CELLE MESUREE PAR L'IMAGE – IMAGE THERMIQUE DU 26 JUILLET 2019.	22
FIGURE 13 : SCHEMA DU PROCESSUS DE MODELISATION DE LA RESERVE UTILE (%RU).	27
FIGURE 14 : CARTE KRIGEE DE LA VARIATION THERMIQUE AU SITE EXPERIMENTAL (T_PLANTE) OBTENUE A PARTIR DES IMAGES THERMIQUES ACQUISES PAR DRONE LE 26 JUILLET 2019.	29
FIGURE 15 : CARTE DE DIFFERENCE DE TEMPERATURE DE CHAMPS 41 (ΔT).	30
FIGURE 16 : CARTE DE TOPOGRAPHIC WETNESS INDEX (TWI).	31
FIGURE 17 : ÉVOLUTION TEMPORELLE DE LA TEMPERATURE DE LA CANOPEE (T_PLANTE) MESUREE PAR LES CAPTEURS RT-1 POUR LES POINTS CP001 A CP014 ENTRE LE 12 JUILLET ET LE 26 AOUT 2019.	33
FIGURE 18 : RELATION ENTRE LA DIFFERENCE THERMIQUE (ΔT) ET LA RESERVE UTILE (%RU) POUR QUATRE POINTS D'ÉCHANTILLONNAGE (CP001, CP003, CP005, CP013).	35
FIGURE 19 : COMPARAISON ENTRE LES VALEURS OBSERVEES ET PREDITES DE LA RESERVE UTILE (%RU) POUR LES MODELES DE REGRESSION LINEAIRE, RANDOM FOREST, GRADIENT BOOSTING ET XGBOOST.	37
FIGURE 20 : COMPARAISON DES PERFORMANCES DES MODELES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE ET DE LA REGRESSION LINEAIRE.	38
FIGURE 21 : DISTRIBUTION SPATIALE DE LA RESERVE UTILE PREDITE POUR LE CHAMP 41.	39

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 1: ÉQUIPEMENTS UTILISEES POUR LES MESURES <i>IN SITU</i>	18
--	----

LISTE DES ABRÉVIATIONS

ET	Évapotranspiration
ET ₀	Évapotranspiration de référence
GB	Gradient Boosting Decision Tree
MAE	Mean Absolute Error (erreur absolue moyenne)
RF	Random Forest
RMSE	Root Mean Square Error (erreur quadratique moyenne)
RU	Réserve utile (quantité d'eau disponible pour la plante)
%RU	% Réserve utile
R ²	Coefficient de détermination
TWI	Topographic Wetness Index
XT2	Zenmuse XT2 (caméra thermique du drone DJI)
XGBoost	Extreme Gradient Boosting
θ	Teneur en eau volumique du sol
Ks	Le coefficient de stress hydrique
θ_{cc}	La teneur en eau du sol à la capacité au champ
θ_{pfp}	La teneur en eau du sol au point de flétrissement permanent
T _{plante}	Température de la canopée (°C)
T _{air}	Température de l'air (°C)

ΔT	Différence de température : $\Delta T = T_{\text{plante}} - T_{\text{air}}$
ΔT_{max}	Différences de température maximal journalière
ΔS	Variation de la réserve en eau du sol (mm)
P	Précipitations efficaces (mm)
I	Apports d'irrigation (mm)
ET _c	Évapotranspiration culturale (mm)
R	Ruissellement (mm)
D	Drainage profond (mm)

1 INTRODUCTION

1.1 Contexte

La pomme de terre, (*Solanum tuberosum* L.), occupe une place stratégique dans l'économie agricole, tant à l'échelle internationale qu'au Canada. En tant qu'aliment de base pour une grande partie de la population mondiale, elle se classe parmi les trois légumes les plus consommés, fournissant une source d'énergie significative et étant recommandée par la *Food and Agriculture Organization* comme culture de sécurité alimentaire (Maniriho et al., 2021). Au Canada, cette culture se démarque comme la culture légumière la plus importante en termes de production et de valeur économique (MAPAQ, 2019, 2024). Cette culture nécessite des apports en eau importants pour garantir un rendement optimal, étant principalement cultivée dans des sols sableux (Centre pour la lutte antiparasitaire d'Agriculture et Agroalimentaire Canada, 2005). Ces sols se caractérisent par une porosité élevée, une faible structure et un drainage rapide. De plus, le système racinaire de la pomme de terre est peu profond : environ 80 à 85 % des racines se concentrent dans les 30 premiers centimètres du sol, tandis que quelques racines plus profondes peuvent occasionnellement atteindre 50 à 60 cm (Nasir & Toth, 2022; Thibault, 2003).

Par conséquent, le stress hydrique est l'un des défis auxquels font face les producteurs de pommes de terre. Ce phénomène survient lorsque les plantes ne reçoivent pas une quantité d'eau suffisante pour répondre à leurs besoins physiologiques, ce qui entraîne une réduction du rendement et une dégradation de la qualité des tubercules.

Pour estimer les besoins en eau des cultures, on a d'une part les outils traditionnels comme l'observation visuelle et les tensiomètres qui restent largement utilisés. Toutefois, ces techniques présentent de nombreuses limitations. Par exemple, l'observation visuelle, bien qu'intuitive, repose sur l'expertise humaine et ne fournit pas de données quantitatives précises, tandis que les tensiomètres, bien qu'ils mesurent le potentiel matriciel du sol, offrent des données ponctuelles sans tenir compte de la variabilité spatiale au sein des parcelles (Schafleitner, 2009).

D'autre part, certains outils de simulation, comme CROPWAT, permettent d'estimer les besoins en eau des cultures en intégrant des données climatiques, pédologiques et agronomiques. Toutefois, ce type de modèle présente plusieurs limites pour des applications spatiales. D'abord, il nécessite un grand nombre de paramètres d'entrée (propriétés du sol, coefficients cultureux, données climatiques journalières), ce qui rend son utilisation plus complexe en conditions réelles. Ensuite, CROPWAT est conçu pour fonctionner à l'échelle d'un point, et non sur une surface

continu parce que il ne dispose pas de fonctionnalités de Systèmes d'Information Géographique, limitant son utilisation pour des analyses spatiales à grande échelle (FAO, 2024).

Il y a également la télédétection qui offre de précieux outils de surveillance de l'état hydrique des cultures en fournissant des données spatiales et temporelles sur divers paramètres, tels que la température de surface et l'humidité du sol. Cependant, elle présente certaines limitations quant à la détection du stress hydrique. Par exemple, les capteurs optiques sont sensibles aux conditions météorologiques et à la couverture nuageuse, ce qui peut entraîner des lacunes dans les données (Segarra, 2024; Segarra et al., 2020). De plus, la résolution spatiale et temporelle des satellites peut ne pas être suffisante pour détecter des variations fines du stress hydrique à l'échelle parcellaire. Ces limitations peuvent être surmontées grâce à l'utilisation des drones, qui offrent une grande flexibilité d'acquisition des images et une meilleure précision. Ils peuvent notamment être équipés de caméras thermiques (Hoffmann et al., 2016), multispectrales et hyperspectrales (J. M. Duarte-Carvajalino et al., 2021), permettant une analyse des réponses des plantes au stress hydrique (Jolivot et al., 2017; Ludovisi et al., 2017). Les drones peuvent également voler à des altitudes plus basses, fournissant des images à haute résolution qui permettent une évaluation plus précise des conditions de stress des cultures (Ahmad et al., 2021).

En conclusion, la pomme de terre, en tant que culture stratégique pour la sécurité alimentaire et l'économie agricole, exige une gestion efficace et rigoureuse des ressources en eau pour maximiser son rendement et garantir une qualité optimale. Bien que les méthodes traditionnelles d'évaluation des besoins en eau, comme l'observation visuelle et les tensiomètres, soient encore largement utilisées, leurs limites en termes de précision, de couverture spatiale et de réactivité soulignent la nécessité d'adopter des approches modernes. Ainsi, la combinaison entre télédétection thermique et apprentissage automatique ouvre la voie à une gestion hydrique plus intelligente, capable d'intégrer rapidement l'information spatiale, d'améliorer le diagnostic du stress hydrique et, ultimement, d'optimiser les pratiques d'irrigation. Cette approche contribue non seulement à la durabilité des systèmes agricoles, mais également à la réduction des pertes de rendement liées aux épisodes de sécheresse, de plus en plus fréquents dans un contexte de changement climatique.

1.2 Problématique

La pomme de terre est l'une des principales cultures maraîchères du Québec et occupe une place stratégique dans le système agroalimentaire de la province. Sa production est toutefois fortement dépendante des conditions hydriques. En raison de son système racinaire peu profond, majoritairement concentré dans les 20 à 30 premiers centimètres du sol, la pomme de terre est particulièrement vulnérable aux périodes de sécheresse (Nasir & Toth, 2022). Cette vulnérabilité est accentuée par la prédominance des sols sableux dans les régions productrices du Québec, sols qui présentent une capacité limitée de rétention en eau (Bouras, 2022). Dans le contexte des changements climatiques, qui augmentent la fréquence et l'intensité des épisodes de sécheresse, la question de la gestion efficace et durable de l'irrigation devient cruciale (Abdel-Rehem et al., 2019).

Traditionnellement, la gestion des besoins en eau repose sur des méthodes ponctuelles, telles que l'utilisation de tensiomètres, le suivi météorologique ou des bilans hydriques simplifiés. Si ces approches apportent une certaine valeur, elles présentent des limites importantes. Elles ne permettent pas de tenir compte de la variabilité spatiale et temporelle des conditions dans les champs et peuvent mener à des pratiques d'irrigation sous-optimales (Schafleitner, 2009). Cela se traduit souvent par une surirrigation, augmentant les coûts de production et le lessivage des nutriments, ou par une sous-irrigation, entraînant un stress hydrique qui réduit les rendements et la qualité marchande des tubercules (Li et al., 2023; Nasir & Toth, 2022).

Face à ces limites, l'agriculture de précision apparaît comme une solution prometteuse. Les avancées récentes en télédétection, notamment l'utilisation de drones équipés de capteurs thermiques, permettent de surveiller en temps réel l'état hydrique des cultures et de détecter précocement les zones soumises à un stress hydrique (Cucho-Padin et al., 2020; Messina & Modica, 2020). L'imagerie thermique constitue ainsi un outil indirect permettant d'estimer la température du couvert végétal, laquelle reflète étroitement l'intensité de la transpiration et le degré de stress hydrique des plantes. De plus, l'intégration des données thermiques avec d'autres sources (indices de végétation, capteurs *in situ*, données météorologiques) ouvre la voie à une gestion plus fine, dynamique et spatialement explicite de l'irrigation (Zhang et al., 2018).

Ainsi, la problématique de cette recherche se formule comme suit :

Comment développer et valider des approches basées sur l'imagerie thermique acquise par drone, combinée à d'autres sources de données, afin d'améliorer l'évaluation et la gestion du stress hydrique dans la culture de la pomme de terre?

Cette question en soulève plusieurs autres :

- Peut-on exploiter les images thermiques embarquées sur drone pour estimer la réserve utile (%RU) du sol dans des cultures de pomme de terre ?
- Peut-on utiliser la température de canopée (T_{plante}) pour estimer la réserve utile (%RU) du sol ?
- Est-il possible d'améliorer l'estimation de la réserve utile en combinant les données thermiques avec d'autres variables afin d'obtenir une irrigation plus précise et adaptée aux conditions agronomiques québécoises

1.3 Objectifs

Cette étude a pour objectif principal d'estimer la réserve utile (%RU) dans les cultures de pomme de terre à partir d'images thermiques acquises par drone. L'enjeu est de déterminer dans quelle mesure l'état thermique du couvert végétal, obtenu via la température de la canopée (T_{plante}) et la différence thermique ($\Delta T = T_{\text{plante}} - T_{\text{air}}$), peut refléter la quantité d'eau disponible pour la plante, tout en tenant compte de l'influence de la topographie.

Une attention particulière sera portée à la période de tubérisation, phase critique pour les besoins en eau de la production de la pomme de terre (Aliche et al., 2018). Durant cette période, le maintien d'une hydratation adéquate est essentiel pour garantir un développement optimal des tubercules et prévenir une diminution des rendements (Luitel et al., 2015).

Une partie clé de cette recherche consiste à établir une corrélation entre la différence de température entre la plante et l'air ambiant (ΔT), et la réserve utile de la plante. Une valeur positive ΔT indique un stress hydrique accumulé, résultant d'une transpiration réduite et d'une élévation de la température de la canopée. En revanche, une valeur ΔT proche de zéro ou négative est généralement associée à un bon état hydrique, indiquant que la transpiration fonctionne efficacement permettant ainsi le refroidissement de la plante. Ce processus de refroidissement évaporatif permet de dissiper l'énergie thermique excédentaire, ce qui peut conduire à une température de la canopée égale ou inférieure à celle de l'air ambiant (Javadian et al., 2024). Toutefois, dans un champ présentant une forte hétérogénéité topographique, la température de la canopée peut être influencée par d'autres facteurs que l'humidité du sol, notamment la pente,

le drainage ou la position dans le paysage. Cela soulève une question centrale : **les seules données thermiques suffisent-elles à prédire le %RU, ou faut-il intégrer des variables complémentaires, notamment topographiques ?**

Pour répondre à cette question, les modèles d'apprentissage automatique ont été entraînés exclusivement à partir des données *in situ* recueillies par les capteurs d'humidité du sol et de température de la canopée. Ce choix méthodologique s'explique par le fait que le nombre d'images thermiques disponibles est insuffisant pour constituer un jeu d'apprentissage robuste, à l'inverse, les données *in situ* offrent une série temporelle continue, dense et précise, garantissant un entraînement fiable des modèles. Une fois ces modèles calibrés, ils ont ensuite été appliqués aux orthomosaïques thermiques afin de générer des cartes de la réserve utile, permettant de transférer la performance prédictive acquise à partir des mesures ponctuelles vers un produit cartographique.

Dans ce cadre, les objectifs spécifiques de l'étude sont les suivants :

1. Sélectionner les données les plus appropriées à la modélisation du %RU en évaluant la pertinence des variables thermiques et topographiques.
2. Entraîner et comparer plusieurs modèles de prédiction (régression multiple, Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost) afin de retenir celui offrant la meilleure performance et la plus grande robustesse.
3. Appliquer le modèle retenu aux images thermiques acquises par drone pour produire des cartes de réserve utile à l'échelle de la parcelle, destinées à soutenir la prise de décision en irrigation.

En résumé, cette recherche propose une approche intégrée combinant télédétection thermique et apprentissage automatique pour estimer la réserve utile en culture de pomme de terre, offrant ainsi un outil concret pour améliorer l'efficacité de l'irrigation et la gestion durable des ressources hydriques.

2 REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 La pomme de terre et son importance économique

La pomme de terre, (*Solanum tuberosum* L.), joue un rôle crucial tant sur le plan économique international qu'au Canada. En 2022, la filière pomme de terre au Québec a généré près de 245 millions de dollars en recettes monétaires agricoles, confirmant son importance économique pour le secteur agroalimentaire provincial (MAPAQ, 2024). En termes de recettes de marché, le Québec se classe au quatrième rang sur le marché de la pomme de terre au Canada. En 2017, la culture de la pomme de terre au Québec a généré des recettes de marché d'environ 171 millions de dollars, représentant 13 % des recettes monétaires du marché de la pomme de terre au Canada (Figure 1). Le Québec se situe ainsi derrière l'Île-du-Prince-Édouard, avec 242 millions de dollars, le Manitoba, avec 251 millions de dollars, et l'Alberta, avec 204 millions de dollars (MAPAQ, 2019).

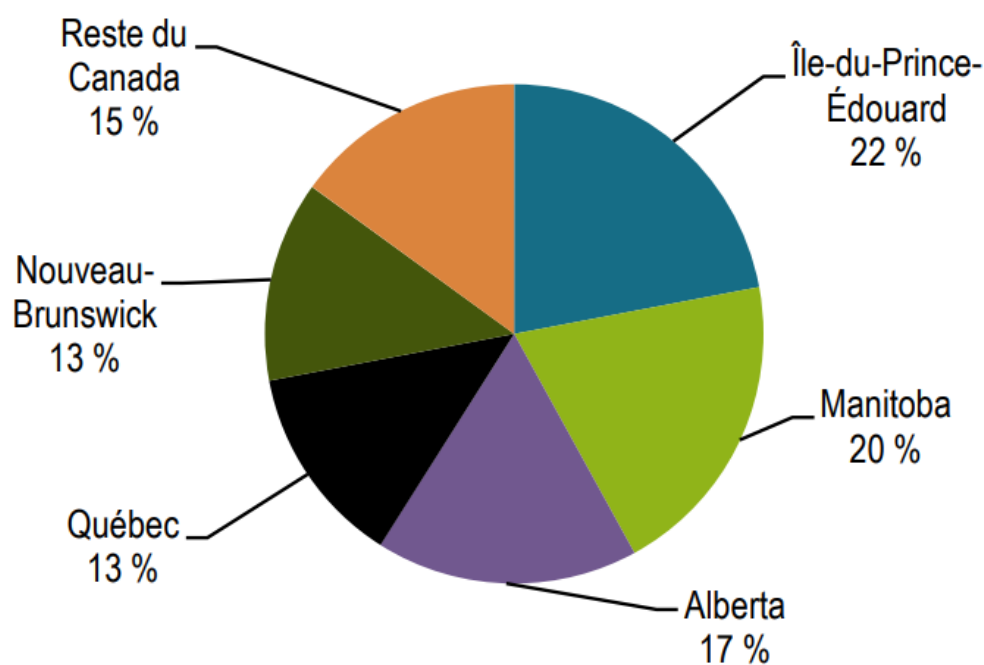


Figure 1: Répartition par provinces de la valeur des recettes de marché issues de la production de pomme de terre au Canada (MAPAQ, 2019).

2.2 Stade de développement de la pomme de terre

La culture de la pomme de terre traverse plusieurs stades de développement (Figure 2), chacun présentant des besoins spécifiques en eau (Kotchl, 2004). La première phase est celle de la germination (0 à 20 jours après la plantation), durant laquelle l'humidité du sol doit être maintenue constante afin de favoriser l'émergence des jeunes plants. Un apport régulier en eau est alors indispensable pour assurer une bonne levée. La seconde phase, dite de levée (20 à 30 jours après la plantation), correspond à l'émergence des jeunes plants hors du sol. À ce stade, un arrosage modéré est requis afin de soutenir la croissance initiale tout en évitant une saturation excessive du sol. La phase suivante est celle de la tubérisation (30 à 70 jours après la plantation), période critique où les tubercules commencent à se former. Un apport suffisant en eau est essentiel pour maximiser leur nombre et leur calibre.

Enfin, au stade de maturation (70 à 120 jours après la plantation), les tubercules atteignent leur taille définitive et entrent dans leur phase de maturité, nécessitant une gestion hydrique adaptée afin de garantir une qualité optimale à la récolte. Ainsi, en ajustant l'irrigation selon les besoins propres à chaque stade de développement, les agriculteurs peuvent optimiser à la fois la production et la qualité des pommes de terre (Yadav et al., 2023).

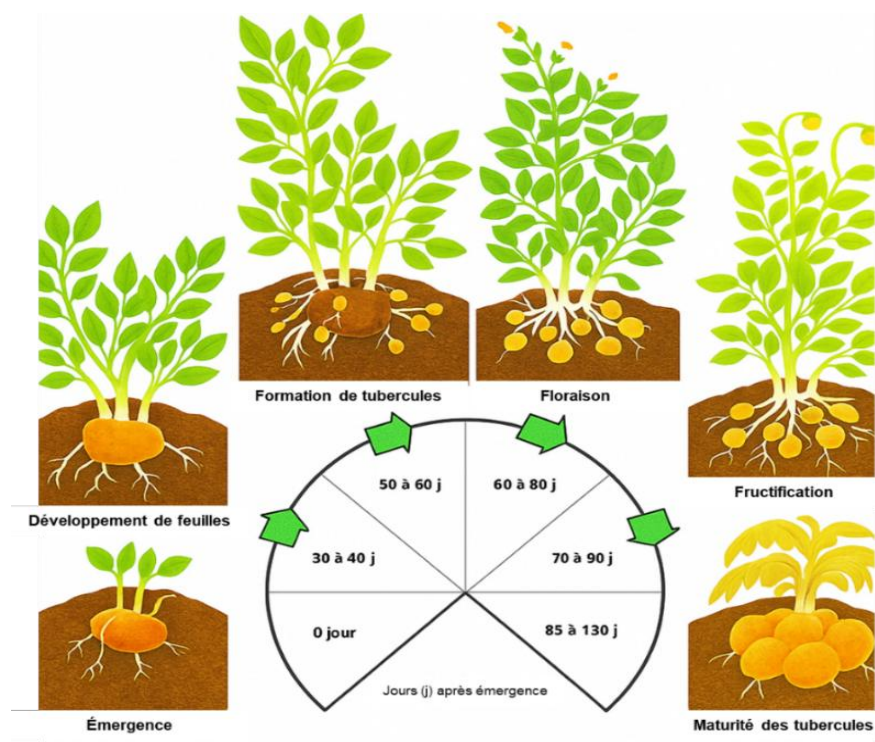


Figure 2: Stade de développement de la pomme de terre (Kotchl, 2004).

2.3 Bilan hydrique du sol

La dynamique de l'eau dans le sol dépend de plusieurs processus hydrologiques qui influencent directement la disponibilité en eau pour la culture de la pomme de terre (Djaman et al., 2022). Parmi ces processus, le ruissellement réduit la fraction d'eau réellement utilisable par la plante, tandis que l'infiltration contribue à la recharge de la réserve utile. Le drainage profond, quant à lui, correspond aux pertes en eau hors de la zone racinaire, limitant ainsi la fraction exploitable par la culture.

La principale consommation en eau est représentée par l'évapotranspiration culturale (ET_c), qui regroupe l'évaporation du sol et la transpiration des feuilles. Elle peut être estimée à partir de l'évapotranspiration de référence (ET_0) et d'un coefficient cultural (Djaman et al., 2022) selon l'équation 1 :

$$ET_c = K_c * ET_0 \quad (1)$$

Où ET_c est l'évapotranspiration culturale ($mm\ jr^{-1}$), K_c le coefficient cultural, et ET_0 l'évapotranspiration de référence ($mm\ jr^{-1}$).

Le coefficient cultural est un facteur d'ajustement qui permet de convertir l'évapotranspiration de référence, calculée pour une surface de gazon standard, en une estimation spécifique aux cultures agricoles. Il dépend du type de culture, de sa morphologie, de la densité du couvert végétal et du stade de développement. Ainsi, le K_c traduit les caractéristiques physiologiques et phénologiques de la plante, permettant d'évaluer avec précision ses besoins hydriques réels.

Ces flux peuvent ensuite être synthétisés à travers l'équation 2 :

$$\Delta S = P + I - (ET_c + R + D) \quad (2)$$

ΔS : variation de la réserve en eau du sol (mm)

P : précipitations efficaces (mm)

I : apports d'irrigation (mm)

ET_c : évapotranspiration culturale (mm)

R : ruissellement (mm)

D : drainage profond (mm)

Cette équation illustre que l'équilibre entre les apports (pluie et irrigation) et les pertes (évapotranspiration, ruissellement, drainage) détermine la disponibilité réelle en eau pour la culture de la pomme de terre.

2.4 Besoins hydriques de la pomme de terre

2.4.1 Paramètres agronomiques

Pour déterminer le besoin en eau de la culture de la pomme de terre, il est essentiel de tenir compte de plusieurs facteurs agronomiques, climatiques et liés aux pratiques de gestion. Ces éléments influencent directement l'efficacité de l'irrigation et l'optimisation de la productivité. Parmi les paramètres agronomiques clés figurent la capacité au champ, le point de flétrissement permanent, la réserve utile du sol (RU) et la réserve facilement utilisable (RFU) (Bouras, 2022; Cousin, 2020). Les définitions opérationnelles de ces variables, nécessaires à l'interprétation des résultats, sont présentées ci-après.

- **La capacité au champ (θ_{cc})** est définie comme la quantité maximale d'eau que le sol peut retenir après drainage, ce qui est fondamental pour évaluer la disponibilité en eau pour les cultures. Les sols argileux, par exemple, ont une capacité de rétention d'eau supérieure à celle des sols sableux, ce qui nécessite des ajustements dans les pratiques d'irrigation.

- **Le point de flétrissement permanent (θ_{pfp})** représente le seuil d'humidité en dessous duquel les plantes ne peuvent plus extraire d'eau, ce qui est critique pour éviter le stress hydrique.

- **La réserve utile du sol (RU)**, qui est la différence entre la capacité au champ et le point de flétrissement permanent (équation 3), indique la quantité d'eau disponible pour les plantes et constitue un indicateur clé pour la gestion de l'irrigation.

$$RU = (\theta_{cc}) - (\theta_{pfp}) \quad (3)$$

Au sein de cette réserve, la réserve facilement utilisable (RFU) constitue la fraction d'eau mobilisable par la plante sans effort physiologique excessif. Elle est généralement estimée entre 40 et 60 % de la RU selon la culture. Lorsque l'humidité du sol descend en dessous de ce seuil, la plante réduit sa transpiration, ce qui se traduit par une diminution de la photosynthèse et, à terme, du rendement.

2.4.2 Influence du sol

Le type de sol est un facteur déterminant dans la gestion de l'irrigation. Les sols sableux, qui retiennent moins d'eau, nécessitent des irrigations plus fréquentes et en plus grande quantité par rapport aux sols argileux, qui peuvent stocker l'eau plus efficacement.

En outre, la dynamique de l'eau dans le sol est influencée par sa texture et sa structure (Figure 3). Par exemple, les sols sableux, avec leur texture grossière et leur faible capacité de rétention d'eau, requièrent une gestion soigneuse pour prévenir un dessèchement rapide. Bien que ces sols soient bien drainés, leur capacité de stockage d'eau limitée rend l'irrigation fréquente essentielle pour maintenir l'humidité du sol dans une plage optimale.

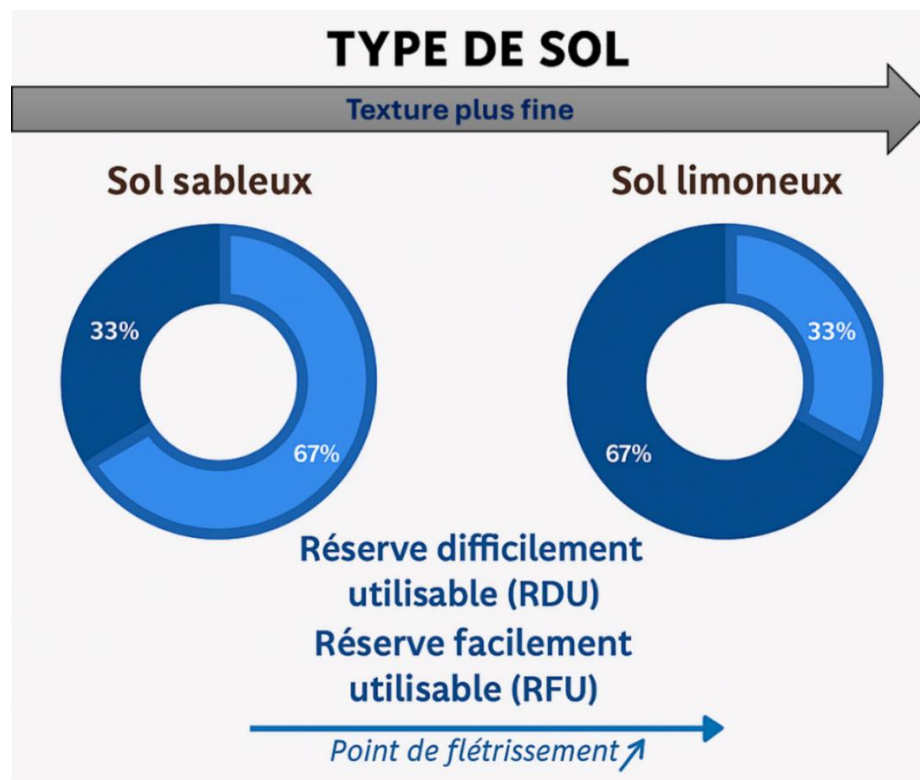


Figure 3: La différence de la RFU dans la RU selon le type de sol (Desmet, 2023).

2.4.3 Phases critiques de croissance

La pomme de terre exige une gestion hydrique rigoureuse tout au long de son cycle, mais certaines phases de croissance se distinguent par leur sensibilité accrue au déficit en eau. Parmi elles, la tubérisation constitue une étape particulièrement critique. Durant cette période, la plante mobilise l'essentiel de ses ressources pour assurer la formation et le développement des

tubercules (Luitel et al., 2015). Plusieurs études ont montré qu'un déficit hydrique, même temporaire ou tôt en saison pouvait entraîner une réduction marquée du rendement (Cambouris et al., 2016; Schafleitner, 2009) et cause notamment une diminution significative de la taille et de la qualité des tubercules en cas de stress hydrique au cours de cette phase. Plus récemment, Li et al. (2023) ont quantifié cette perte, estimant qu'un déficit hydrique prolongé peut provoquer une réduction du rendement de l'ordre de 3,4 % par jour de déficit dans certaines conditions expérimentales. Ces résultats confirment que la tubérisation est l'une des étapes les plus sensibles du cycle de la culture.

2.5 Impacts du stress hydrique sur la production de pomme de terre

La gestion inadéquate de l'eau impacte négativement la croissance des plantes, notamment la photosynthèse, la division cellulaire et la translocation des nutriments essentiels (Farooq et al., 2009), ce qui se traduit par des tubercules plus petits et de moindre qualité (Nasir & Toth, 2022). Dans un contexte de ressources en eau limitées, cette situation devient encore plus préoccupante, menaçant directement la rentabilité des exploitations agricoles (Maniriho et al., 2021).

L'une des premières réactions au stress hydrique est la fermeture des stomates pour limiter la perte d'eau. Cependant, cette adaptation freine également l'absorption du dioxyde de carbone, ce qui réduit la photosynthèse (Chaves et al., 2009) et la production de glucides nécessaires à la croissance des tubercules .

De plus, le déficit hydrique inhibe la division cellulaire et l'élongation, ralentissant la croissance des plantes et limitant la formation des tubercules (Obidiegwu et al., 2015) . La réduction du transport des nutriments tels que le potassium et le calcium affecte également le développement des tubercules et la régulation de la croissance (Obidiegwu et al., 2015). Ce déséquilibre nutritionnel compromet à la fois la quantité et la qualité des récoltes, avec un impact direct sur les revenus des agriculteurs.

En conclusion, le déficit hydrique a des répercussions significatives sur la production de pommes de terre (Figure 4), affectant à la fois le rendement et la qualité des tubercules (Nasir & Toth, 2022). Les agriculteurs doivent adopter des stratégies de gestion durable des ressources en eau et du sol pour atténuer ces effets et optimiser la productivité (Ahmad et al., 2021).

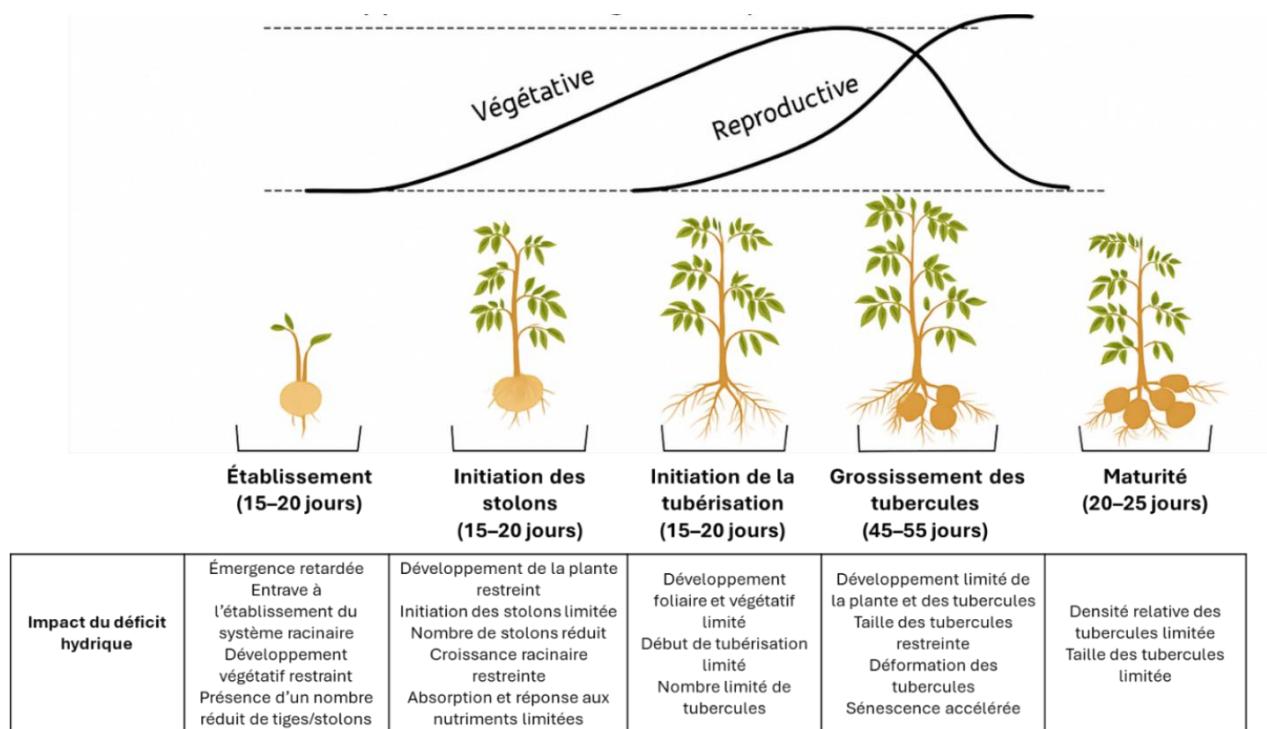


Figure 4 : Effet du déficit hydrique sur les stades phénologiques de la pomme de terre (Obidiegwu et al., 2015).

2.6 Apports de la télédétection dans la gestion moderne de l'agriculture

La télédétection est une méthode de plus en plus utilisée pour détecter le stress hydrique dans les cultures, y compris la pomme de terre. Plusieurs études ont démontré l'efficacité de cette technique pour surveiller les effets du stress hydrique sur la physiologie des plantes et pour guider les pratiques de gestion de l'eau. Une étude menée par (J. Duarte-Carvajalino et al., 2021) a utilisé l'imagerie hyperspectrale pour estimer le stress hydrique des plants de pomme de terre. Les chercheurs ont appliqué des algorithmes d'apprentissage automatique pour analyser les données hyperspectrales, permettant ainsi de détecter les niveaux de stress hydrique avec une précision élevée. Cette approche a montré que des indices spectraux spécifiques (dont des variantes du Normalized Water Index – NWI) peuvent être utilisés pour évaluer l'état hydrique des plantes, offrant ainsi un outil précieux pour la gestion de l'irrigation. De plus, (Messina & Modica, 2020) ont exploré l'utilisation de l'imagerie thermique par drones pour détecter le stress hydrique dans les cultures. Leur étude a révélé que la température de surface des plantes change rapidement sous des conditions de stress, ce qui rend l'imagerie thermique particulièrement utile pour une détection en temps réel du stress hydrique. Cette technique permet aux agriculteurs de prendre des décisions éclairées concernant l'irrigation et la gestion des cultures (Messina &

Modica, 2020). Les images thermiques offrent un moyen avancé de détecter le déficit hydrique chez les plantes avant que celui-ci ne soit visible à l'œil nu, en mesurant les variations de température des feuilles (Ludovisi et al., 2017). Lorsque les plantes sont bien hydratées, elles maintiennent leurs stomates ouverts pour faciliter la transpiration, un processus qui permet de réguler leur température interne en évaporant de l'eau à travers les feuilles (Ahmad et al., 2021). Cependant, en conditions de stress hydrique, les plantes ferment leurs stomates pour minimiser la perte d'eau (Figure 5). Cette fermeture réduit la transpiration, entraînant une élévation de la température des feuilles. Ainsi, une augmentation de la température des feuilles, détectable par imagerie thermique, peut indiquer un début de stress hydrique. Ce changement de température est un signal précoce que les plantes commencent à ressentir un manque d'eau (Jackson et al., 1981).

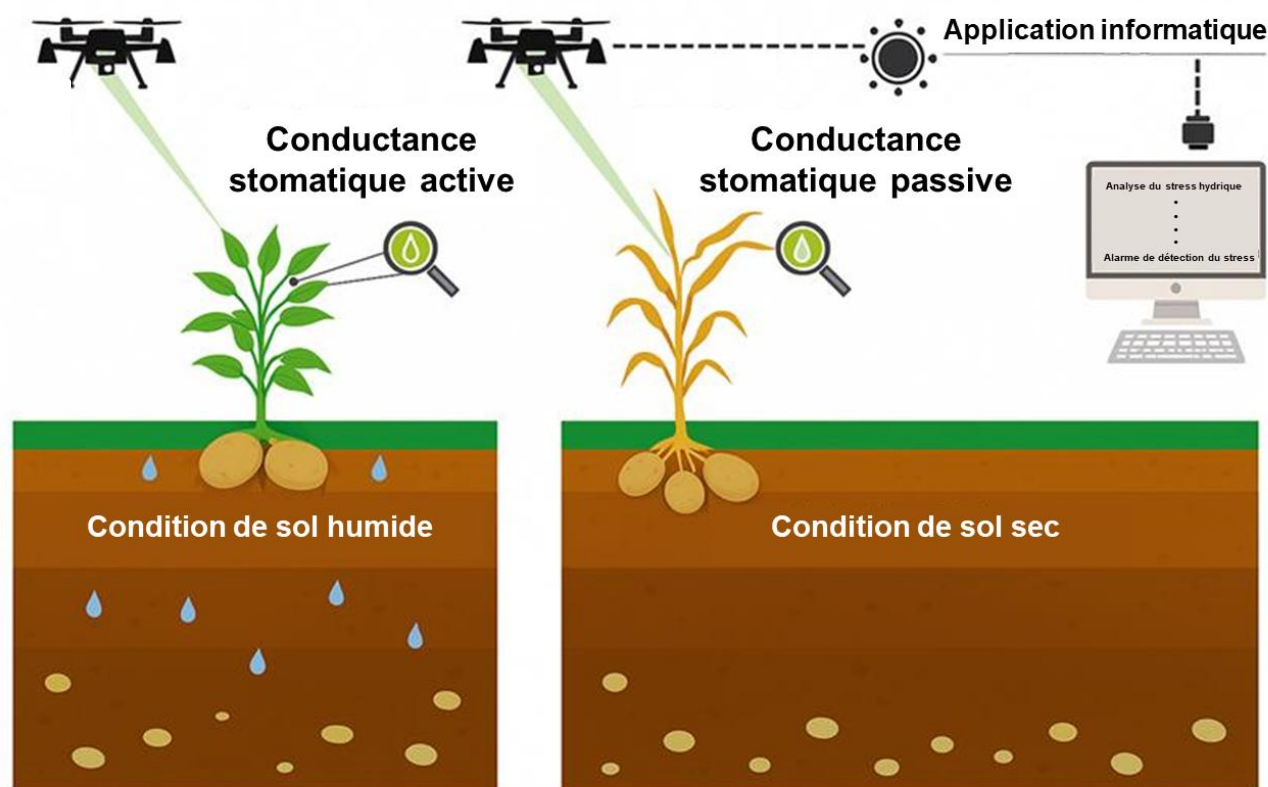


Figure 5 : Schéma du principe de la détection du stress hydrique de la pomme de terre à partir d'images thermiques acquises par drone (Ahmad et al., 2021).

2.7 Apports de l'apprentissage automatique dans la modélisation hydrique en agriculture de précision

Au cours des dernières années, la modélisation de l'humidité du sol et du stress hydrique a connu une évolution importante grâce au développement de nouvelles approches d'analyse des données. Dans un contexte agricole marqué par l'irrégularité des précipitations, l'intensification des épisodes de sécheresse et la variabilité croissante des conditions météorologiques, la capacité de suivre et de prédire l'état hydrique des cultures est devenue essentielle pour optimiser les pratiques d'irrigation.

Les progrès récents dans la télédétection et la disponibilité de données issues de capteurs au sol, d'images drone ou satellite ont considérablement élargi les possibilités d'analyse et d'interprétation des processus hydriques. Cette abondance de données a favorisé l'émergence d'approches fondées sur l'intelligence artificielle, en particulier le *machine learning*, qui s'impose aujourd'hui comme un outil central pour analyser la dynamique sol-plante-atmosphère.

Plusieurs travaux récents démontrent que les modèles d'ensemble, en particulier les algorithmes basés sur les arbres tels que Random Forest, Gradient Boosting ou XGBoost, constituent aujourd'hui l'une des approches les plus performantes pour la modélisation de l'humidité du sol et du stress hydrique. Leur efficacité repose sur leur capacité à représenter des relations non linéaires complexes et à intégrer des interactions multiples entre variables environnementales (Li & Yan, 2024). Des comparaisons systématiques montrent que ces modèles surpassent largement les régressions linéaires classiques en termes de robustesse et de précision, notamment dans des environnements agricoles où les conditions de sol et les paramètres météorologiques varient rapidement (Kheimi & Zounemat-Kermani, 2025).

Dans le cas spécifique de la pomme de terre, l'étude menée sur l'imagerie hyperspectrale confirme la pertinence des modèles d'ensemble tels que Random Forest ou Extreme Gradient Boost pour identifier et quantifier le stress hydrique foliaire (J. Duarte-Carvajalino et al., 2021). Plus récemment, d'autres travaux mettant en parallèle différents algorithmes ont montré que les méthodes d'ensemble surpassent non seulement les modèles linéaires mais également plusieurs architectures neuronales légères pour la prédiction de l'humidité du sol à partir d'indicateurs thermiques et spectrales (Li & Yan, 2024). Ces conclusions sont corroborées par des études récentes en agrohydrologie, qui soulignent que les modèles d'ensemble demeurent plus stables face aux variations spatio-temporelles des données, améliorant ainsi la fiabilité des prédictions dans des contextes agricoles hétérogènes (Ahmed Osman et al., 2025; Wang et al., 2023).

3 MÉTHODOLOGIE

3.1 Site d'étude

Cette recherche a été réalisée à Pont-Rouge, dans un champ en production commerciale de pomme de terre, situé à environ 50 km à l'ouest de la ville de Québec (Figure 6). Le site expérimental (Champ 41 : coordonnées : -71,703363/ 46,817264). La zone d'étude couvre une superficie d'environ 5 hectares. Il a été retenu en raison de sa représentativité des pratiques agricoles régionales et de son accessibilité dans le cadre du partenariat entre le laboratoire de télédétection environnementale par drone (TED) de l'INRS, Agriculture et Agroalimentaire Canada (AAC) et l'entreprise agricole Maxi-Plant Inc. L'aire d'étude correspond à un sol de type Portneuf, caractérisé par une texture grossière à dominante sableuse et un drainage rapide, typique des environnements agricoles de la région. Le climat est de type modéré à subhumide, avec des précipitations annuelles variant entre 470 et 1359 mm, ce qui influence fortement la dynamique hydrique du sol et les besoins en irrigation. Le système d'irrigation utilisé sur le site est un pivot central, couramment employé dans les productions de pomme de terre au Québec (Martins et al., 2023).

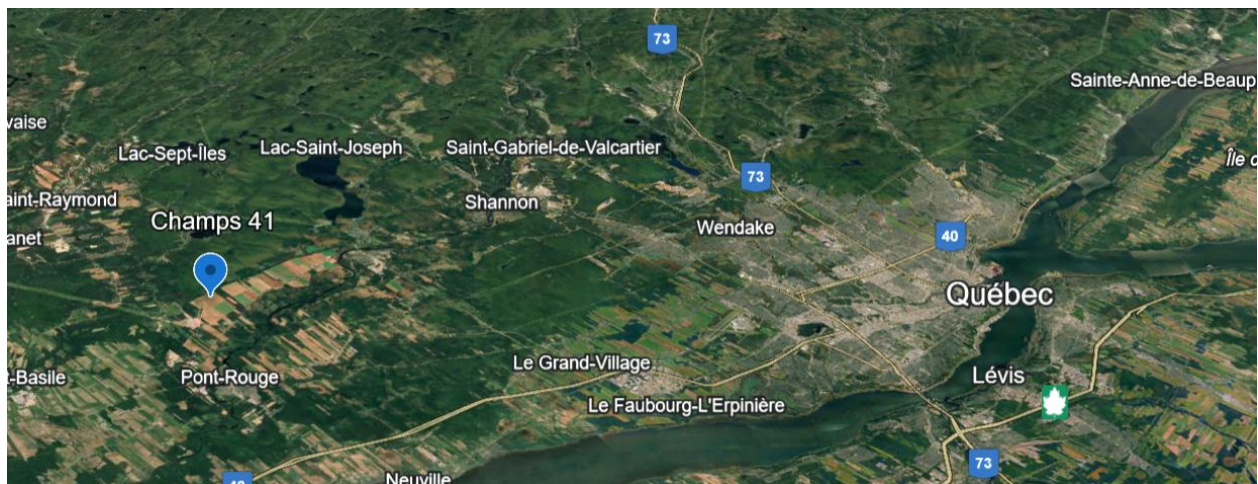


Figure 6 : Carte de localisation des terrain.

La méthodologie d'échantillonnage repose sur un ensemble de 14 points d'échantillonnages (Figure 7) répartis dans le champ. Les points d'échantillonnage ont été sélectionnés dans le cadre d'une étude antérieure, en fonction de la variabilité spatiale des propriétés physico-chimiques des sols et de la capacité de rétention en eau du sol. Cette distribution permet d'obtenir un jeu de

données représentatif des conditions du site, tout en assurant une base suffisante pour l'entraînement et la validation des modèles de prédiction de la réserve utile.

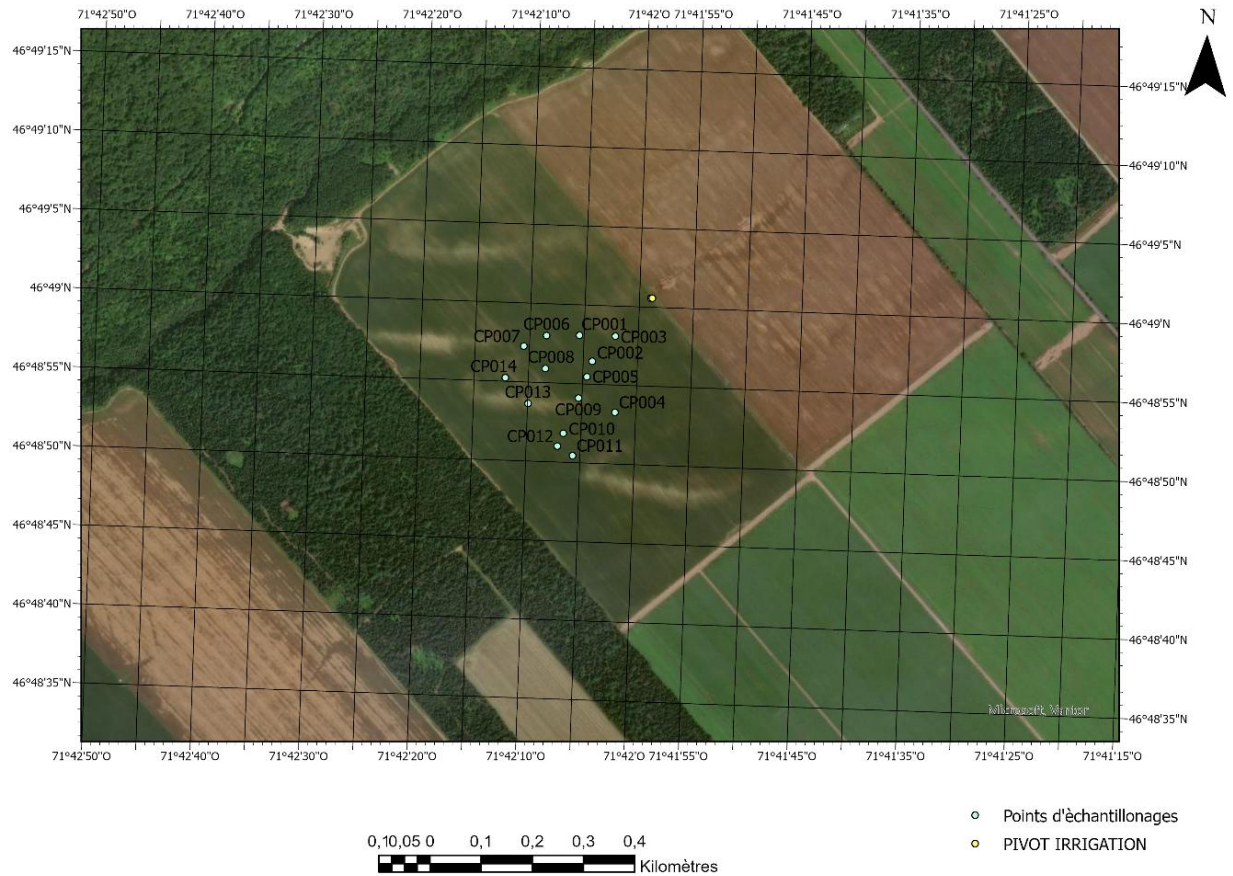


Figure 7 : Carte de localisation des points d'échantillonnage au site expérimental.

3.2 Acquisition des données

3.2.1 Mesures de température et d'humidité : instrumentation et acquisition

Dans ce projet, nous réutilisons des données collectées dans le cadre d'un travail antérieur (Martins, 2020). Ces mesures comprennent la température du sol, l'humidité du sol, la température de la canopée, la profondeur d'enracinement ainsi que différentes variables atmosphériques. Les données sont collectées à des emplacements fixes, avec des fréquences de mesure allant de toutes les 5 minutes à une fréquence hebdomadaire (Figure 8).



Figure 8: Dispositif d'acquisition des données in situ — à gauche : enregistreur de données; au centre : sondes d'humidité et de température du sol; à droite : sonde de température de la canopée.

Les sondes d'humidité et de température du sol (5TM) ainsi que les sondes de température de la canopée (RT-1) sont installées à des emplacements fixes dans le champ et acquièrent des données en continu, toutes les 5 minutes, 24 heures sur 24 couvrant la période du 12 juillet 2019 au 26 août 2019. Ces sondes sont reliées à un enregistreur de données (EM50) qui permet de suivre l'évolution de l'humidité et de la température tout au long de la saison de croissance (Martins, 2020). Les données d'humidité du sol sont enregistrées à trois niveaux de profondeur (0-15, 15-30, 30-45 cm). Cette stratification permet d'évaluer la teneur en eau du sol et, par conséquent, les besoins hydriques des plantes dans la zone racinaire (Martins, 2020).

La profondeur d'enracinement est mesurée chaque semaine avec un ruban métrique. Cette mesure est indispensable pour calculer la réserve utile, car elle détermine la profondeur réellement explorée par les racines.

La station météorologique installée en bordure du champ mesure en continu plusieurs paramètres atmosphériques, dont la température de l'air, l'humidité relative, les précipitations, la radiation

solaire et le vent (Tableau 1). Dans le cadre de ce projet, seule la température de l'air a été utilisée, notamment pour calculer la différence thermique plante–air (ΔT).

Tableau 1: Équipements utilisés pour les mesures *in situ*.

Appareil	Type de mesure	Emplacement	Fréquence de mesure
Sondes 5TM reliés à un enregistreur de données	Humidité et température du sol	Emplacement fixe (14 points CP001-CP014)	Continu (5 minutes)
Sondes RT-1	Température de la canopée	Emplacement fixe (14 points CP001-CP014)	Continu (5 minutes)
Station météorologique	Conditions atmosphériques	Un seul emplacement fixe	Continu

3.2.2 Calcul de la réserve utile

L'analyse des sols réalisée dans le cadre de cette étude avait pour objectif de caractériser les propriétés hydriques essentielles à l'estimation de la réserve utile (%RU) dans le Champ 41. Les échantillons ont été prélevés aux mêmes points d'échantillonnage, garantissant la cohérence spatiale nécessaire à l'intégration des données (Hao et al., 2008; Reynolds & Topp, 2008).

À chaque point, deux types d'échantillons complémentaires ont été prélevés : les cylindres de sol intacts et les échantillons en vrac, prélevés à différentes profondeurs (P1 : 0–15 cm, P2 : 15–30 cm et P3 : 30–45 cm). Cette approche permet d'obtenir une vision intégrée du comportement hydrique du sol en fonction de la profondeur et de la structure des horizons.

Les cylindres de sol servent principalement à mesurer la teneur en eau du sol et à obtenir des courbes de rétention en eau. Ces courbes permettent d'analyser la capacité du sol à retenir l'eau à différentes tensions. Ce type d'échantillon est donc crucial pour évaluer la capacité de rétention en eau à différents niveaux de saturation du sol (Hao et al., 2008).

Quant aux échantillons en vrac, prélevés aux mêmes profondeurs, ils permettent de mesurer la teneur en eau à des tensions plus élevées, comme à 15 bars, complétant ainsi les courbes de rétention obtenues avec les cylindres de sol. Ces mesures permettent d'estimer des conditions plus extrêmes, telles que celles correspondant au point de flétrissement permanent, lorsque les plantes ne peuvent plus extraire d'eau du sol (Reynolds & Topp, 2008).

En combinant les résultats obtenus sur les cylindres et les échantillons en vrac, il est possible d'établir une courbe de rétention complète (Figure 9), caractérisant la dynamique de l'eau dans le sol depuis la saturation jusqu'à la dessiccation. Cette courbe constitue un outil fondamental pour l'évaluation de la réserve utile du sol et la modélisation du bilan hydrique (Martins, 2020).

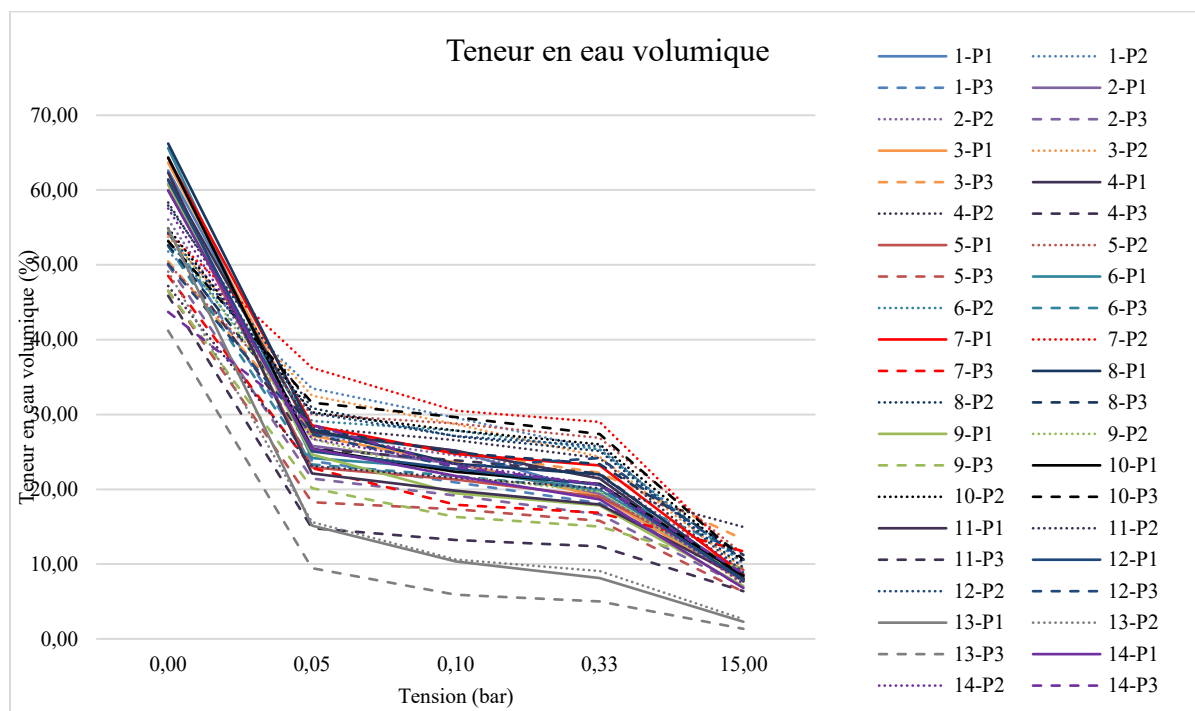


Figure 9 : Teneur en eau volumique en fonction de la tension (bar) pour les 14 points d'échantillonnage et les trois profondeurs (P1, P2 et P3) (Martins et al., 2023).

La procédure d'analyse en laboratoire commence par la préparation des cylindres de sol. Ceux-ci sont placés dans des marmites à pression pour mesurer la rétention en eau à différentes tensions : de 0 bar (sol saturé) jusqu'à 0,33 bar, ce qui permet de tracer la courbe de rétention en eau et d'atteindre la tension correspondant à la capacité au champ (θ_{cc}). Ensuite, les mesures à 15 bars sont obtenues à partir des échantillons en vrac, donnant une estimation de la capacité du sol à retenir l'eau en conditions de flétrissement permanent (θ_{pfp}).

Après ces étapes, les échantillons sont séchés dans une étuve à 150°C pour déterminer la teneur en eau pondérale (θ_g) et volumique (θ_v). Ces mesures servent à calculer la réserve utile (RU) selon l'équation 3.

3.2.3 Acquisition des images thermiques par drone

Les données de télédétection ont été collectées à l'aide d'une caméra embarquée sur un drone DJI Matrice 200 (Figure 10).



Figure 10 : Drone utilisé lors de l'obtention des images thermiques.

La caméra thermique Zenmuse XT2, embarquée sur le drone DJI Matrice 200, capture à la fois la température de surface et des images RGB. Les vols sont effectués sous des conditions météorologiques favorables, sans vent fort ni couverture nuageuse, afin d'assurer une qualité optimale des données.

Dans le cadre de la présente étude, seules les images thermiques acquises avec la Zenmuse XT2 ont été utilisées (Figure11), car elles permettent d'estimer la température de la canopée (T_{plante}) et la différence thermique (ΔT), deux indicateurs essentiels pour la détection du stress hydrique. Les images thermiques utilisées possèdent une résolution spatiale de 0,16 m/pixel, ce qui permet une représentation fine de la variabilité thermique à l'échelle intra-parcellaire.



Figure 11 : Caméra thermique Zenmuse XT2 (DJI, 2025).

3.3 Prétraitement et analyse des données :

3.3.1 Prétraitement et validation des images thermiques

Les images thermiques issues des capteurs embarqués sur drone peuvent être affectées par diverses sources d'erreurs, notamment les variations atmosphériques (humidité, rayonnement incident, vent) et les décalibrations liées à la dérive du capteur infrarouge. Ces perturbations influencent directement la température apparente mesurée au niveau du couvert végétal (Berni et al., 2009; Han et al., 2021).

Afin de garantir la fiabilité des données, un processus rigoureux de prétraitement a été mis en œuvre. Dans un premier temps, le mosaïquage thermique a été réalisé à partir des images brutes capturées par la caméra, afin de reconstruire une orthomosaïque du champ à haute résolution spatiale. Cette étape a été effectuée dans Pix4Dmapper en sélectionnant un modèle de caméra adapté au capteur thermique.

La validation des températures dérivées des orthomosaïques thermiques a été réalisée en les comparant aux mesures in situ enregistrées par les sondes de température de la canopée (RT-1). Comme le montre l'exemple de l'orthomosaïque thermique du 26 juillet 2019, l'analyse de régression linéaire entre les deux jeux de données (Figure 12) présente une excellente correspondance ($R^2 = 0,99$; $p < 0,001$). La relation obtenue ($T_{\text{image}} = 1,099 \times T_{\text{plante}}$) a ensuite été utilisée pour appliquer une correction post-traitement à l'image thermique, améliorant ainsi sa cohérence radiométrique. Étant donné la forte correspondance observée entre les températures issues des images thermiques et celles mesurées in situ, la cohérence radiométrique des données est assurée. Cependant, le modèle d'apprentissage automatique n'a

pas été entraîné directement à partir des images thermiques. Le nombre d'images disponibles étant très limité, il ne permettait pas de constituer un jeu d'apprentissage suffisamment robuste. Le calibrage a donc servi uniquement à garantir la qualité des données spatiales, tandis que l'entraînement du modèle a été réalisé à partir des mesures ponctuelles acquises par les capteurs de canopée. Ce modèle a ensuite été appliqué aux images thermiques afin de produire les cartes de réserve utile.

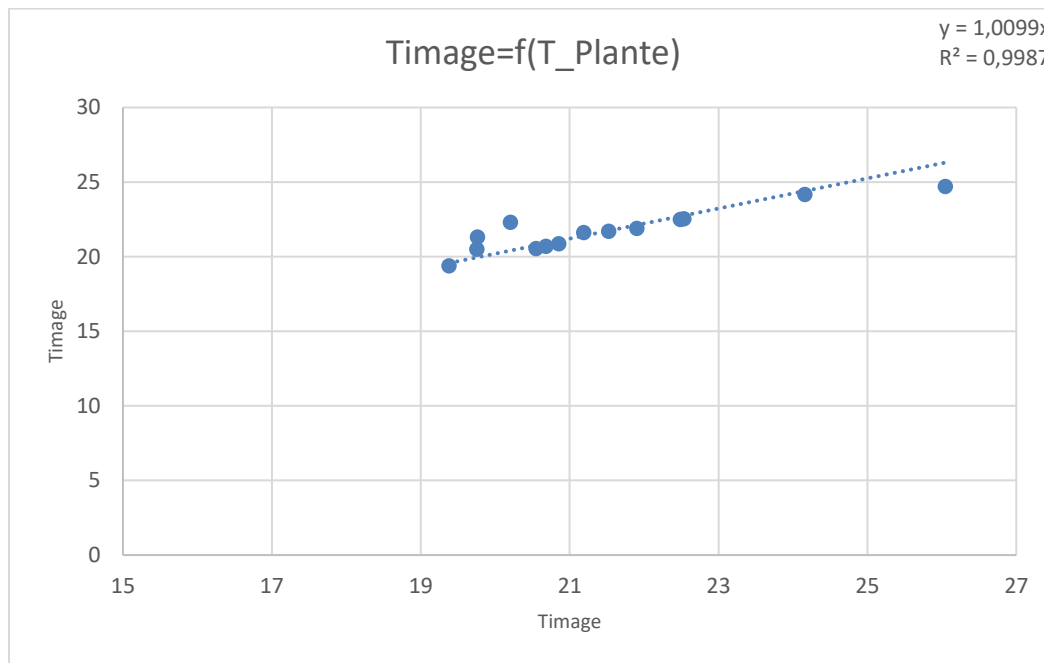


Figure 12 : Relation entre la température mesurée par le capteur et celle mesurée par l'image – image thermique du 26 juillet 2019.

3.3.2 Prétraitement des données issues des capteurs de température et d'humidité.

Les données de température et d'humidité issues des sondes installées dans le champ et de la station météorologique ont été d'abord organisées, vérifiées et harmonisées avant leur utilisation pour la modélisation. Les fichiers bruts provenant de l'enregistreur EM50 et des sondes 5TM (humidité et température du sol) ainsi que des capteurs RT-1 (température de la canopée) ont été exportés au format .csv et fusionnés afin de créer une base homogène. Les données ont ensuite été synchronisées temporellement avec celles de la station météorologique, qui enregistre en continu la température et l'humidité de l'air.

Un nettoyage rigoureux a été effectué afin d'éliminer les valeurs aberrantes pouvant résulter d'erreurs de lecture, d'interférences électriques ou de coupures de transmission, tandis que les

valeurs manquantes ponctuelles ont été interpolées linéairement pour préserver la continuité temporelle. Ce traitement a permis d'obtenir des séries de données cohérentes, continues et comparables entre les capteurs.

À partir de cette base corrigée, la température du couvert végétal (T_{plante}) a été extraite à partir des capteurs RT-1 positionnés à la hauteur de la canopée, tandis que la température de l'air (T_{air}) a été obtenue à partir de la station météorologique. Ces deux variables ont servi à calculer la différence thermique ($\Delta T = T_{\text{plante}} - T_{\text{air}}$), qui représente un indicateur direct du stress hydrique. En effet, lorsque l'eau du sol est suffisante, la plante régule efficacement sa température grâce à la transpiration, maintenant T_{plante} proche ou inférieure à T_{air} . En revanche, lorsque le sol s'assèche, la fermeture des stomates réduit la transpiration et empêche la dissipation de chaleur, ce qui provoque une augmentation de T_{plante} par rapport à T_{air} . Ainsi, un ΔT positif traduit une diminution de la conductance stomatique et donc la présence d'un stress hydrique. À l'inverse, un ΔT nul ou négatif indique une transpiration active et un bon état hydrique de la plante, reflétant une ouverture stomatique suffisante. Ce paramètre est reconnu pour sa sensibilité et sa fiabilité dans le suivi du statut hydrique des cultures, notamment de la pomme de terre. Le choix de ΔT comme indicateur principal repose sur sa simplicité de mesure et sa réactivité immédiate aux conditions d'humidité du sol (Hill et al., 2024; Javadian et al., 2024).

En parallèle, les mesures d'humidité volumique du sol (θ) enregistrées par les sondes 5TM à trois profondeurs (0–15, 15–30 et 30–45 cm) ont été utilisées pour estimer la réserve d'eau disponible pour la plante (%RU). Ce calcul repose sur la relation :

$$\%RU = \frac{(\theta - \theta_{\text{pfp}})}{(\theta_{\text{cc}} - \theta_{\text{pfp}})} \times 100 \quad (4)$$

Où θ_{cc} représente la capacité au champ et θ_{pfp} le point de flétrissement permanent. Ces valeurs seuils ont été déterminées préalablement en laboratoire. Cette équation permet de calculer le pourcentage d'eau que les racines peuvent réellement utiliser. Une valeur élevée indique que le sol est bien approvisionné en eau, tandis qu'une valeur faible signale un risque de stress hydrique pour la plante.

3.4 Analyse et modélisation

3.4.1 Constitution de la base de données fusionnée

Dans le cadre de cette étude, la constitution de la base de données a été guidée par un objectif principal : minimiser le nombre de paramètres d'entrée afin de faciliter l'application du modèle par les agriculteurs, tout en préservant la fiabilité scientifique nécessaire à la prédiction de la réserve utile (%RU). L'idée était de concevoir un outil simple, robuste et reproductible, qui puisse être utilisé à partir de capteurs courants et de données accessibles, sans nécessiter d'infrastructure complexe.

Ainsi, la base de données a été construite à partir de trois paramètres essentiels directement liés à la physiologie de la plante et à la disponibilité hydrique du sol :

- La température de la canopée (T_{plante}), mesurée par les capteurs RT-1 installés dans le couvert végétal;
- La différence thermique ($\Delta T = T_{\text{plante}} - T_{\text{air}}$), calculée à partir des mesures simultanées de température de l'air et du couvert;
- La réserve utile du sol (%RU) calculée à partir des sondes 5TM d'humidité du sol, représentant la fraction d'eau disponible pour les racines.

Ces variables ont été choisies pour leur fort pouvoir explicatif du stress hydrique et leur accessibilité pratique sur le terrain. Une vérification de cohérence entre les mesures de température et d'humidité a été réalisée, puis les séries temporelles ont été synchronisées pour garantir l'alignement exact entre les observations de T_{plante} , T_{air} et %RU.

Pour chaque journée, la valeur maximale de ΔT (ΔT_{max}) a été extraite, car elle correspond au moment de contrainte hydrique maximale, généralement observé entre 13 h et 14 h, lorsque la transpiration atteint son pic et que la conductance stomatique est à son minimum. À chaque valeur de ΔT_{max} a été associé le pourcentage de réserve utile (%RU) mesuré au même moment, afin d'établir un lien direct entre la réponse thermique de la plante et l'état hydrique du sol.

Par ailleurs, un indice topographique d'humidité (TWI) a été ajouté à la base de données afin de tenir compte de l'effet potentiel de la topographie sur la dynamique hydrique du sol. Le champ étudié présente en effet une variabilité topographique marquée, susceptible d'entraîner des différences locales de drainage, d'accumulation d'eau et, par conséquent, d'humidité du sol.

Comme l'objectif de l'étude est d'abord d'évaluer si les paramètres thermiques seuls (ΔT et T_{plante}) permettent de prédire la réserve utile (%RU), le TWI a été intégré à *titre de variable complémentaire* au cas où les seules données thermiques ne suffiraient pas à expliquer la variabilité observée dans un environnement topographiquement hétérogène. Son ajout vise ainsi à renforcer la capacité du modèle à capturer les dynamiques hydriques liées au relief lorsque les paramètres thermiques montrent leurs limites.

Le TWI est un indicateur hydrogéomorphologique qui décrit la tendance d'une zone à accumuler ou à drainer l'eau selon la formule :

$$TWI = \ln \left(\frac{a}{\tan(\beta)} \right) \quad (5)$$

Où

a : correspond à l'aire de drainage spécifique ($\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-1}$)

β : la pente locale (en radians).

Les valeurs de TWI ont été calculées à partir du modèle numérique de terrain (MNT) dérivé des données LiDAR haute résolution obtenues sur la plateforme Forêt Ouverte : <https://www.foretouverte.gouv.qc.ca/>, une base de données libre et accessible au public.

3.4.2 Modélisation du pourcentage de la réserve utile

Quatre algorithmes ont été testés : la régression linéaire multiple, le *Random Forest (RF)*, le *Gradient Boosting (GB)* et le *XGBoost (XGB)*. Pour tous les modèles, la *graine aléatoire* (random_state) a été fixée à 42 afin de contrôler la variabilité due à l'échantillonnage, et le nombre d'arbres (n_estimators) a été défini à 100, valeur jugée suffisante pour assurer la stabilité des prédictions sans augmenter inutilement le temps de calcul.

Le modèle Random Forest repose sur un ensemble d'arbres de décision indépendants, chacun construit à partir d'un échantillon aléatoire des données. La prédiction finale correspond à la moyenne des résultats produits par les différents arbres, ce qui permet de réduire la variance et d'obtenir un modèle robuste, peu sensible au bruit et aux valeurs extrêmes. Cette méthode est particulièrement adaptée aux relations non linéaires entre variables, comme celles observées entre la température du couvert, la différence thermique et la réserve utile du sol.

Le Gradient Boosting, quant à lui, suit une approche séquentielle : chaque nouvel arbre est construit pour corriger les erreurs résiduelles des arbres précédents. Le modèle s'améliore progressivement à chaque itération, en ajustant les poids des observations mal prédites. Ce mécanisme permet d'obtenir des performances élevées sur des jeux de données de taille moyenne, mais il peut être plus sensible au surapprentissage si le nombre d'arbres ou le taux d'apprentissage (*learning_rate*) ne sont pas bien contrôlés.

Le XGBoost (Extreme Gradient Boosting) représente une version améliorée et régularisée du Gradient Boosting. Il applique simultanément une régularisation L1, qui favorise la simplification du modèle en éliminant les branches les moins contributives, et une régularisation L2, qui limite l'amplitude des paramètres afin de prévenir le surapprentissage. Cette double régularisation confère au modèle une meilleure capacité de généralisation et une grande stabilité. Grâce à ces mécanismes, XGBoost se distingue par sa rapidité et ses performances élevées.

Enfin, la régression linéaire multiple a été utilisée comme modèle de référence pour évaluer les gains de performance des approches non linéaires. Ce modèle repose sur l'hypothèse d'une relation linéaire directe entre les variables d'entrée (T_plante, ΔT et TWI) et la variable cible (%RU). Bien qu'il soit moins flexible, il offre une interprétation simple des coefficients et constitue un bon point de comparaison pour évaluer la pertinence de l'utilisation de modèles basés sur des arbres de décision. L'étape de paramétrage des modèles vise à assurer une comparaison cohérente entre plusieurs approches d'apprentissage automatique appliquées à la prédiction de la réserve utile (%RU). L'ensemble des modèles a été implémenté sous Python, à l'aide des bibliothèques *scikit-learn* et *XGBoost*, selon une configuration homogène pour garantir la reproductibilité et la comparabilité des résultats.

Les modèles ont été entraînés sur 70 % des données et validés sur les 30 % restantes, conformément aux bonnes pratiques en apprentissage supervisé. Les variables d'entrée ont été normalisées avant l'entraînement afin d'éviter les biais liés aux différences d'échelle.

3.4.3 Application du modèle sur les images thermiques

Après la phase de validation, le modèle de prédiction de la réserve utile a été appliqué aux différents rasters afin de générer une carte de la réserve utile (%RU) à l'échelle du champ expérimental. Cette étape visait à transposer les relations établies à partir des données ponctuelles issues des capteurs vers une représentation spatialisée de la disponibilité en eau.

Le processus, depuis le traitement des images thermiques jusqu'à l'application du modèle pour produire les cartes de la réserve utile, est synthétisé et présenté dans la figure suivante (Figure 13).



Figure 13 : Schéma du processus de modélisation de la réserve utile (%RU).

Les rasters de température de la canopée (T_{plante}) et de différence thermique plante–air (ΔT), dérivés des images thermiques, ainsi que le raster du Topographic Wetness Index (TWI), ont été utilisés comme variables d'entrée pour l'application du modèle de prédiction.

Les cartes de température de la canopée et de différence de température (ΔT) reposent sur des images thermiques acquises par drone, dont la couverture spatiale est limitée à la zone effectivement survolée lors des campagnes d'acquisition.

À l'inverse, la carte du Topographic Wetness Index (TWI) a été générée à partir d'un modèle numérique de terrain couvrant l'ensemble du champ. Ce type de donnée topographique étant disponible de façon continue à l'échelle de la parcelle, il a été possible de produire une carte du TWI avec une couverture complète du champ.

La carte thermique du champ 41 illustre la distribution spatiale de la température de la canopée (T_{plante}) obtenue à partir des images thermiques acquises par drone le 26 juillet 2019 et corrigées radiométriquement (Figure 14). Les températures mesurées varient entre environ 13,0 °C et 35,0 °C, traduisant une forte hétérogénéité thermique à l'échelle de la parcelle.

Les zones en jaune à orangé correspondent aux températures les plus élevées, indiquant des secteurs plus secs où les plantes subissent une limitation hydrique. Ces régions présentent probablement une réduction de la transpiration foliaire, entraînant un échauffement du couvert végétal. En revanche, les zones en vert clair représentent des températures plus faibles, associées à un état hydrique plus favorable, où la transpiration reste active et permet un refroidissement efficace des feuilles.



Figure 14 : Carte krigée de la variation thermique au site expérimental (T_{plante}) obtenue à partir des images thermiques acquises par drone le 26 juillet 2019.

La carte de différence de température ($\Delta T = T_{\text{plante}} - T_{\text{air}}$) du champ 41 (Figure 15) met en évidence la variabilité spatiale du régime thermique au sein de la parcelle. Les valeurs de ΔT varient entre environ $-6,56\text{ }^{\circ}\text{C}$ et $20\text{ }^{\circ}\text{C}$, indiquant des contrastes thermiques importants selon les zones du champ. Les zones en vert clair à jaune correspondent à des valeurs plus élevées de ΔT , traduisant des températures de canopée plus chaudes et donc un stress hydrique plus marqué. À l'inverse, les zones plus sombres (vert foncé) présentent des ΔT plus faibles, indiquant une meilleure disponibilité en eau et un refroidissement du couvert végétal dû à une transpiration plus active. Cette hétérogénéité thermique suggère l'influence combinée de la structure du sol, de la topographie et de la dynamique d'irrigation sur le comportement hydrique des plantes.

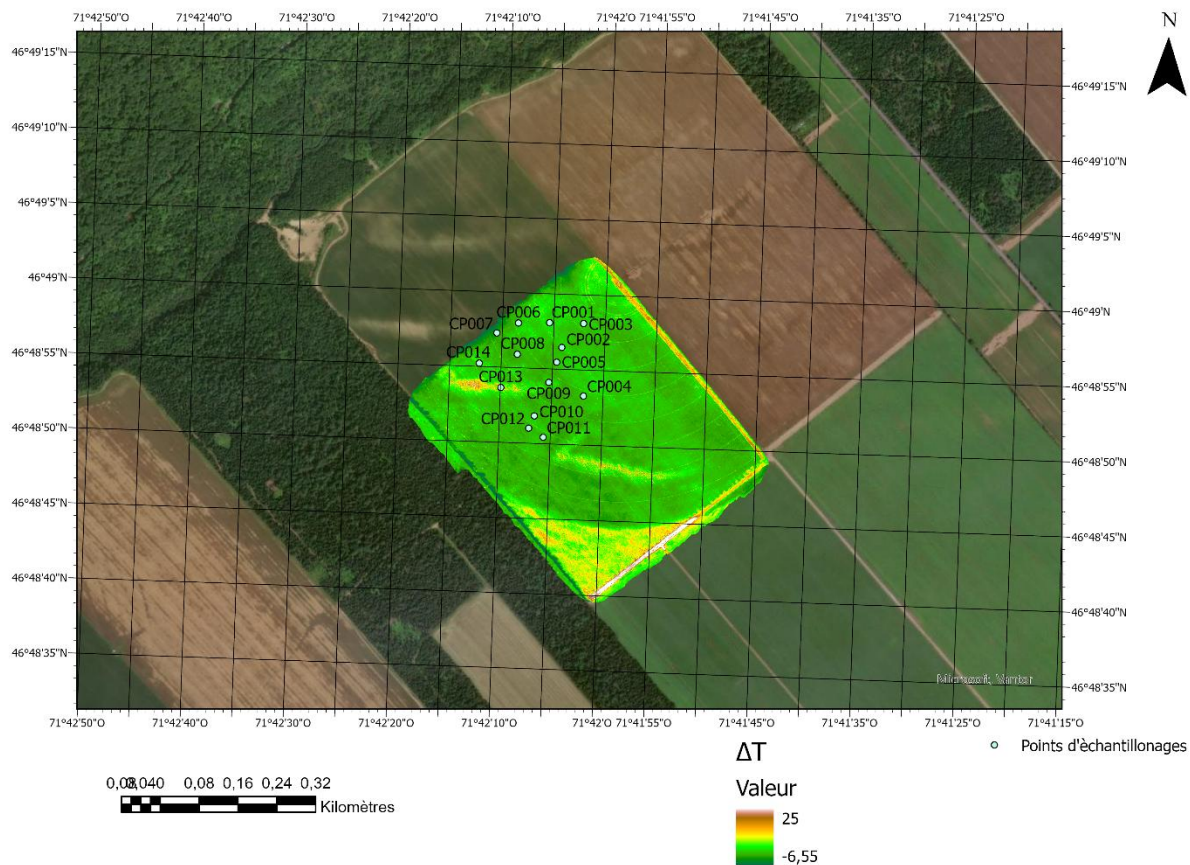


Figure 15 : Carte de différence de température de champs 41 (ΔT).

La carte du Topographic Wetness Index (TWI) du champ 41 (Figure 16) illustre la répartition spatiale potentielle de l'humidité du sol en fonction de la topographie. Les valeurs élevées du TWI (en jaune clair à brun) indiquent des zones de convergence du ruissellement et d'accumulation d'eau, généralement situées dans les dépressions ou zones planes du champ. Ces secteurs sont susceptibles de conserver une humidité plus importante, favorisant des conditions hydriques stables pour la culture. À l'inverse, les valeurs faibles du TWI (en vert) correspondent à des zones de pente ou de drainage rapide, où l'eau s'évacue plus facilement, provoquant un assèchement plus rapide du sol. Cette structure topographique concorde avec les motifs observés sur la carte thermique : les zones à faible TWI coïncident souvent avec des valeurs élevées de ΔT , confirmant la relation inverse entre accumulation d'eau et intensité du stress hydrique.

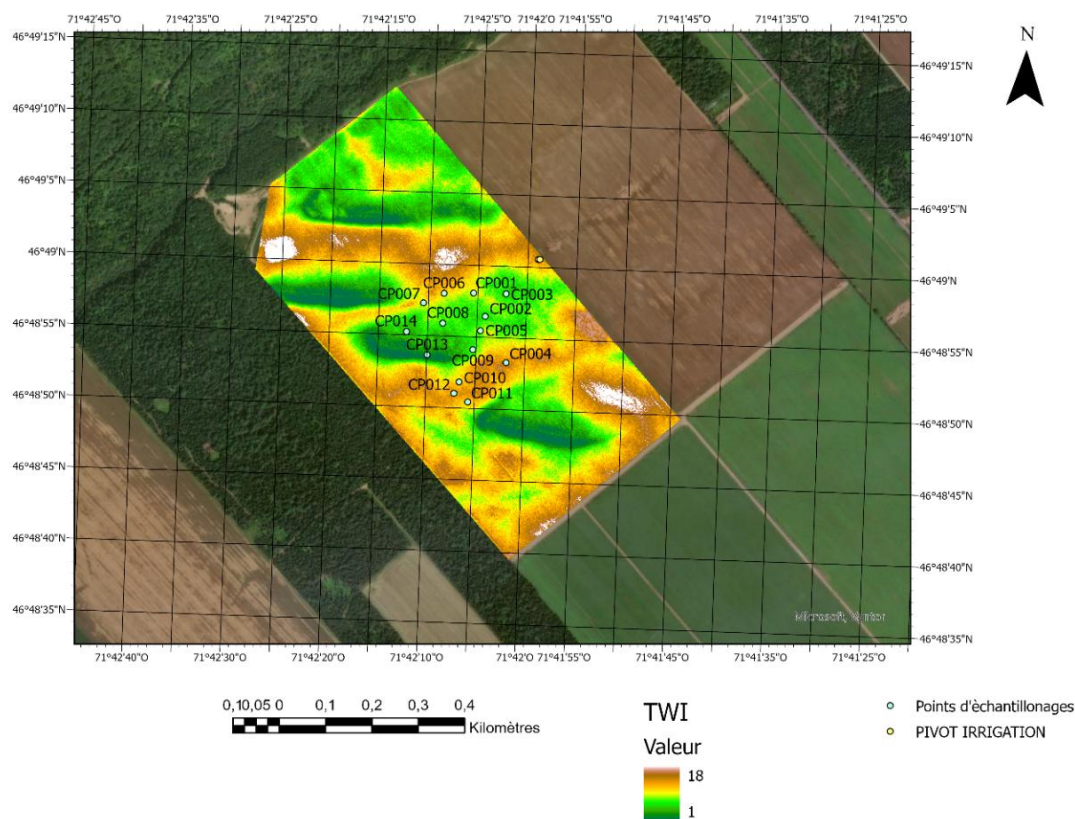


Figure 16 : Carte de Topographic Wetness index (TWI).

3.4.4 Évaluation des modèles et métriques de performance

Quatre modèles de prédiction ont été testés afin d'estimer la réserve utile du sol (%RU) à partir des variables thermiques (ΔT , T_{plante}) et topographiques (TWI). Les modèles sélectionnés représentent à la fois des approches linéaires (régression multiple) et non linéaires (modèles d'ensemble), permettant de comparer leur capacité à capturer la variabilité spatiale et temporelle de la réserve utile (%RU). L'évaluation des performances a été réalisée à l'aide d'une validation croisée à 5 plis (*k-fold cross-validation*, $k = 5$), dans laquelle les données ont été aléatoirement réparties en 70 % pour l'entraînement et 30 % pour la validation à chaque itération. Cette approche permet d'obtenir une estimation plus robuste et plus fiable de la performance moyenne des modèles, tout en limitant le risque de surapprentissage.

Deux métriques statistiques complémentaires ont été utilisées pour évaluer la qualité des prédictions :

- Le coefficient de détermination (R^2) : il mesure la proportion de la variance des valeurs observées expliquée par le modèle. Un R^2 proche de 1 indique une forte capacité explicative et une bonne concordance entre les valeurs réelles et prédites.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

- L'erreur quadratique moyenne (RMSE) : elle correspond à la racine carrée de la moyenne des carrés des écarts entre les valeurs observées et prédites. Elle quantifie la dispersion des erreurs et est sensible aux écarts importants. Une valeur de RMSE faible traduit une bonne précision globale du modèle.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

Ensemble, ces indicateurs permettent d'apprécier la précision, la stabilité et le biais des différents modèles, et de comparer objectivement leurs performances dans la prédiction du %RU. Cette évaluation multi-critères est essentielle pour identifier le modèle le plus fiable et le plus robuste, en particulier dans un contexte de variabilité spatiale marquée, comme celui du champ étudié.

4 RÉSULTATS

4.1 Évolution temporelle de la température de la canopée

L'évolution temporelle de la température de la canopée (T_{plante}), mesurée par les sondes RT-1 aux 14 points d'échantillonnage du Champ 41 entre le 12 juillet et le 26 août 2019, est illustrée dans la figure suivante (Figure 17).

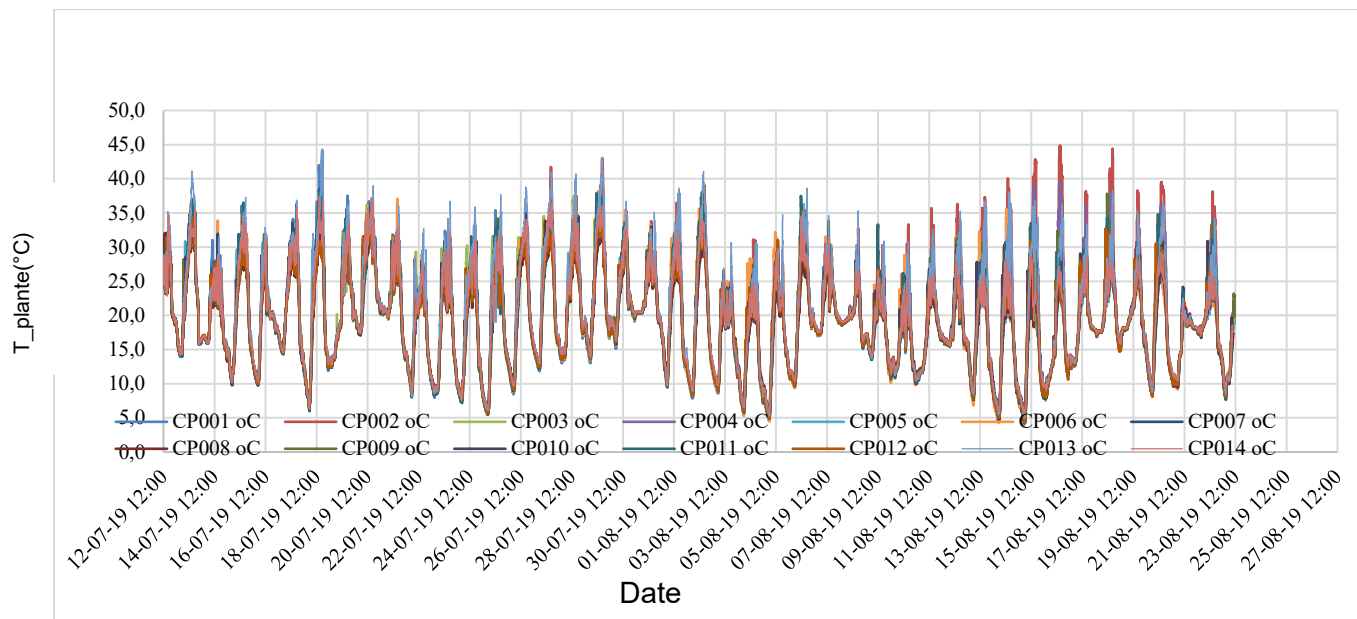


Figure 17 : Évolution temporelle de la température de la canopée (T_{plante}) mesurée par les capteurs RT-1 pour les points CP001 à CP014 entre le 12 juillet et le 26 août 2019.

Les variations observées suivaient un cycle diurne marqué, avec une élévation rapide des températures durant la journée, atteignant des pics entre 13 h et 14 h, suivie d'une baisse progressive durant la nuit (Figure 14). Les températures maximales journalières enregistrées varient entre 35 et 45 °C selon les jours et les points de mesure, traduisant une forte sensibilité aux conditions météorologiques.

Une bonne cohérence entre les différentes stations a été observée confirmant la fiabilité du dispositif de mesure et la stabilité du fonctionnement des capteurs RT-1. Toutefois, des écarts notables apparaissent entre les points, notamment entre les secteurs CP001–CP005 (zone nord) et CP010–CP014 (zone sud). Ces écarts thermiques sont attribuables à des différences topographiques et hydriques locales :

- Les zones au nord et en pente (ex. : CP001, CP002) présentent des températures plus élevées, indiquant un stress hydrique plus marqué.
- Les zones au sud et basses (ex. : CP011, CP012, CP013) affichent des températures plus faibles, correspondant à des conditions plus humides et une meilleure disponibilité en eau.

La tendance générale montre également une augmentation progressive de la température moyenne au cours du mois de juillet, correspondant à la période de forte demande évaporative de la culture, suivie d'une légère baisse à partir de la mi-août, en lien avec le rafraîchissement des conditions climatiques et la fin du cycle de croissance active des plants de pomme de terre.

Ces résultats confirment la cohérence temporelle et spatiale des mesures de température de la canopée et illustrent la dynamique thermique du couvert végétal, base essentielle pour le calcul de la différence thermique (ΔT) et la modélisation de la réserve en eau du sol présentée dans la section suivante.

4.2 Analyse de la relation entre la différence thermique (ΔT) et la réserve utile (%RU)

Avant de procéder à la modélisation, une analyse exploratoire a été réalisée pour vérifier la relation entre la différence thermique (ΔT) et la réserve utile du sol (%RU). Cette étape permet d'évaluer si une cohérence ou une corrélation initiale existe entre ces variables et d'appuyer leur utilisation dans les modèles prédictifs. La relation observée est illustrée pour quatre points représentatifs du champ (Figure 18), sélectionnés afin de couvrir des positions contrastées — zones plus élevées, secteurs plans et zones plus basses — afin de mieux comprendre l'effet des conditions locales sur la dynamique de ΔT et de la réserve utile.

Cette analyse exploratoire fournit ainsi une première validation qualitative avant l'étape de modélisation, en montrant que ΔT réagit aux variations de la réserve utile. Elle permet également d'examiner si la différence thermique, à elle seule, pourrait suffire à prédire la %RU, ou si l'ajout d'autres variables demeure nécessaire. Les résultats présentés ici servent donc à vérifier cette hypothèse avant d'aborder la modélisation complète.



Figure 18 : Relation entre la différence thermique (ΔT) et la réserve utile (%RU) pour quatre points d'échantillonnage (CP001, CP003, CP005, CP013).

On observe une tendance globale similaire pour l'ensemble des points : la réserve utile diminue lorsque la différence thermique augmente, confirmant que des valeurs élevées de ΔT traduisent un stress hydrique plus marqué. Cette relation inverse est mise en évidence par les pentes négatives des droites de régression, variant entre 0,25 et 0,45, témoignant d'une corrélation modérée mais cohérente entre ces deux paramètres.

Bien que la forme générale de la relation soit comparable pour les quatre points, des différences de position et de pente sont observées. Ces variations traduisent l'influence d'un troisième facteur de contrôle, identifié comme la topographie. En effet, les points situés dans des zones plus basses et planes présentent des %RU plus élevés pour une même valeur de ΔT , indiquant une meilleure disponibilité en eau. À l'inverse, les points localisés dans des zones plus hautes ou légèrement en pente affichent des %RU plus faibles et des ΔT plus élevés, suggérant un drainage plus rapide et une accumulation d'eau limitée.

Ainsi, l'analyse conjointe de la température de la canopée et de la réserve utile met en évidence une relation thermique-hydrique structurée par la topographie, confirmée par l'intégration

ultérieure de l'indice topographique d'humidité (TWI) dans la modélisation. Cette observation justifie l'importance de considérer les facteurs géomorphologiques dans l'explication de la variabilité du stress hydrique à l'échelle intra-parcellaire.

En conclusion, ces résultats montrent clairement que les paramètres thermiques seuls (ΔT et T_{plante}) ne permettent pas de prédire de manière fiable la réserve utile, particulièrement dans un champ présentant une forte variabilité topographique. L'intégration de variables complémentaires, comme le TWI, s'avère indispensable pour améliorer la précision et la robustesse des modèles prédictifs.

4.3 Comparaison et performance des modèles

La performance des quatre modèles : régression linéaire multiple, Random Forest, Gradient Boosting et XGBoost a été comparée dans cette étude (Figure 19). La régression linéaire se distingue par une dispersion importante des points autour de la diagonale ($R^2 = 0,29$), révélant une capacité limitée à représenter la variabilité de la réserve utile à partir des variables thermiques et topographiques.

À l'inverse, les modèles d'ensemble (Random Forest, Gradient Boosting et XGBoost) montrent une meilleure correspondance entre les valeurs prédites et observées, ce qui traduit une aptitude plus élevée à saisir les relations non linéaires entre ΔT , T_{plante} , TWI et %RU. Parmi ces approches, le Gradient Boosting présente les meilleures performances ($R^2 = 0,76$; RMSE = 11,7 %), suivi du Random Forest ($R^2 = 0,70$) et du XGBoost ($R^2 = 0,69$).

Ces résultats montrent que les méthodes de type boosting offrent une capacité supérieure à modéliser des interactions complexes, ce qui les rend particulièrement pertinentes pour l'estimation de la réserve utile en culture de pomme de terre.

Comparaison des valeurs réelles et prédites pour chaque modèle

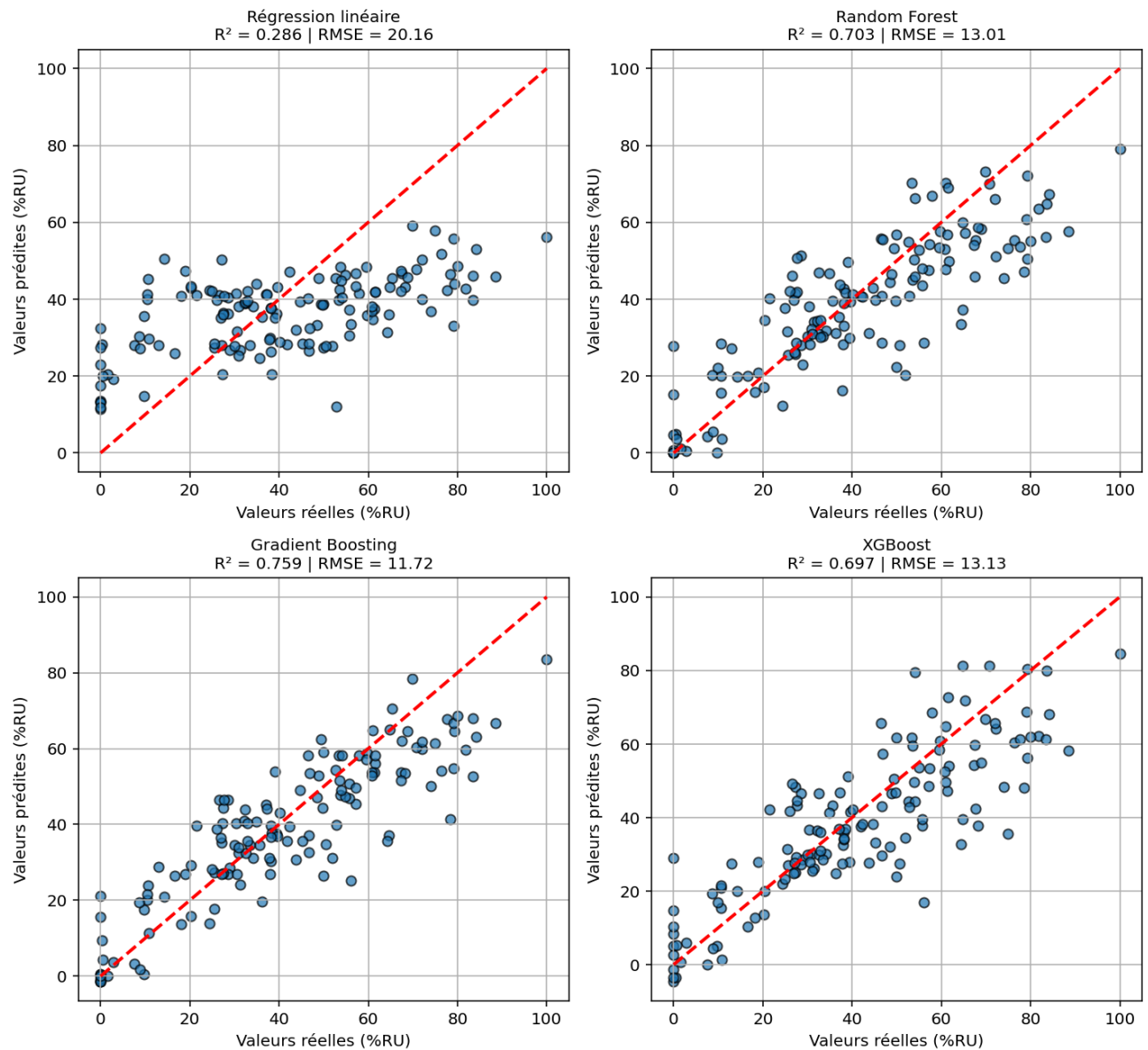


Figure 19 : Comparaison entre les valeurs observées et prédites de la réserve utile (%RU) pour les modèles de régression linéaire, Random Forest, Gradient Boosting et XGBoost.

Les performances respectives des modèles appliqués à l'estimation de la réserve utile (%RU), évaluées au moyen du R^2 et du RMSE, sont synthétisées dans la Figure 20. Les modèles basés sur les arbres (RF, GB et XGBoost) présentent des valeurs de RMSE inférieures à 14 %, tandis que la régression linéaire dépasse les 20 %, confirmant la supériorité des approches non linéaires pour la prédiction du %RU.

Parmi l'ensemble des modèles testés, le Gradient Boosting se distingue légèrement, affichant le R^2 le plus élevé (0,76) et le RMSE le plus faible (~11,8). Ces résultats témoignent de sa capacité à modéliser de manière stable et précise les interactions complexes entre ΔT , TWI et %RU.

Ainsi, la comparaison des modèles met en évidence la pertinence des méthodes d'ensemble (ensemble learning) pour la modélisation de la réserve utile, démontrant leur aptitude à reproduire la variabilité hydrique intra-parcellaire à partir d'un nombre limité de paramètres d'entrée.

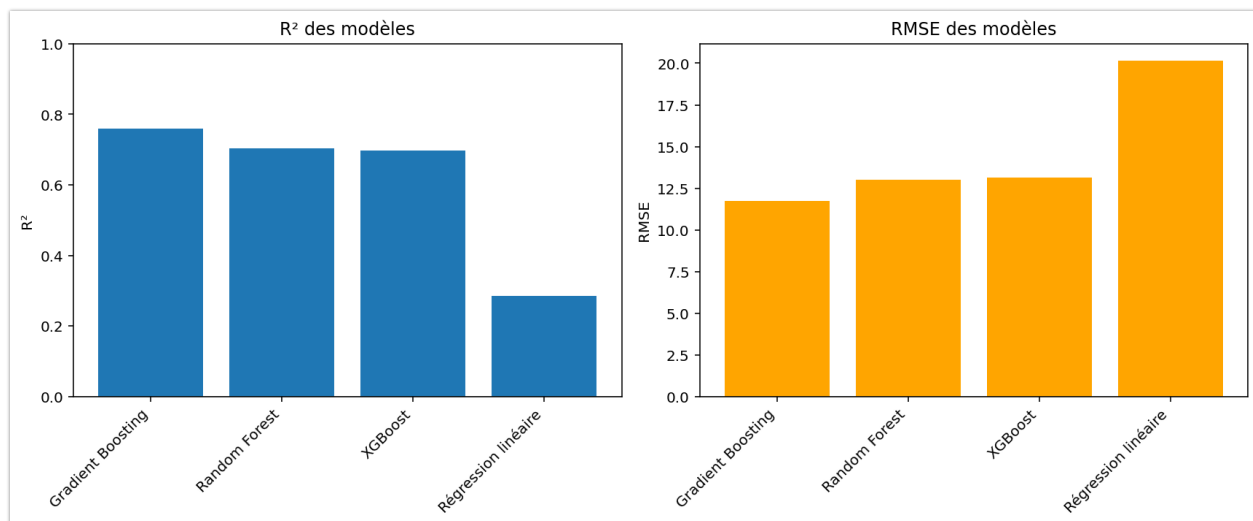


Figure 20 : Comparaison des performances des modèles d'apprentissage automatique et de la régression linéaire.

4.4 Cartographie prédite de la réserve utile (%RU)

Le modèle entraîné à partir des données ponctuelles a ensuite été appliqué sur l'ensemble des images raster d'entrée, représentant les variables explicatives du modèle, soit la différence thermique (ΔT), la température de la canopée (T_{plante}) et l'indice topographique d'humidité (TWI). Cette opération a permis de générer une carte prédictive continue de la réserve utile (%RU) sur l'ensemble de la parcelle expérimentale. Cette approche offre la possibilité de spatialiser les estimations issues du modèle et d'identifier, à l'échelle du champ, les zones contrastées du point de vue hydrique, allant des secteurs les plus déficitaires en eau (faible %RU,

ΔT élevé, TWI faible) aux zones plus humides et favorables à la croissance (fort %RU, ΔT faible, TWI élevé). La distribution spatiale de la réserve utile (%RU) obtenue à partir du modèle Gradient Boosting, construit à partir des rasters de ΔT , de T_{plante} et du TWI, est présentée dans la figure (Figure 21).

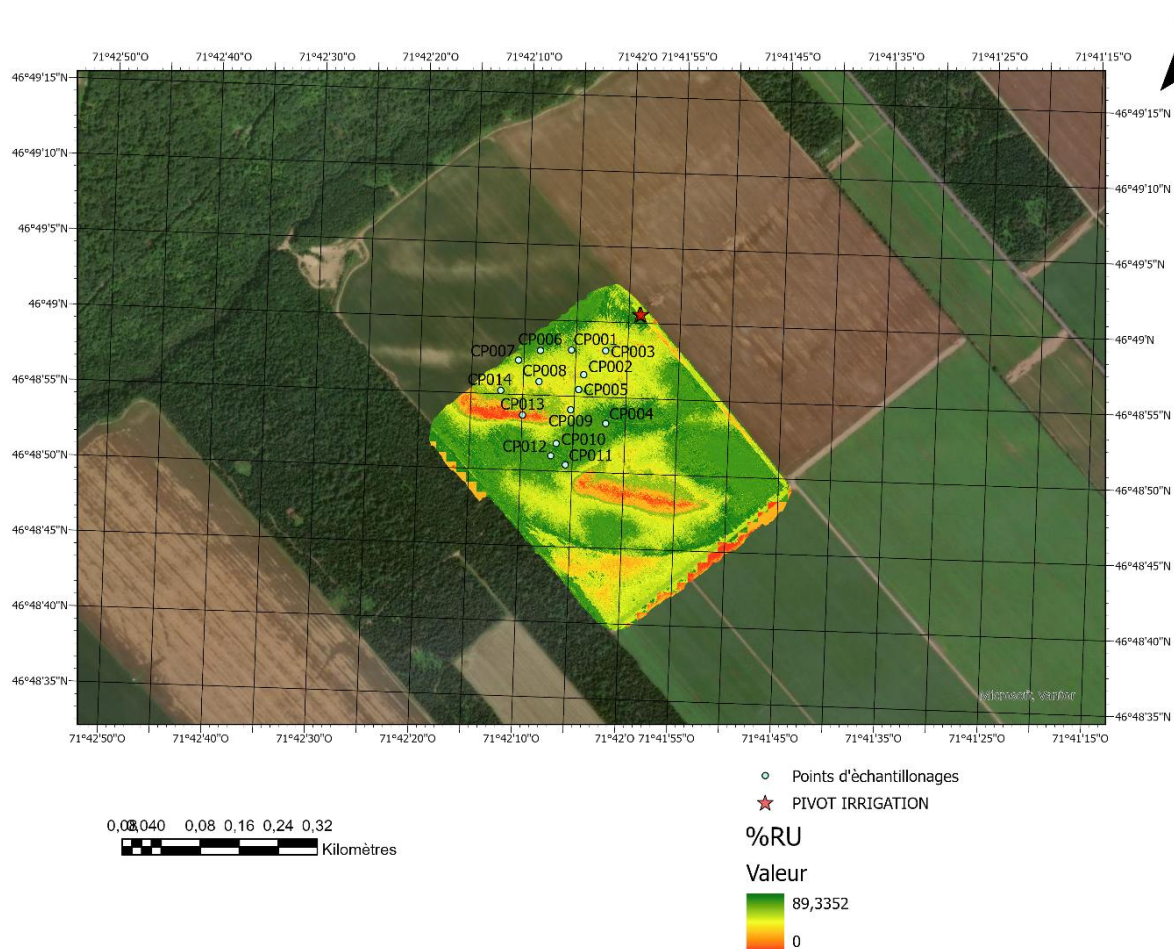


Figure 21 : Distribution spatiale de la réserve utile prédite pour le champ 41.

La carte met en évidence une forte variabilité spatiale de la réserve utile à l'échelle intra-parcellaire, traduisant les différences locales de disponibilité en eau dans le sol. Les valeurs les plus faibles de %RU (zones en orange à rouge) se concentrent dans la partie sud et sud-est du champ, correspondant à des zones légèrement en pente ou mieux drainées. Ces secteurs sont également ceux où les valeurs de ΔT étaient les plus élevées, ce qui confirme la cohérence entre les réponses thermiques du couvert et la prédiction du %RU.

À l'inverse, les zones vertes indiquent des valeurs élevées de réserve utile (jusqu'à environ 85–90 %), localisées principalement dans les dépressions topographiques ou zones basses où l'eau a tendance à s'accumuler. Cette distribution correspond à des conditions plus humides et à une moindre contrainte hydrique pour la plante. La cohérence spatiale entre la carte prédite de %RU, les cartes de ΔT et de TWI confirme la fiabilité du modèle de prédiction et sa capacité à reproduire fidèlement les gradients hydriques observés sur le terrain. Ces résultats illustrent également la pertinence d'intégrer des informations topographiques (TWI) dans les modèles d'estimation de la réserve utile (%RU), afin d'améliorer la précision des estimations dans les parcelles à microrelief contrasté.

On observe également que la répartition spatiale du %RU reflète la structure du système d'irrigation. Les secteurs situés à proximité du pivot d'irrigation présentent des valeurs de réserve utile plus élevées, tandis que les zones périphériques qui ne sont pas encore atteintes ou couvertes par l'arrosage du pivot montrent des niveaux plus faibles de %RU. Cette distinction entre zones déjà irriguées et zones encore non irriguées renforce l'interprétation hydrique de la parcelle et confirme l'effet direct du mode d'application de l'eau sur la distribution spatiale de l'humidité du sol. En somme, cette approche permet de localiser rapidement les zones à risque de déficit hydrique, offrant un outil d'aide à la décision pour la gestion ciblée de l'irrigation, tout en réduisant les intrants en eau et en favorisant une agriculture de précision durable.

5 DISCUSSION

Les résultats obtenus dans cette étude ont démontré la capacité du modèle Gradient Boosting à estimer avec une bonne précision la réserve utile (%RU) à partir de données thermiques et topographiques. Le modèle a atteint un coefficient de détermination (R^2) de 0,75, indiquant une bonne correspondance entre les valeurs prédites et mesurées, tandis que la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE <12%) témoigne d'une précision satisfaisante pour un contexte de terrain hétérogène.

Ces performances confirment la robustesse des modèles d'ensembles tels que Random Forest, Gradient Boosting et XGBoost, capable de modéliser des relations non linéaires entre les variables explicatives (ΔT , T_{plante} , TWI) et le pourcentage de la réserve utile (%RU). Contrairement aux régressions linéaires, limitées à des dépendances simples, le Gradient Boosting capte les interactions complexes entre les caractéristiques thermiques et topographiques du champ, améliorant ainsi la précision spatiale du %RU.

L'analyse spatiale de la carte prédite du %RU montre une variabilité hydrique cohérente avec la topographie et la morphologie du terrain : les zones concaves et à faible pente, identifiées par des valeurs élevées de TWI, présentent des %RU supérieurs, tandis que les zones convexes, plus drainantes, affichent des déficits hydriques marqués. Cette cohérence spatiale indique que le modèle capture bien les processus hydrologiques réels qui gouvernent la répartition de l'eau dans le sol.

De plus, la corrélation observée entre la différence thermique (ΔT) et la réserve utile (%RU) confirme la valeur du ΔT comme indicateur indirect de stress hydrique. Lorsque le sol devient plus sec, la transpiration diminue, la température foliaire augmente et le ΔT ($T_{\text{plante}} - T_{\text{air}}$) s'accroît. Ce phénomène est conforme à la théorie de la régulation stomatique et constitue la base physiologique justifiant l'emploi des données thermiques pour l'estimation de l'état hydrique de la culture. Cependant, les résultats montrent que ces paramètres thermiques ne peuvent pas être utilisés seuls pour prédire la réserve utile avec précision. La température de la canopée est également influencée par la topographie, notamment dans les terrains présentant une forte variabilité topographique, où les zones en crête, en pente ou en bas-fond n'ont pas les mêmes conditions de drainage ni la même disponibilité en eau. Dans ces contextes, l'intégration d'une variable topographique comme le TWI devient essentielle pour mieux représenter l'hétérogénéité spatiale et améliorer la qualité des prédictions.

Ainsi, les résultats démontrent non seulement la fiabilité du modèle retenu, mais aussi la pertinence de combiner paramètres thermiques et variables topographiques pour estimer la réserve en eau disponible, en particulier dans les champs où la topographie joue un rôle déterminant dans la distribution de l'humidité du sol.

Comparativement à la littérature, les résultats de cette étude se distinguent par leur caractère quantitatif et continu. Les travaux antérieurs, comme ceux de Duarte-Carvajalino et al. (2021) ont principalement visé une classification qualitative du stress hydrique (catégories de stress faible, modéré, sévère) à partir d'images hyperspectrales et thermiques. Bien que ces approches aient montré une bonne capacité de discrimination ($R^2 \approx 0,70$), elles ne permettent pas d'obtenir une mesure directe de la disponibilité en eau dans le sol. Le présent travail franchit ce pas en proposant une quantification directe du stress, exprimée en %RU, c'est-à-dire la proportion d'eau disponible par rapport à la capacité de rétention maximale du sol.

Cette approche s'aligne sur les recommandations récentes de Sun et al. (2022) qui insistent sur l'importance d'un changement de paradigme : passer d'une détection qualitative à une modélisation quantitative des processus hydriques, en intégrant les contraintes du milieu. L'ajout du TWI (Topographic Wetness Index) dans le modèle répond précisément à cette exigence, en permettant de contextualiser les mesures thermiques selon la dynamique de ruissellement et d'infiltration du site. Par rapport aux études utilisant uniquement des indices spectraux (NDVI, NDRE, NDWI), notre approche offre une meilleure sensibilité aux variations hydriques rapides. Les indices de végétation réagissent lentement, car ils reflètent des changements structuraux (biomasse, chlorophylle), alors que les données thermiques captent des réponses instantanées à la contrainte hydrique (fermeture stomatique, évaporation réduite). Cette rapidité de réponse rend la télédétection thermique particulièrement adaptée à la surveillance en temps réel des cultures (Li & Yan, 2024). Enfin, la performance du Gradient Boosting observée ici rejoint les résultats obtenus par J. Duarte-Carvajalino et al. (2021) et Han et al. (2023), qui ont confirmé la supériorité des modèles d'ensemble sur les régressions linéaires ou les méthodes simples de forêts aléatoires dans la prédiction de l'humidité du sol à partir de données satellitaires ou UAV.

La capacité du Gradient Boosting à ajuster de manière itérative les erreurs résiduelles des arbres précédents en fait un algorithme particulièrement robuste face à la variabilité spatiale et instrumentale des données agricoles.

Malgré les performances élevées du modèle Gradient Boosting ($R^2 = 0,75$), certaines limites doivent être soulignées afin de replacer ces résultats dans leur contexte expérimental et

instrumental. Tout d'abord, la caméra thermique Zenmuse XT2, utilisée dans cette étude, est un capteur non refroidi dont la stabilité radiométrique dépend fortement des conditions environnementales. Plusieurs travaux (Melis et al., 2020; Virtue et al., 2021) ont montré que ce type de capteur peut présenter une dérive thermique interne de plusieurs degrés lorsque la température ambiante ou l'irradiance solaire varient au cours du vol. Pour cette raison, les images thermiques ne peuvent pas être utilisées seules pour estimer la réserve utile (%RU). Elles doivent impérativement être validées par des mesures *in situ*, réalisées à l'aide de capteurs de température placés directement sur la culture (comme les sondes RT-1 utilisées dans cette étude). Ensuite, bien que le jeu de données comporte plusieurs dates d'acquisition, celles-ci concernent un seul site expérimental (Champ 41). Cette approche permet de représenter la variabilité temporelle intra-parcelle, mais elle ne capture pas pleinement la diversité des conditions agroclimatiques rencontrées à plus grande échelle. Ainsi, la portée du modèle demeure limitée à des conditions environnementales et pédologiques similaires. L'intégration future de données issues de plusieurs champs et de saisons de culture distinctes permettrait d'améliorer la robustesse, la généralisation et la transférabilité du modèle. Une telle extension offrirait également la possibilité d'analyser plus finement la dynamique interannuelle du stress hydrique, en tenant compte des variations climatiques et des différences de texture ou de structure du sol. De plus, il serait essentiel d'appliquer cette méthodologie à d'autres variétés de pomme de terre, afin d'évaluer la sensibilité du modèle aux différences physiologiques entre différents cultivars. Dans cette étude, les analyses ont été réalisées sur la variété Russet Burbank, une variété de pomme de terre largement cultivée au Québec et reconnue pour sa sensibilité au stress hydrique. En effet, la réponse thermique et hydrique peut varier selon la variété, notamment en raison de différences de morphologie foliaire, de profondeur racinaire ou de vitesse de transpiration. La littérature étant encore limitée sur ces thématiques, le nombre d'études comparatives mobilisables demeure restreint, ce qui témoigne du caractère innovant de l'approche adoptée dans cette recherche.

6 CONCLUSION

Cette recherche s'inscrit dans le cadre de la gestion durable des ressources hydriques en agriculture et met en évidence le potentiel de la télédétection thermique par drone, combinée à des modèles d'apprentissage automatique, pour estimer la réserve utile (%RU) de la culture de la pomme de terre. L'objectif principal était d'évaluer dans quelle mesure les données thermiques acquises par drone pouvaient permettre d'estimer la réserve utile (%RU) du sol, indicateur clé du statut hydrique, et de spatialiser cette information à l'échelle de la parcelle.

Les résultats ont démontré que la combinaison des variables thermiques (ΔT , T_{plante}) et topographiques (TWI) constitue une approche robuste pour caractériser la variabilité spatiale de la réserve utile (%RU). Parmi les modèles testés, le Gradient Boosting a montré la meilleure performance ($R^2 = 0,75$), surpassant les approches. Cette performance souligne la capacité de ce modèle à capturer les relations non linéaires entre les variables explicatives et la réserve utile, tout en maintenant une bonne stabilité malgré un jeu de données restreint.

Par ailleurs, les résultats confirment que les paramètres thermiques seuls ne suffisent pas à prédire de manière fiable la réserve utile dans un champ présentant une forte variabilité topographique. Les différences de pente, de drainage et de position dans le paysage modifient simultanément la distribution de l'humidité du sol et la température de la canopée, limitant la capacité prédictive de ΔT et T_{plante} lorsqu'ils sont utilisés isolément. Cependant, dans des parcelles beaucoup plus homogènes ou topographiquement planes, la relation entre les paramètres thermiques et le statut hydrique pourrait être plus directe, ce qui souligne l'importance du contexte géomorphologique dans l'interprétation des données thermiques.

L'un des apports majeurs de cette étude réside dans le fait qu'elle ne se limite pas à une classification du stress hydrique en niveaux (faible, moyen, élevé), comme cela est souvent le cas dans la littérature, mais qu'elle vise une quantification continue de la réserve utile. Cette approche permet une interprétation agronomique plus fine et ouvre la voie à une utilisation opérationnelle pour la gestion de l'irrigation de précision. En outre, l'intégration du Topographic Wetness Index (TWI) dans le modèle constitue une innovation méthodologique, car elle permet de relier la dynamique hydrique du sol à la morphologie du terrain. Les zones à fort TWI, souvent concaves, se sont révélées plus humides, tandis que les zones convexes, mieux drainées, présentaient une disponibilité en eau plus faible, un résultat cohérent avec les observations in situ et les études précédentes (Riihimäki et al., 2021; Winzeler et al., 2022).

L'analyse temporelle des données thermiques a montré que les ΔT maximales journalières (ΔT_{max}) surviennent généralement entre 13 h et 14 h, correspondant au pic de stress hydrique observé sur le couvert végétal. Cette observation permet de recommander aux producteurs d'effectuer les vols de drone durant cette plage horaire, afin de maximiser la détection du stress et d'obtenir des cartes thermiques plus représentatives.

Dans une optique d'application opérationnelle, nous avons volontairement cherché à simplifier le modèle en minimisant le nombre de paramètres d'entrée. Les trois variables principales — ΔT , T_{plante} et TWI — se sont révélées suffisantes pour expliquer la variabilité de la réserve utile avec une précision satisfaisante. Cette simplification rend le modèle plus léger, plus rapide à appliquer et plus facilement transférable à d'autres contextes agricoles, tout en maintenant une performance robuste.

L'approche développée a permis de générer une cartographie fine de la distribution spatiale de la réserve en eau, contribuant ainsi à une gestion plus ciblée et efficace de l'irrigation. Elle automatise et simplifie la prise de décision, tout en optimisant l'utilisation de l'eau et en réduisant les pertes liées au stress hydrique.

Afin d'améliorer la précision et la transférabilité du modèle, plusieurs recommandations peuvent être formulées. Il serait d'abord pertinent de renforcer la qualité des données thermiques en utilisant, lors des prochaines campagnes, des caméras thermiques refroidies ou en appliquant des procédures rigoureuses de correction radiométrique et atmosphérique, afin de réduire les dérives liées aux conditions environnementales. De plus, l'élargissement de la base de données spatio-temporelle, par l'acquisition de nouvelles images sur plusieurs champs, régions et saisons de culture, permettrait d'accroître la robustesse et la généralisabilité du modèle à différents contextes agroclimatiques. Enfin, il serait essentiel d'évaluer le modèle sur d'autres variétés de pomme de terre, puisque la réponse thermique et hydrique peut varier d'un cultivar à l'autre en fonction de la morphologie foliaire, de la profondeur racinaire ou de la conductance stomatique, influençant ainsi la dynamique du stress hydrique et la performance des modèles prédictifs.

Bien que les études portant sur la détection du stress hydrique ou sur la quantification de la réserve utile restent limitées, les travaux existants montrent un fort potentiel pour le développement de méthodes intégrant la télédétection thermique et l'apprentissage automatique, un champ de recherche encore émergent.

7 RÉFÉRENCES

- Abdel-Rehem, N., Abido, A., Gaber, M., & Abdel-Nasser, G. (2019). Impact of Irrigation Deficit, Soil Conditioner and Antitranspirant on Yield and Quality of Potato. *Alexandria Journal of Soil and Water Sciences*, 3(1), 20-35. <https://doi.org/10.21608/ajsws.2019.225932>
- Ahmad, U., Alvino, A., & Marino, S. (2021). A Review of Crop Water Stress Assessment Using Remote Sensing. *Remote Sensing*, 13(20). <https://doi.org/10.3390/rs13204155>
- Ahmed Osmanr, A. I., AlDahoul, N., Chong, K. L., Huang, Y. F., Ng, J. L., Elshafie, A., Sherif, M., & Ahmed, A. N. (2025). A review on machine learning models for drought monitoring and forecasting. *Climate Risk Management*, 100758. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.crm.2025.100758>
- Aliche, E., Oortwijn, M., Theeuwen, T., Bachem, C., Visser, R., & Linden, C. (2018). Drought response in field grown potatoes and the interactions between canopy growth and yield. *Agricultural Water Management*, 206, 20-30. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.04.013>
- Berni, J. A. J., Zarco-Tejada, P. J., Sepulcre-Cantó, G., Fereres, E., & Villalobos, F. (2009). Mapping canopy conductance and CWSI in olive orchards using high resolution thermal remote sensing imagery. *Remote Sensing of Environment*, 113(11), 2380-2388. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.06.018>
- Bouras, c. (2022). *COURS BASES D'IRRIGATION*
- Cambouris, A., St. Luce, M., Zebarth, B., Ziadi, N., Grant, C., & Perron, I. (2016). Potato Response to Nitrogen Sources and Rates in an Irrigated Sandy Soil. *Agronomy Journal*, 108, 391–401. <https://doi.org/10.2134/agronj2015.0351>
- Centre pour la lutte antiparasitaire d'Agriculture et Agroalimentaire Canada. (2005). Profil de la culture de la pomme de terre au Canada https://publications.gc.ca/collections/collection_2009/agr/A118-10-22-2005F.pdf
- Chaves, M. M., Flexas, J., & Pinheiro, C. (2009). Photosynthesis under drought and salt stress: regulation mechanisms from whole plant to cell. *Ann Bot*, 103(4), 551-560. <https://doi.org/10.1093/aob/mcn125>
- Cousin, C. D. C. R. I. (2020). La Réserve Utile: concepts, outils, controverses. HAL Id: hal-01595478 <https://hal.science/hal-01595478v1>
- Cucho-Padin, G., Rinza, J., Ninanya, J., Loayza, H., Quiroz, R., & Ramírez, D. A. (2020). Development of an Open-Source Thermal Image Processing Software for Improving Irrigation Management in Potato Crops (*Solanum tuberosum* L.). *Sensors*, 20(2), 472. <https://doi.org/10.3390/s20020472>
- Desmet, F. (2023). La réserve utile. <https://agriculture.wallonie.be/home/recherche-developpement/adaptations-a-la-secheresse/resilience-en-grandes-cultures/efficience-en-eau/la-reserve-utile.html>
- Djaman, K., Koudahe, K., Saibou, A., Darapuneni, M., Higgins, C., & Irmak, S. (2022). Soil Water Dynamics, Effective Rooting Zone, and Evapotranspiration of Sprinkler Irrigated Potato in a Sandy Loam Soil. *Agronomy*, 12(4), 864. <https://doi.org/10.3390/agronomy12040864>
- DJI. (2025). <https://www.dji.com/support/product/zenmuse-xt2>.

- Duarte-Carvajalino, J., Silva A, E. A., Goez, G., Torres, L., Ocampo-Paez, O., & Castaño-Marín, A. (2021). Estimation of Water Stress in Potato Plants Using Hyperspectral Imagery and Machine Learning Algorithms. *Horticulturae*, 7, 176. <https://doi.org/10.3390/horticulturae7070176>
- Duarte-Carvajalino, J. M., Silva-Arero, E. A., Góez-Vinasco, G. A., Torres-Delgado, L. M., Ocampo-Paez, O. D., & Castaño-Marín, A. M. (2021). Estimation of Water Stress in Potato Plants Using Hyperspectral Imagery and Machine Learning Algorithms. *Horticulturae*, 7(7). <https://doi.org/10.3390/horticulturae7070176>
- FAO. (2024). Crop Water and Irrigation Requirements Program of FAO (CROPWAT). https://www.fao.org/land-water/land/land-governance/land-resources-planning-toolbox/category/details/fr/c/1026559/?utm_source
- Farooq, M., Wahid, A., Kobayashi, N., Fujita, D., & Basra, S. M. A. (2009). Plant drought stress: effects, mechanisms and management. *Agronomy for Sustainable Development*, 29(1), 185-212. <https://doi.org/10.1051/agro:2008021>
- Han, Q., Zeng, Y., Zhang, L., Cira, C.-I., Prikaziuk, E., Duan, T., Wang, C., Szabó, B., Manfreda, S., Zhuang, R., & Su, B. (2023). Ensemble of optimised machine learning algorithms for predicting surface soil moisture content at a global scale. *Geoscientific Model Development*, 16(20), 5825-5845. <https://doi.org/10.5194/gmd-16-5825-2023>
- Han, Y.-h., Tarakey, B. A., Hong, S.-J., Kim, S.-Y., Kim, E., Lee, C.-H., & Kim, G. (2021). Calibration and Image Processing of Aerial Thermal Image for UAV Application in Crop Water Stress Estimation. *Journal of Sensors*, 2021(1). <https://doi.org/10.1155/2021/5537795>
- Hao, X., Ball, B. C., Culley, J. L. B., Carter, M., & R., P., G. W. (2008). Soil density and porosity. Soil sampling and methods of analysis. 743-759. .
- Hill, D., Koryzis, A., Nelson, D., Hammond, J., & Bell, L. (2024). Investigating the utility of potato (*Solanum tuberosum* L.) canopy temperature and leaf greenness responses to water-restriction for the improvement of irrigation management. *Agricultural Water Management*, 303, 109063. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.109063>
- Hoffmann, H., Nieto, H., Jensen, R., Guzinski, R., Zarco-Tejada, P., & Friberg, T. (2016). Estimating evaporation with thermal UAV data and two-source energy balance models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(2), 697-713. <https://doi.org/10.5194/hess-20-697-2016>
- Jackson, R. D., Idso, S. B., Reginato, R. J., & Pinter, P. J. (1981). Canopy temperature as a crop water stress indicator. *Water Resources Research*, 17(4), 1133-1138. <https://doi.org/10.1029/WR017i004p01133>
- Javadian, M., Scott, R. L., Woodgate, W., Richardson, A. D., Dannenberg, M. P., & Smith, W. K. (2024). Canopy temperature dynamics are closely aligned with ecosystem water availability across a water- to energy-limited gradient. *Agricultural and Forest Meteorology*, 357, 110206. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2024.110206>
- Jolivot, A., Gómez-Candón, D., Labbé, S., Virlet, N., & Regnard, J. L. (2017). Acquisition d'Images Thermiques Par Drone : Corrections Radiométriques À Partir De Données Terrain. *Revue Française De Photogrammétrie Et De Télédétection*(213), 117-123. <https://doi.org/10.52638/rfpt.2017.194>

- Kheimi, M., & Zounemat-Kermani, M. (2025). Conventional and advanced AI-based models in soil moisture prediction. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 139, 103944. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2025.103944>
- Kotchl, S. O. (2004). *DÉTECTION DU STRESS HYDRIQUE PAR THERMOGRAPHIE INFRAROUGE : Application à la culture de la pomme de terre*
- Li, M., & Yan, Y. (2024). Comparative Analysis of Machine-Learning Models for Soil Moisture Estimation Using High-Resolution Remote-Sensing Data. *Land*, 13(8). <https://doi.org/10.3390/land13081331>
- Li, S., Kupriyanovich, Y., Wagg, C., Zheng, F., & Hann, S. (2023). Water Deficit Duration Affects Potato Plant Growth, Yield and Tuber Quality. *Agriculture*, 13(10), 2007. <https://doi.org/10.3390/agriculture13102007>
- Ludovisi, R., Tauro, F., Salvati, R., Khoury, S., Scarascia, G. M., & Harfouche, A. (2017). UAV-Based Thermal Imaging for High-Throughput Field Phenotyping of Black Poplar Response to Drought. *Frontiers in Plant Science*, 8. <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.01681>
- Luitel, B. P., Khatri, B. B., Choudhary, D., Paudel, B., Sung, J. J. Y., Baek, H.-J., Cheol, K. H., & Yul, R. K. (2015). Growth and Yield Characters of Potato Genotypes Grown in Drought and Irrigated Conditions of Nepal. *International Journal of Applied Sciences and Biotechnology*, 3(3), 513-519. <https://doi.org/10.3126/ijasbt.v3i3.13347>
- Maniriho, A., Berti, F., Musabanganji, E., & Lebailly, P. P. (2021). La Rentabilité De La Production De Pomme De Terre Dans La Région Des Sols De Laves Au Rwanda. *Tropicultura*(4). <https://doi.org/10.25518/2295-8010.1909>
- MAPAQ. (2019). PORTRAIT DE LA PRODUCTION DE LA POMME DE TERRE AU QUÉBEC.
- MAPAQ. (2024). BioClips – La filière de la pomme de terre et ses retombées économiques.
- Martins, S., Lhissou, R., Chokmani, K., & Cambouris, A. (2023). Determining the Beginning of Potato Tuberization Period Using Plant Height Detected by Drone for Irrigation Purposes. *Agronomy*, 13(2). <https://doi.org/10.3390/agronomy13020492>
- Martins, S. C. A. (2020). *Développement d'un système expert basé sur l'apprentissage profond et des données de télédétection acquises par drone pour le pilotage de l'irrigation dans la culture de la pomme de terre*
- Melis, M., Da Pelo, S., Erbi, I., Loche, M., Deiana, G., Demurtas, V., Meloni, M., Dessì, F., Funedda, A., Scaioni, M., & Scaringi, G. (2020). Thermal Remote Sensing from UAVs: A Review on Methods in Coastal Cliffs Prone to Landslides. *Remote Sensing*, 12(12), 1971. <https://doi.org/10.3390/rs12121971>
- Messina, G., & Modica, G. (2020). Applications of UAV Thermal Imagery in Precision Agriculture: State of the Art and Future Research Outlook. *Remote Sensing*, 12(9), 1491. <https://doi.org/10.3390/rs12091491>
- Nasir, M. W., & Toth, Z. (2022). Effect of Drought Stress on Potato Production: A Review. *Agronomy*, 12(3). <https://doi.org/10.3390/agronomy12030635>
- Obidiegwu, J. E., Bryan, G. J., Jones, H. G., & Prashar, A. (2015). Coping with drought: stress and adaptive responses in potato and perspectives for improvement. *Front Plant Sci*, 6, 542. <https://doi.org/10.3389/fpls.2015.00542>
- Reynolds, D., & Topp, G. C. (2008). Soil water desorption and imbibition: tension and pressure techniques. *Soil Sampling and Methods of Analysis*, 981-997.

- Riihimäki, H., Kemppinen, J., Kopecký, M., & Luoto, M. (2021). Topographic Wetness Index as a Proxy for Soil Moisture: The Importance of Flow-Routing Algorithm and Grid Resolution. *Water Resources Research*, 57(10). <https://doi.org/10.1029/2021wr029871>
- Schafleitner, R. (2009). Growing More Potatoes with Less Water. *Tropical Plant Biology*, 2(3-4), 111-121. <https://doi.org/10.1007/s12042-009-9033-6>
- Segarra, J. (2024). Satellite Imagery in Precision Agriculture. In P. M. Priyadarshan, S. M. Jain, S. Penna, & J. M. Al-Khayri (Eds.), *Digital Agriculture: A Solution for Sustainable Food and Nutritional Security* (pp. 325-340). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43548-5_10
- Segarra, J., Buchailot, M. L., Araus, J. L., & Kefauver, S. C. (2020). Remote Sensing for Precision Agriculture: Sentinel-2 Improved Features and Applications. *Agronomy*, 10(5). <https://doi.org/10.3390/agronomy10050641>
- Sun, C., Zhou, J., Ma, Y., Xu, Y., Pan, B., & Zhang, Z. (2022). A review of remote sensing for potato traits characterization in precision agriculture. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.871859>
- Thibault, P. (2003). L'importance d'une irrigation adéquate de la culture de pomme de terre https://www.agrireseau.net/pdt/documents/patrice_thibault.pdf
- Virtue, J., Turner, D., Williams, G., Zeliadt, S., McCabe, M., & Lucieer, A. (2021). Thermal Sensor Calibration for Unmanned Aerial Systems Using an External Heated Shutter. *Drones*, 5(4), 119. <https://doi.org/10.3390/drones5040119>
- Wang, L., Miao, Y., Han, Y., Li, H., Zhang, M., & Peng, C. (2023). Extraction of 3D distribution of potato plant CWSI based on thermal infrared image and binocular stereovision system. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1104390>
- Winzeler, H. E., Owens, P. R., Read, Q. D., Libohova, Z., Ashworth, A., & Sauer, T. (2022). Topographic Wetness Index as a Proxy for Soil Moisture in a Hillslope Catena: Flow Algorithms and Map Generalization. *Land*, 11(11), 2018. <https://doi.org/10.3390/land11112018>
- Yadav, A., Yadav, A., Kashyap, P., & Alam, M. (2023). *Water management for potato crop (Solanum tuberosum) under scarcity conditions*.
- Zhang, L., Meng, Q., Yao, S., Wang, Q., Zeng, J., Zhao, S., & Ma, J. (2018). Soil Moisture Retrieval From the Chinese GF-3 Satellite and Optical Data Over Agricultural Fields. *Sensors*, 18(8), 2675. <https://doi.org/10.3390/s18082675>