



Institut national
de la recherche
scientifique

Gestion intégrée de la culture de pomme de terre à l'aide de la télédétection par drone : Fertilisation azotée, irrigation, qualité d'émergence et calibrage

Rapport Final

Pour :

Le Consortium de recherche sur la pomme de terre du Québec (CRPTQ)

a/s Isabelle Marquis

isabelle.marquis@crptq.ca

Par :

Dr Karem Chokmani

Institut National de la Recherche Scientifique – INRS CETE

490 de la Couronne, Québec (QC), G1K 9A9

Tel (418) 654-2570

karem.Chokmani@inrs.ca

29/02/2024

Ce travail a été appuyé financièrement par le Consortium de recherche sur la pomme de terre du Québec, Mitacs et Maxi Plant inc.

Membres de l'équipe :

Karem Chokmani, INRS

Sarah Cristina Araujo Martins, INRS

Rachid Lhissou, INRS

Corinne Dumais, INRS

Jimmy Poulin, INRS

Mariem Barbouchi, INRS

LISTE DE SYMBOLES

η	<i>La porosité du sol</i>
θ	<i>La teneur en eau du sol</i>
θ_c	<i>La teneur en eau critique du sol</i>
θ_{cc}	<i>La teneur en eau du sol à la capacité au champ</i>
θ_g	<i>La teneur en eau pondérale du sol</i>
θ_{pfp}	<i>La teneur en eau du sol au point de flétrissement permanent</i>
θ_{sat}	<i>La teneur en eau du sol à la saturation</i>
θ_v	<i>La teneur en eau volumique du sol</i>
ρ_λ	<i>La réflectance dans une longueur d'onde quelconque (λ)</i>
P_a	<i>La masse volumique apparente du sol</i>
P_{eau}	<i>La masse volumique du sol</i>
ψ_f	<i>Le potentiel des feuilles</i>
ψ_m	<i>Le potentiel matriciel du sol</i>
Dr	<i>Le déficit hydrique dans la RFU</i>
ET_0	<i>L'évapotranspiration de référence</i>
ET_c	<i>L'évapotranspiration spécifique de la culture</i>
ET_{op}	<i>L'évapotranspiration optimale</i>
ET_p	<i>L'évapotranspiration potentielle</i>
F_g	<i>La force de la gravité</i>
F_r	<i>La force de rétention des particules solides du sol</i>
F_s	<i>La force de succion des racines</i>
H_{max}	<i>La hauteur maximale des plantes</i>
i	<i>La journée</i>
$(i - 1)$	<i>La veille</i>
K_{cb}	<i>Le coefficient cultural</i>
$K_{cbmoven}$	<i>Le coefficient cultural moyen</i>
K_s	<i>Le coefficient de stress hydrique</i>
M_{air}	<i>La masse du sol séché à l'air</i>
M_{sec}	<i>La masse du sol séché à l'étuve</i>
Pe	<i>L'eau qui reste effectivement dans le sol (gains – pertes)</i>
PR	<i>La profondeur d'enracinement</i>
PR_{max}	<i>La profondeur maximale d'enracinement</i>
T_{air}	<i>La température de l'air</i>
T_c	<i>La température de la canopée</i>
$T_{critique}$	<i>La température critique de la canopée</i>
T_{ns}	<i>La température de la canopée hors de stress hydrique</i>
T_s	<i>La température de la canopée en stress hydrique</i>

LISTE D'ACRONYMES

<i>CE</i>	<i>Conductivité électrique</i>
<i>CWSI</i>	<i>Crop Water Stress Index</i>
<i>CWSI</i> simplifié	<i>Crop Water Stress Index Simplified</i>
<i>DACT</i>	<i>Degrees Above Canopy Threshold</i>
<i>DANS</i>	<i>Degrees Above Non-Stressed</i>
<i>ET</i>	<i>Évapotranspiration</i>
<i>GNDVI</i>	<i>Green Normalized Difference Index</i>
<i>LAI</i>	<i>Leaf Area Index</i>
<i>MDE</i>	<i>Modèle digital d'élévation</i>
<i>MDT</i>	<i>Modèle digital du terrain</i>
<i>MP01</i>	<i>Marmite à pression 01 (max. 3 bars)</i>
<i>MP02</i>	<i>Marmite à pression 02 (max. 17 bars)</i>
<i>MVA</i>	<i>Masse volumique apparente du sol</i>
<i>MVR</i>	<i>Masse volumique réelle du sol</i>
<i>NDVI</i>	<i>Normalized Difference Index</i>
<i>NDWI</i>	<i>Normalized Difference Water Index</i>
<i>NIR</i>	<i>Infrarouge proche</i>
<i>PRI</i>	<i>Photochemical Reflectance Index</i>
<i>RDVI</i>	<i>Renormalized Vegetation Index</i>
<i>RGB</i>	<i>Bandes spectrales du bleu, vert et rouge</i>
<i>RN</i>	<i>Réseau de neurones</i>
<i>RNC</i>	<i>Réseau de neurones convolutif</i>
<i>SAVI</i>	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>
<i>SRWI</i>	<i>Simple Ration Water Index</i>
<i>SVM</i>	<i>Support Vector Machines</i>
<i>SWIR</i>	<i>Infrarouge d'onde courte</i>
<i>Tc_ratio</i>	<i>Indice de rapport de température</i>
<i>UAV</i>	<i>Unmanned Aerial Vehicle</i>
<i>VIS</i>	<i>Visible</i>
<i>VNIR</i>	<i>Visible et infrarouge proche</i>
<i>VPD</i>	<i>Vapor Pressure Deficit (pression de vapeur)</i>
<i>WDI</i>	<i>Water Deficit Index</i>
<i>WI</i>	<i>Water Index</i>

TABLE DE MATIÈRES

Avant-propos.....	9
1. Objectif du projet	10
2. Calendrier général	10
3. Zone d'étude	12
4. Mise à jour des activités	14
4.1. Délimitation des Zones d'Aménagement (ZM) et suivi du stress hydrique de la CPT	14
4.1.2 Développer une approche pour connaître le point critique pour l'irrigation (PCI) d'un champ de la PDT	21
4.2. Gestion Intra-saisonnière de la fertilisation azotée de la CPT à l'aide de drone 30	
4.2.1. Délimiter des MZ en utilisant l'imagerie par drone et la comparer avec celle obtenue par CEa de Veris	30
4.2.2. Développer un modèle de caractérisation du statut azotée à l'aide de l'imagerie hyperspectrale acquise par drone.....	33
4.3. Suivi de la densité des plants.....	38
4.4. Caractérisation du calibre des pommes de terre par caméra.....	44
4.4.1. Problématique.....	44
4.4.2. Matériels et méthodes.....	44
4.4.2.1. Méthodologie.....	44
4.4.2.2. Données et pré-traitement.....	46
4.4.2.3. Architectures et modèles	47
4.4.2.4. Inférence et post-traitement.....	48
4.4.2.5. Conception de l'application mobile	48
4.4.2.6. Robustesse aux variations de couleurs	49
4.4.2.7. Détection des cibles	50

4.4.2.8. Entraînement d'un modèle d'inférence du poids	51
4.4.3. Résultats et discussion	52
RÉFÉRENCES.....	58
Annexes	60

LISTE DE FIGURES

Figure 1 : Concept du SAD pour la régie intégrée de la CPT.	10
Figure 2 : Distribution de la végétation de la province de Québec, incluant l'agriculture.....	12
Figure 3 : Caractérisation du sol d'un des deux champs étudiés (type : loam sableux et classe : Sol sableux).....	13
Figure 4 Équipements utilisés pour acquérir les données de conductivité hydroélectrique du sol – VERIS.	14
Figure 5 : Carte de localisation des zones d'aménagement avec l'emplacement des points d'échantillonnage.....	15
Figure 6 : Les équipements faisant partie du dispositif de suivi d'humidité et de température (sol, plantes, atmosphère). a: station météorologique placée à côté du champ; b : datalogger responsable de l'enregistrement des données des sondes; c : sondes de température et humidité du sol à trois profondeurs (0-15, 15-30, 30-45 cm); d : sonde de température de la canopée; e : Mesures de profondeur des racines in situ et f : drone et caméras utilisés.....	16
Figure 7: Variations d'humidité dans la couche 0 – 15 cm par zone d'aménagement le long de la saison de croissance 2020. Les carrés rouges indiquent pluie, tandis que le carré jaune indique l'irrigation.....	20
Figure 8: Variations de température dans la couche 0 – 15 cm par zone d'aménagement le long de la saison de croissance 2020.....	20
Figure 9: Variations de température de la canopée dans tous les points d'échantillonnage le long de la saison de croissance 2020.....	21
Figure 10: évolution moyenne de la profondeur des racines par MZ obtenu lors des saisons de croissance 2019 (a) et 2020 (b).....	22
Figure 11. Évolution de la hauteur des plantes tout au long de la saison de croissance 2020 jusqu'à la stabilisation de H : Courbe de croissance (a) et taux de croissance par zones de gestion MZ01 (b), MZ02 (c) et MZ03 (d).....	23
Figure 12. Évolution de la hauteur des plantes tout au long de la saison de croissance 2021 jusqu'à la stabilisation de H : Courbe de croissance (a) et taux de croissance par zones de gestion MZ01 (b), MZ02 (c) et MZ03 (d).....	24
Figure 13. Matrice de corrélation entre la hauteur des cultures et la profondeur des racines par MZ - Saison de croissance 2020.....	25

Figure 14. Données météorologiques critiques pour toutes les saisons de croissance, précisément les précipitations liquides, le rayonnement solaire et la température.	27
Figure 15. A: Drone utilisé dans l'étude (Hydra-12, Altigator), B: Mosaïque de données hyperspectrales en couleurs vraies du champ étudié (RGB : bandds: 640 nm, 550 nm, 460 nm)	31
Figure 16. Zones de gestion obtenues à l'aide a) de données hyperspectrales obtenues par drone b) de la conductivité électrique du sol obtenue par Veris.....	32
Figure 17 : Protocole expérimental annuel.....	33
Figure 18 : Dispositif expérimental du champ 1.....	34
Figure 19 : Exemples de photos du drone utilisé et des missions sur le terrain....	35
Figure 20 : Corrélation entre deux indices de végétation et la concentration en nitrate pétiolaire	36
Figure 21 : Exemple d'image hyperspectrale a) vraies couleurs b) fausses couleurs	37
Figure 22 : Image RGB acquise par drone en mois de juin (fond : image google Earth)	39
Figure 23 : Segmentation issue de l'application de l'indice Excess Green (ExG) (droite). Image drone de base (gauche).....	40
Figure 24 : Extraction des plants, la ligne centrale rangs et les cellules de longueur qui correspond à la fréquence de semis	41
Figure 25 : exemple de cartes de densité obtenues	42
Figure 26 : Carte du pourcentage de qualité d'émergence des plants pour chaque rang	43
Figure 27 Schéma conceptuel.....	45
Figure 28 : Architecture du U-Net utilisé	47
Figure 29 : Effet des modifications au jeu de données sur deux images de test ...	50
Figure 30 : Résultats du modèle de détection de cibles sur 4 images de validation	51
Figure 31 : Résultat du système de reconnaissance des pommes de terre et des cibles et le QQ plot de largeur et longueur pour la variété a) Burbank et b) Mountain Gem.....	54

Figure 32 : Aperçu de l'application mobile. a) L'utilisateur prend ou sélectionne une photo, puis appuie sur « calibrer ». b) L'utilisateur valide visuellement si les résultats semblent adéquats. c) Les étapes a et b peuvent être répétées autant de fois que nécessaire. d) Dans le deuxième onglet, l'utilisateur a un aperçu des statistiques. e) En appuyant sur « Générer le rapport », l'utilisateur peut personnaliser les informations d'identification qui vont apparaître sur le rapport. f) L'utilisateur un aperçu du PDF, puis peut l'exporter. g) Le troisième onglet est une section « Guide » avec des informations, trucs et astuces concernant l'application.55

Figure 33 : de rapport produit par l'application56

LISTE DE TABLEAUX

Tableau 1 : Calendrier re-ajusté du projet	11
Tableau 2 : Caractéristiques de collecte de données par champ.	18
Tableau 3 : Normes météorologiques des saisons de croissance depuis la plantation jusqu'au PCI (Point Critique de l'Irrigation).	26
Tableau 4 : Performance de validation du modèle d'estimation de poids	52
Tableau 5 : Performance des modèles en évaluation	53

Avant-propos

Le présent projet porte sur le développement d'un Système d'Aide à la Décision pour la culture de la pomme de terre. Il avait initialement quatre objectifs (ou volets) notamment : la fertilisation azotée, l'irrigation, la densité des plantes et les mauvaises herbes notamment le souchet. Après, le changement du volet de détection du souchet par le calibrage des graines de patates a été sollicité par le partenaire industriel Maxi Plant. Cela a nécessité des changements dans la planification et l'organisation du projet ainsi que dans la répartition des tâches entre les membres de l'équipe. Pour ce faire, Corine Dumais étudiante en maîtrise a été recrutée pour accomplir le volet calibrage des patates. Les deux volets sur l'irrigation et sur la gestion de la fertilisation azotée rencontrent actuellement des retards en raison de différents facteurs. Tout d'abord, le départ du doctorant responsable du volet de la gestion azotée a entraîné un manque de personnel et un retard dans la réalisation de ce volet du projet. Ainsi une stagiaire 2^{ème} cycle a été recrutée en été 2022 pour travailler sur ce volet et la stagiaire postdoctorale Meriem Barbouchi qui a été recrutée pour commencera en juillet 2023 pour finir les travaux liés à ce volet. Toutefois, elle a eu un refus de VISA et permis de travail après des délais anormalement longs chez immigration Canada et la demande a été renouvelée en 2023. Concernant le volet irrigation, l'étudiante au doctorat a été en absence autorisée pour la totalité de l'année 2023 pour cause de maladie. Et malheureusement a décidé d'abandonner ses études doctorales en fin 2023 après avoir publié un article. Pour compléter les travaux de ce volet, nous avons obtenu le 16 novembre 2023, une bourse aux cycles supérieurs Mitacs Globalink pour recruter la stagiaire Aya Ben Youssef qui a commencé les travaux cette session d'hiver 2024.

En outre, le projet a été affecté par une cyberattaque à l'INRS en août 2022 qui a entraîné la perte de données et de serveurs, ce qui a entraîné un retard considérable dans la récupération des données nécessaires pour avancer dans le projet. En somme, ces événements inattendus ont perturbé la planification initiale du projet, entraînant des retards importants et des révisions des délais et des objectifs.

1. Objectif du projet

L'objectif général du projet est de développer un Système d'Aide à la Décision (SAD) basé sur l'imagerie par drone et permettant la régie intégrée de la culture de la pomme de terre (CPT) en quatre volets : la fertilisation azotée, l'irrigation, la densité des plantes et le calibrage des patates. Comme illustré dans la Figure 1, le projet utilise l'imagerie hyperspectrale, multispectrale et thermique acquise par drone, les coefficients culturaux et les indicateurs agro-météorologiques ainsi que les techniques d'apprentissage automatique et profond.

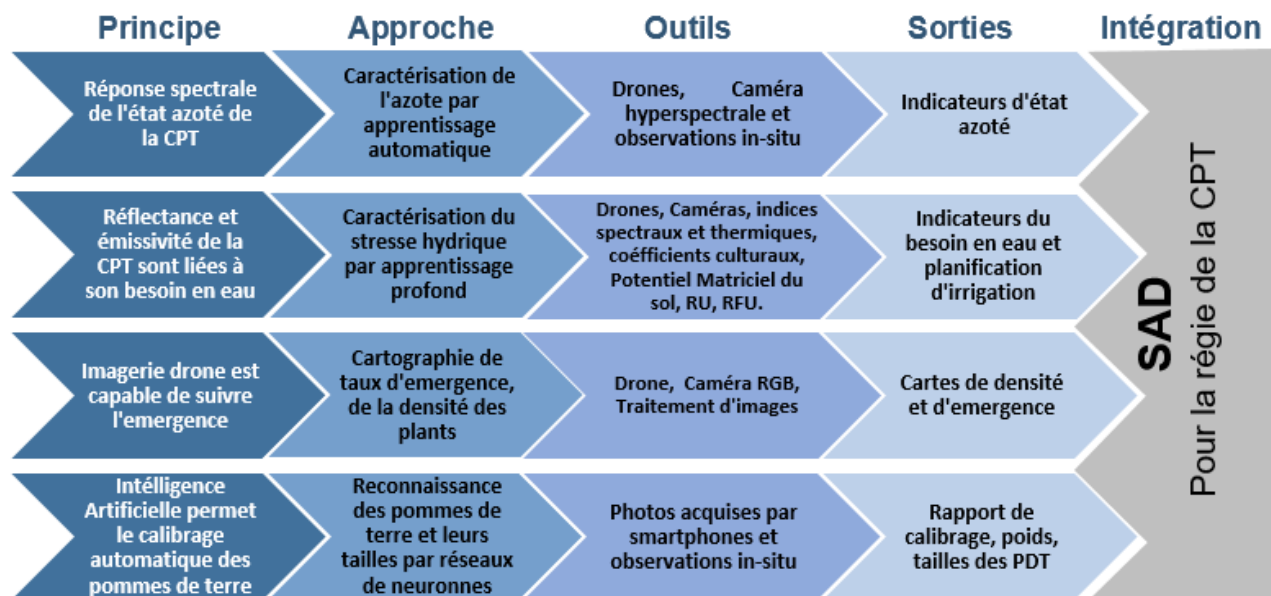


Figure 1 : Concept du SAD pour la régie intégrée de la CPT.

2. Calendrier général

Pour atteindre l'objectif général, le projet sera abordé en 8 sous-objectifs suivants et selon le calendrier du Tableau 1 :

- **S.Obj 1** : Délimitation des Zones d'Aménagement (ZA) et suivi du stress hydrique de la CPT
- **S.Obj 2** : Gestion Intra-saisonnière de la fertilisation azotée de la CPT à l'aide de drone
- **S.Obj 3** : Suivi de la densité des plants par imagerie drone

- **S.Obj 4:** Gestion d'irrigation dans la CPT à l'aide de l'apprentissage automatique et profond basé sur les données acquise par drone
- **S.Obj 5 :** Caractérisation du calibre des patates par caméra
- **S.Obj 6 :** Mise en place de l'outil de fertilisation azotée
- **S.Obj 7:** Mise en place de l'outil de gestion d'irrigation
- **S.Obj 8 :** Intégration de tous les Volets et Mise en place du SAD

Tableau 1 : Calendrier re-ajusté du projet

Années		2020			2021			2022		
		Saison agricole 1			Saison agricole 2			Saison agricole 3		
		1-4	5-8	9-12	1-4	5-8	9-12	1-4	5-8	9-12
Nom du stagiaire	Programme cycle									
Sarah C. Araujo M.	Doctorat		Obj 1	Obj 4			Obj 7	Obj 8		
Hachem Agili	Doctorat		Obj 2			Obj 6				
Rachid Lhissou	Postdoc		Obj 3							
Corinne Dumais	Stagiaire								Obj 5	

Les sous-objectifs 6, 7 et 8 sont en retard suites aux incidents expliqués en avant-propos (ci-haut). Ces volets seront reprogrammés pour être finalisés en 2024 et 2025 à la suite des nouveaux recrutements de la stagiaire postdoctoral Mariem Barbouchi (s.Obj 6 et 8) et la stagiaire 3e Cycle Aya Ben Youssef (S.Obj 7).

3. Zone d'étude

Cette recherche est conçue et mise en place travers d'un partenariat entre le laboratoire de télédétection environnementale par drone (TED) de l'Institut National de la Recherche Scientifique – Centre Eau Terre Environnement (INRS-ETE), l'Agro Canada liée au ministère de l'Agriculture, des Pêcheries et de l'Alimentation du Québec (MAPAQ) et l'entreprise agricole Maxi-Plant Inc. L'aire d'étude s'agit de trois champs commerciaux de la CPT appartenant à Maxi-Plant Sainte-Catherine-de-la-Jacques-Cartier/Pont Rouge, qui fait partie de la région Agricole du Québec (Figure 2).

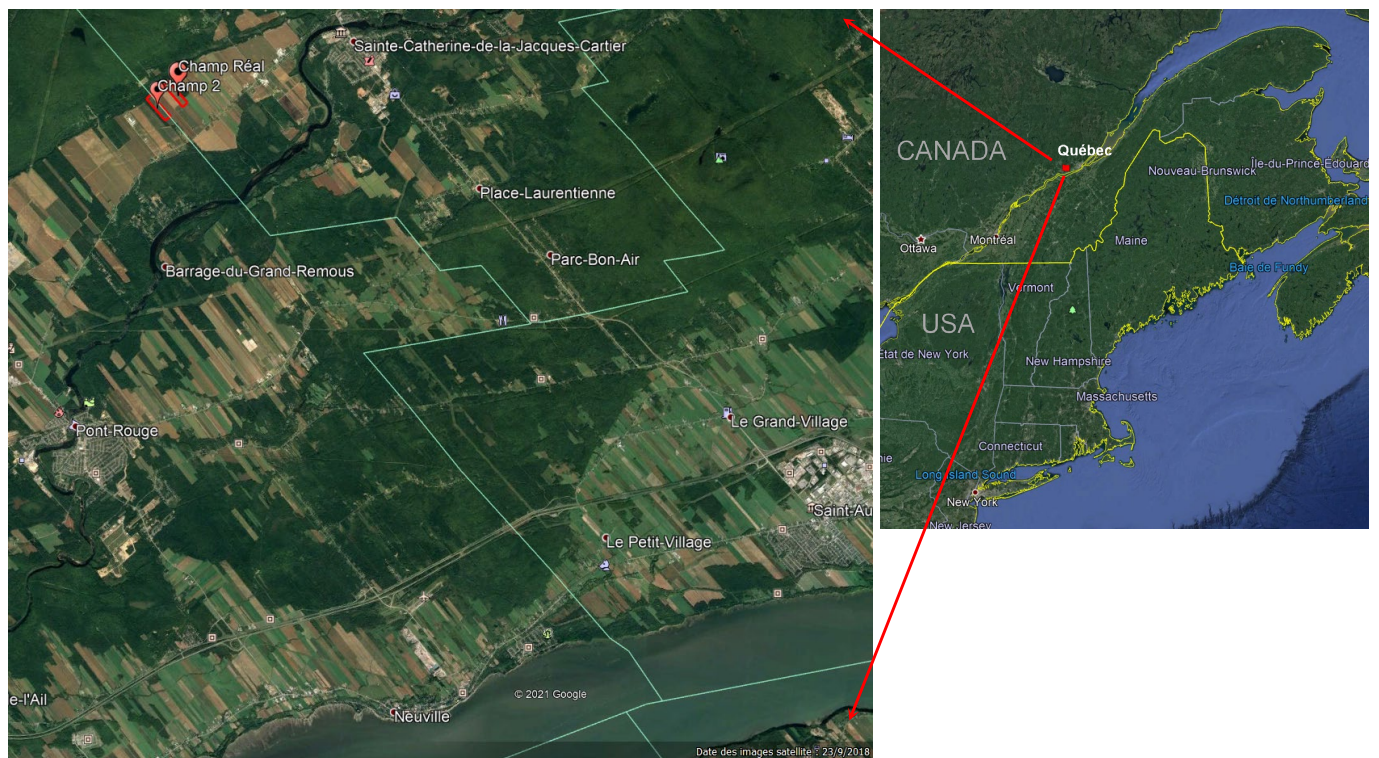


Figure 2 : Distribution de la végétation de la province de Québec, incluant l'agriculture.

Le sol de l'aire d'étude est un sol sableux du type Portneuf, caractérisé par une texture grossière (TSG) et drainage rapide (Figure 3).

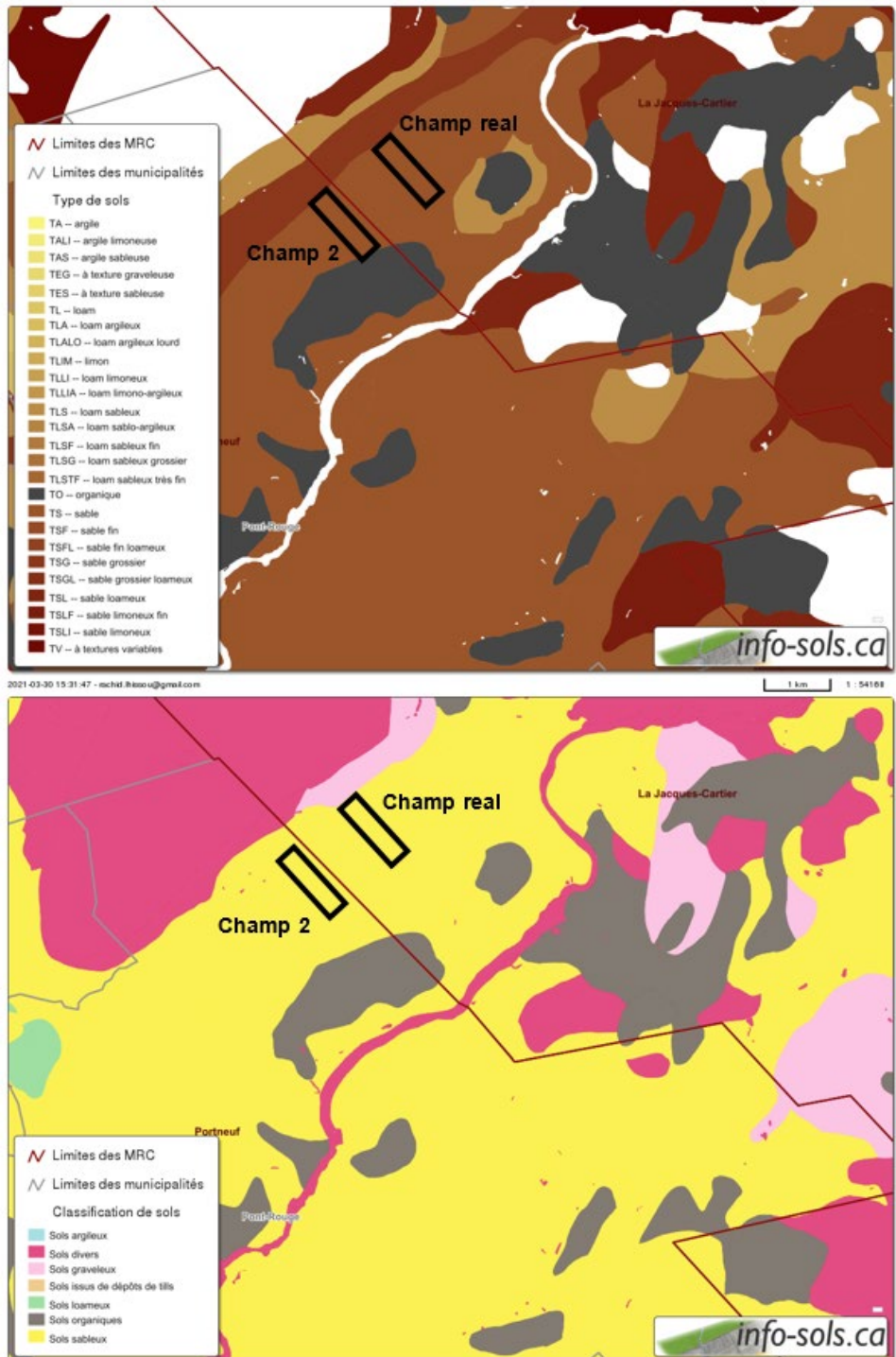


Figure 3 : Caractérisation du sol d'un des deux champs étudiés (type : loam sableux et classe : Sol sableux)

4. Mise à jour des activités

4.1. Délimitation des Zones d'Aménagement (ZM) et suivi du stress hydrique de la CPT

4.1.1 Délimitation des zones d'aménagement et acquisition des données terrain :

La collecte de données a été réalisée dans trois champs de culture de pommes de terre pendant trois saisons de croissance, à savoir Champ 41 (2019), Champ Réal (2020) et Champ Doris (2021) (Figure 5). Ces champs de culture avaient différentes méthodes et horaires d'irrigation. Le type de pomme de terre cultivé dans tous était Russet Burbank. De plus, tous les champs ont le même type de sol (sol sablonneux bien drainé : Portneuf - www.info-sols.ca).

La définition des zones d'aménagement (MZ) se base sur la variabilité spatiale des propriétés physico-chimiques des sols, la capacité en rétention de l'eau du sol et sur son déplacement (ruissellement et infiltration). Ces propriétés peuvent varier significativement dans un même champ, ce qui justifie l'établissement de MZ. En principe, la définition des MZ devrait se baser sur la Conductivité Electrique apparente (CEa) du sol, car ce paramètre refléchet la capacité du sol à retenir l'eau. La CEa est mesurée par l'appareil VERIS (Figure 4 – appartenant à AAC) capable d'acquérir les données de façon continue dans le champ dans la zone racinaire (Veris®Technologies 2019).



Figure 4 Équipements utilisés pour acquérir les données de conductivité hydroélectrique du sol – VERIS.

Dans le cas spécifique du champ Real, il n'était pas possible de différencier des MZ dans le champ, car la CE_a était homogène dans la parcelle. Vu que la topographie est un facteur important du déplacement de l'eau dans le sol, ce critère a été élu comme le facteur de délimitation des MZ du champ Réal. Les données de topographie proviennent de deux sources, à savoir le GPS intégré au VERIS MSP3 et le système de positionnement du drone. Aussi, ces données ont été comparées au modèle d'élévation du terrain (MDT) avec une résolution de 3 m (Gouvernement du Canada - <https://www.donneesquebec.ca/recherche/fr/dataset/produits-derives-de-base-du-lidar>). Finalement, il était possible d'établir trois zones dans la parcelle agricole, où les points d'échantillonnage ont été distribués (Figure 5).

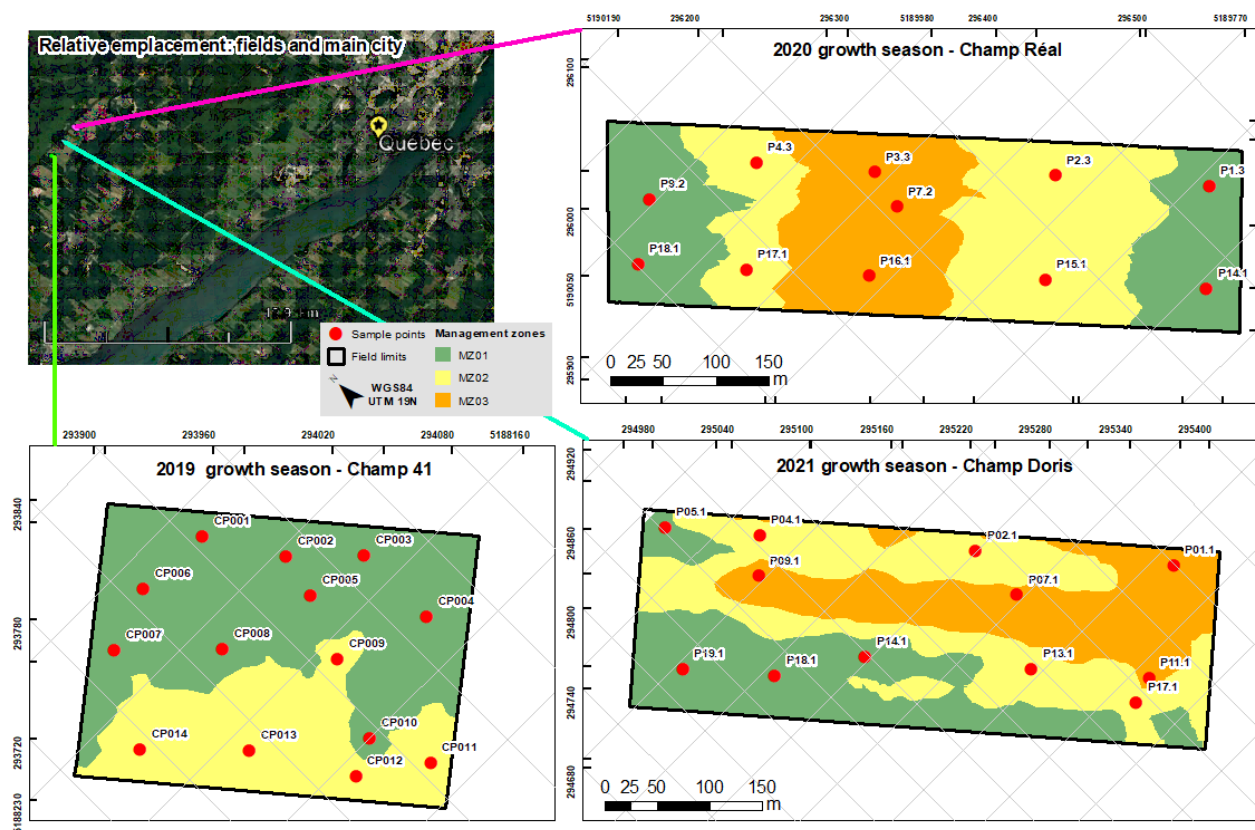


Figure 5 : Carte de localisation des zones d'aménagement avec l'emplacement des points d'échantillonnage.

Le dispositif de suivi du champ a été mis en fonction le mois de juillet (Figure 6) et a fonctionné jusqu'au fin septembre.

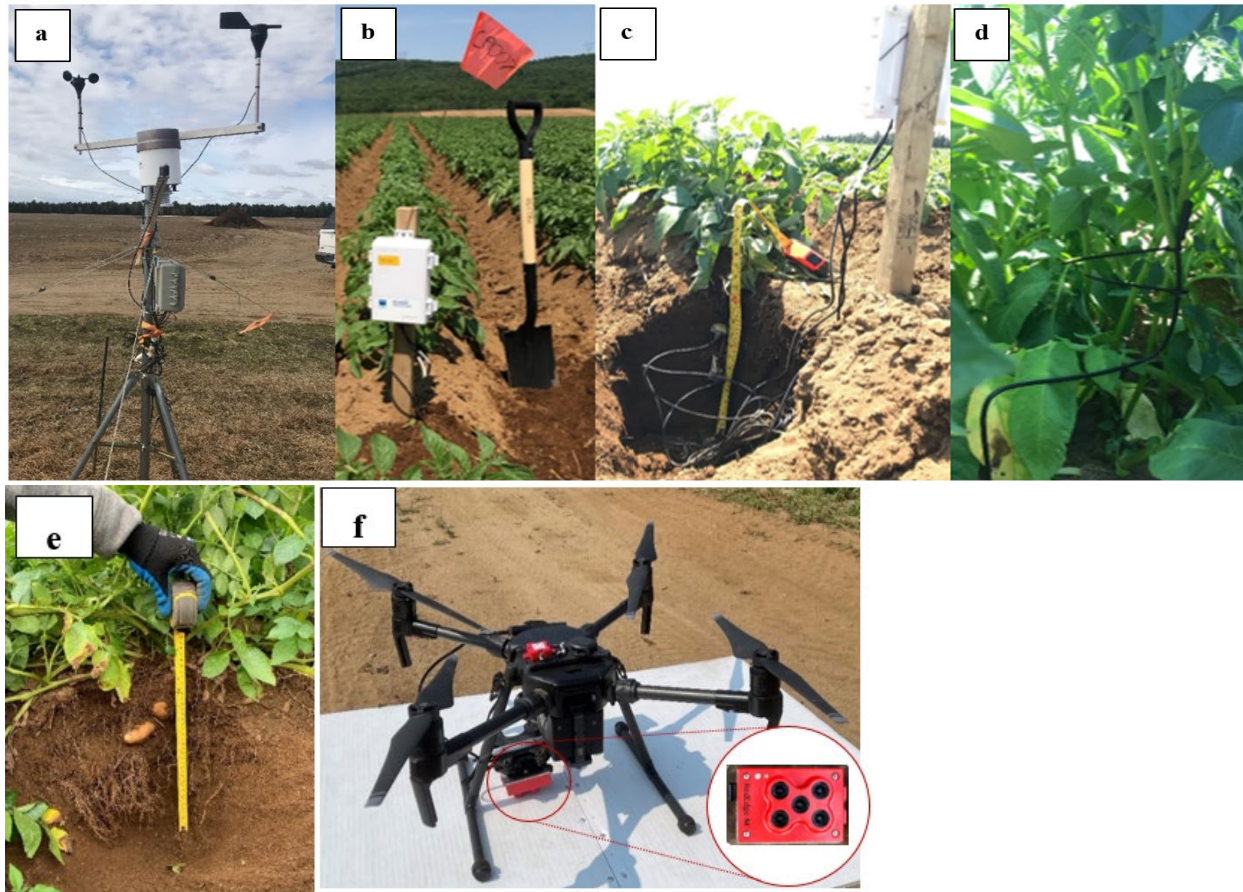


Figure 6 : Les équipements faisant partie du dispositif de suivi d'humidité et de température (sol, plantes, atmosphère). a : station météorologique placée à côté du champ; b : Datalogger responsable de l'enregistrement des données des sondes; c : sondes de température et humidité du sol à trois profondeurs (0-15, 15-30, 30-45 cm); d : sonde de température de la canopée; e : Mesures de profondeur des racines in situ et f : drone et caméras utilisés.

La base de données est composée de données in situ ainsi que de données acquises par drone :

1. Profondeur des racines (RD): Saisons de croissance 2019 et 2020. Des points d'échantillonnage ont été géoréférencés dans le champ pour prendre des mesures directes à l'aide d'un ruban à mesurer précis.
2. Hauteur des plantes : Saisons de croissance 2020 et 2021. La hauteur des plantes a été mesurée à l'aide d'une caméra MicaSens montée sur un drone DJI Matrix-M200. La fréquence et la période d'acquisition sont synthétisées dans le Tableau 1. Le traitement d'image pour obtenir les MDE hebdomadaires a été réalisé à l'aide des logiciels Drone Deploy et Pix4D.
3. Données météorologiques : Une station météorologique a été installée dans le coin des champs pour fournir les normes météorologiques ayant un impact direct sur la dynamique de croissance des plantes. Les normes utilisées étaient : la température (maximum - Tmax, minimum - Tmin et moyenne - Tave), le rayonnement solaire (SRmax) et les précipitations liquides (maximum - Pmax, quantité - Pq et cumulées - Pc).

Chaque champ a été divisé en zones d'aménagement (MZ) dans le but de comprendre les différences dans le développement des cultures liées à la variabilité intra-parcellaire. Les MZ sont utiles pour vérifier si les propriétés du sol ou le relief jouent un rôle important dans le début de la tubérisation et s'ils ont un impact sur la profondeur des racines (RD) et sur le développement de la hauteur (H).

Les MZ ont été déterminées selon deux critères majeurs : le relief et les propriétés du sol (physiques et chimiques). Le premier prend en compte le déplacement de l'eau dans le profil du sol en raison du contrôle de la pente et de l'élévation, notamment l'infiltration et l'écoulement. Le deuxième prend en compte la conductivité électrique du sol, qui est stable dans le temps, reflétant les propriétés inhérentes du sol, comme la texture et le drainage.

Les MZ ont été déterminées avant le semis, en utilisant un VERIS MSP3 jusqu'à 0 - 30 cm de profondeur pour échantillonner la conductivité électrique du sol, et le traitement des données a été effectué par méthode de regroupement dans ArcMap 10. Les données topographiques ont été prises par drone et comparées au MDT de résolution de 3 m.

Concernant la saison de croissance 2019, les points d'échantillonnage ont été distribués de manière aléatoire dans le champ en utilisant ArcMap 10. La distribution des points d'échantillonnage de 2020

et 2021 a été coordonnée avec un autre projet, en raison du protocole COVID-19. À ce moment-là, la procédure d'emplacement des points d'échantillonnage a été utilisée : (i) Pas moins de 3 points par MZ ; et (ii) Chaque coin de champ devait avoir un point d'échantillonnage.

Les vols de drone ont été déployés lors de journées dégagées (évitant l'influence des nuages sur les images), et la période d'acquisition idéale entre 10h et 14h a été respectée. L'altitude de vol (60 m) a été maintenue pendant toutes les périodes de collecte de données pour assurer la même résolution spatiale et la comparaison des séries temporelles si nécessaire. Le traitement et les statistiques de la collecte de données in situ ont été réalisés dans le logiciel Spyder 5.1.2 en utilisant le langage de programmation Python et ses bibliothèques gratuites disponibles.

Tableau 2 : Caractéristiques de collecte de données par champ.

Champ	Plantation	Période	Echantillons	Zones d'aménagement	Frequence
Champ 41	2019/05/09	2019/07 - 2019/09	14	2	hebdomadaire
Champ Réal	2020/05/20	2020/07 - 2020/09	11	3	hebdomadaire
Champ Doris	2021/05/04	2021/05 - 2021/09	12	3	hebdomadaire

La couche 0 – 15 cm est la couche la plus exposée du profil, étant celle qui réfléchit le plus les changements en surface. Cette couche est, donc, la moins stable par rapport aux variations d'humidité et de température du sol. Si l'on prend les graphiques présentés dans la Figure 7, il est possible de confirmer les événements de pluie, quand toutes les sondes enregistrent une augmentation de l'humidité en même temps. Il est aussi possible de remarquer le seul coup d'irrigation le 03 septembre 2020, quand le graphique montre un décalage entre les courbes des points dans le sens du passage de la rampe, étant nord-sud. En plus, il est possible de vérifier l'absence de longs intervalles de sécheresse. Donc, il est peu probable que les plantes aient eu des périodes de stress hydrique prolongées pendant la saison de croissance 2020.

L'analyse de cette couche permet aussi de constater les différences d'humidité entre les MZ, étant la MZ-01 la plus humide, probablement à cause de sa hauteur et son aspect par rapport aux autres zones. On remarque que la MZ-01 est celle la plus basse et la plus aplatie des zones, ce qui la caractérise comme une aire de concentration du flux d'eau par ruissellement, ainsi que comme une région du champ où il y a moins de vitesse d'infiltration d'eau. Les deux autres zones ont des valeurs semblables d'humidité, probablement à cause de la topographie. Dans le cas de la MZ-02, il s'agit

d'une zone en pente, ce qui rend le ruissellement bien considérable, ayant une faible infiltration. La MZ-03 est la zone la plus élevée, favorisant les pertes d'eau par ruissellement, ainsi qu'augmentant les taux d'infiltration. En ce qui concerne la température de la couche 0 – 15 cm, il n'y a pas eu de différences remarquables entre les MZs (Figure 5).

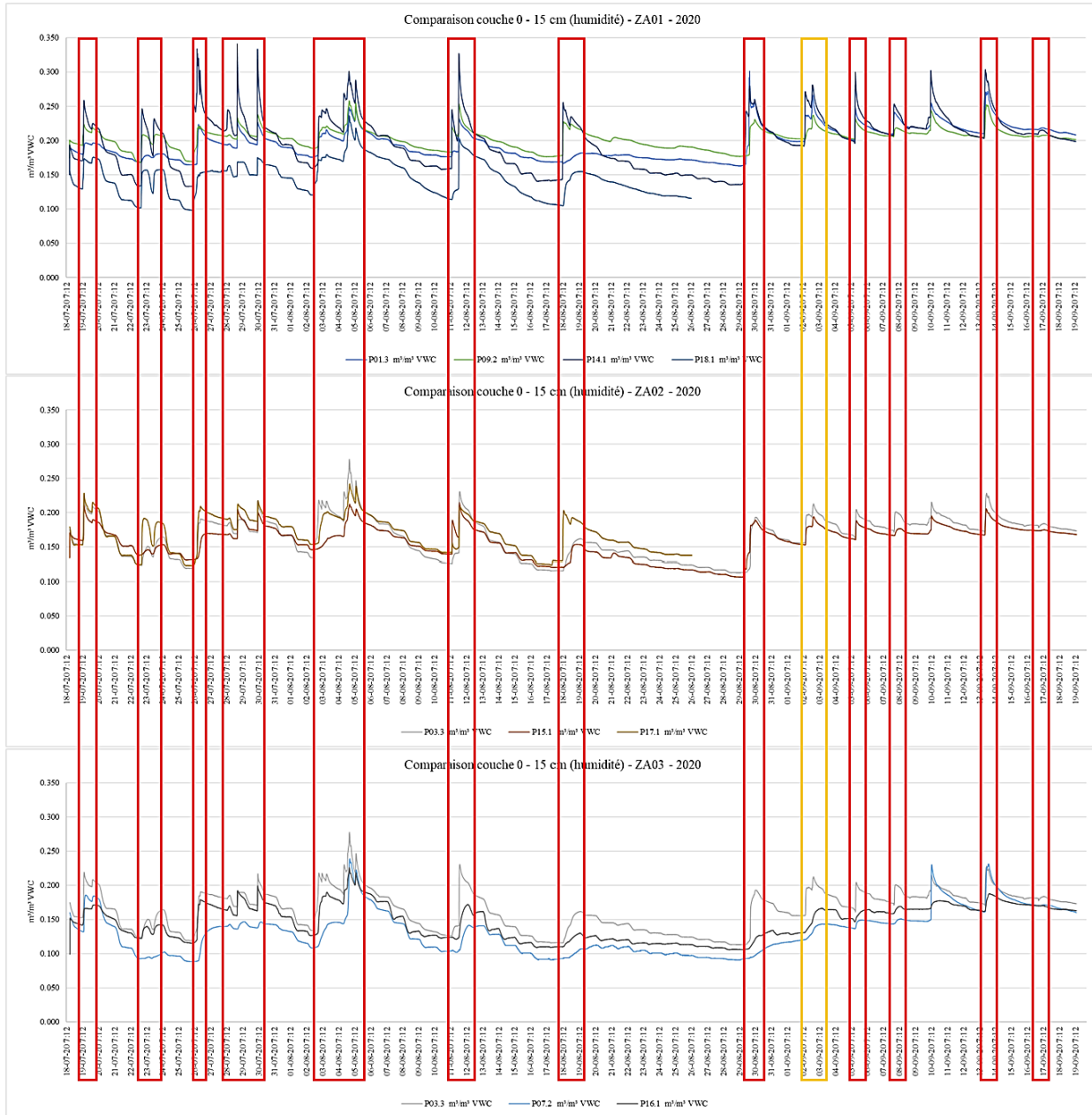


Figure 7: Variations d'humidité dans la couche 0 – 15 cm par zone d'aménagement le long de la saison de croissance 2020. Les carrés rouges indiquent pluie, tandis que le carré jaune indique l'irrigation.

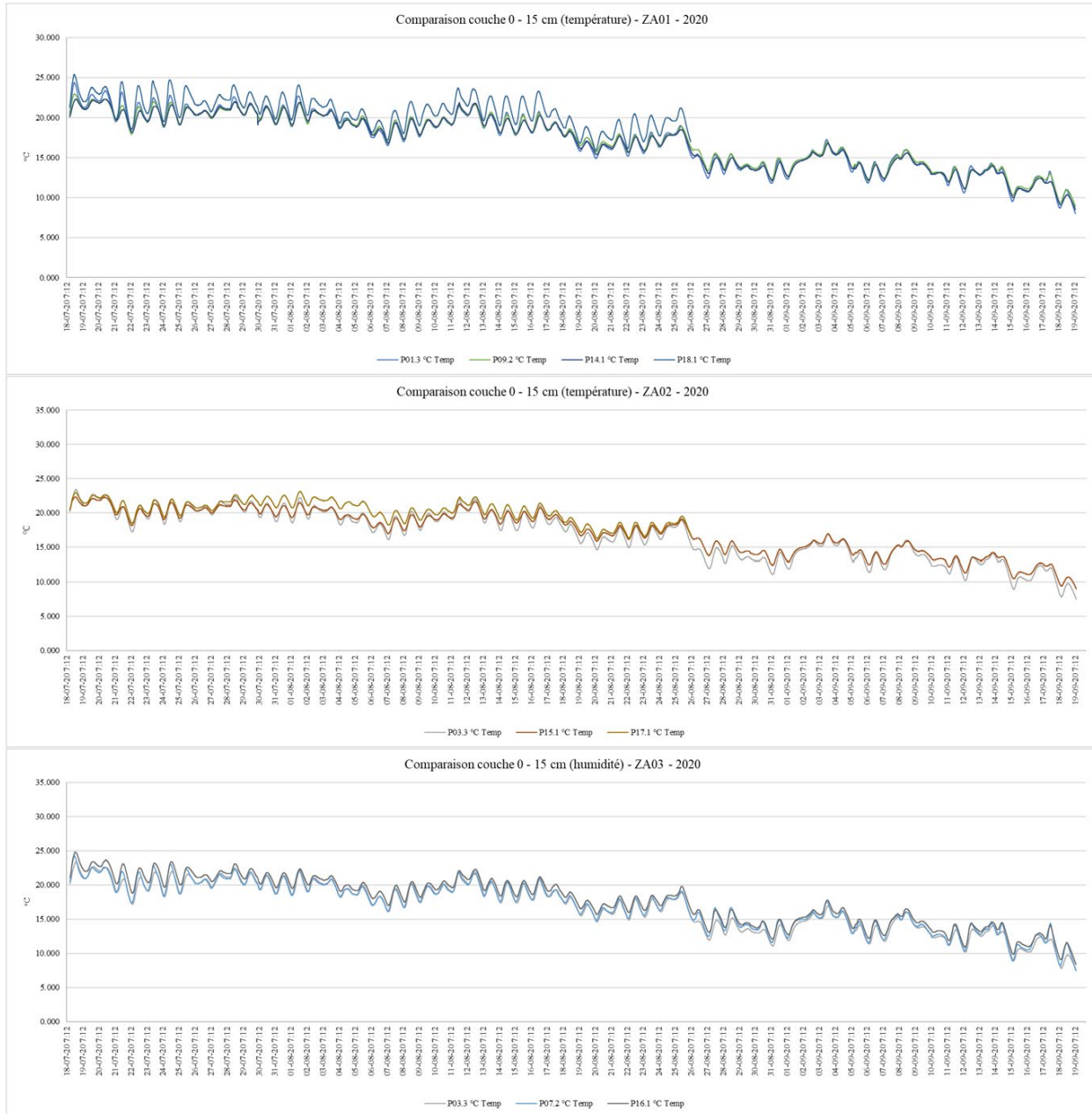


Figure 8: Variations de température dans la couche 0 – 15 cm par zone d'aménagement le long de la saison de croissance 2020.

La Figure 9 montre que, malgré la division en zones, la température de la canopée varie de façon à peu près homogène dans le champ. Il faut remarquer que les appareils sont accrochés aux tiges des plantes, ce qui peut mener à des inconsistances et à des valeurs aberrantes à cause de l'exposition directe au soleil. Par exemple, le simple passage d'une personne ou d'une machine par l'entre rang peut casser ou plier la tige où la sonde est accrochée, l'exposant désormais. Le contraire est aussi possible, la sonde peut être cachée entre les feuilles plus qu'il fallait. Il n'était pas encore possible d'analyser les données des sondes de température ensemble aux images thermiques.

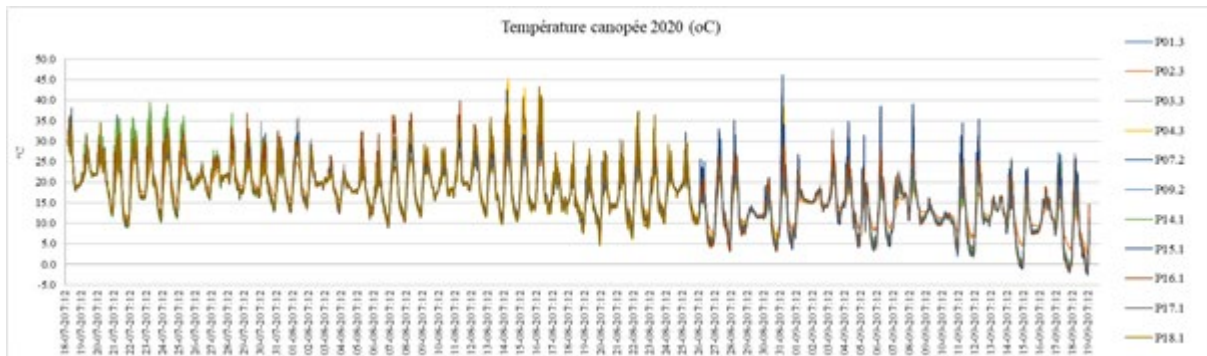


Figure 9: Variations de température de la canopée dans tous les points d'échantillonnage le long de la saison de croissance 2020.

4.1.2 Développer une approche pour connaître le point critique pour l'irrigation (PCI) d'un champ de la PDT

A- Collecte des racines des plantes - Saisons de croissance 2019 et 2020.

Les graphiques de de la profondeur des racines (RD) sont présentés dans la Figure 10. Bien que les racines cessent de s'enfoncer à la fin de juillet (25/07) et au début d'août (01/08) pour les saisons de croissance 2019 et 2020 respectivement, il a fallu 24 jours jusqu'à la stabilisation de la profondeur des racines dans les deux cas. Cela pourrait probablement se produire parce que les normes météorologiques ont changé au fil des saisons, mais la dynamique de développement des plantes reste la même. De plus, la moyenne des MZ indique qu'il n'y a pas de grande différence entre les valeurs de RD, qui sont principalement proches de 30 cm pour les deux années.

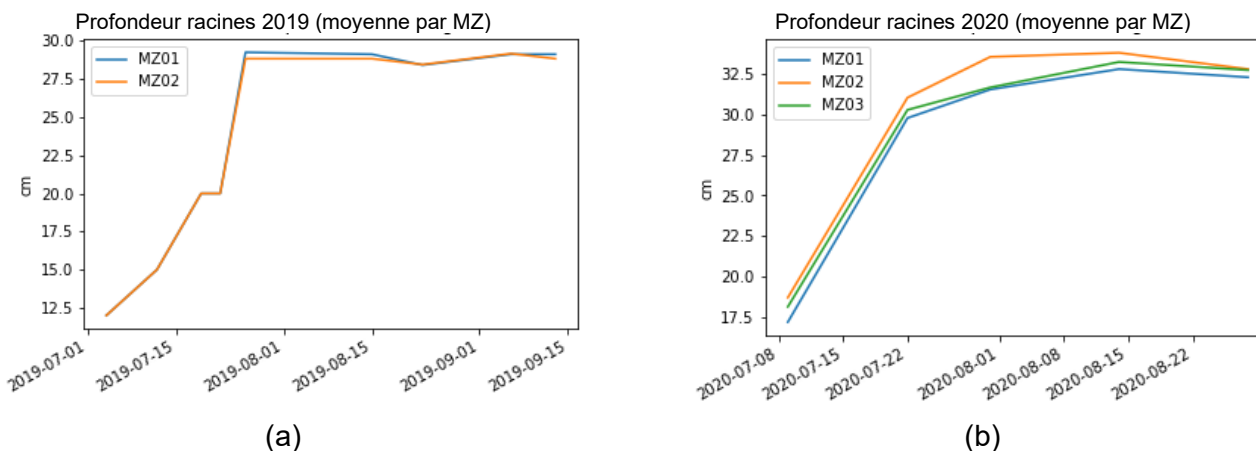
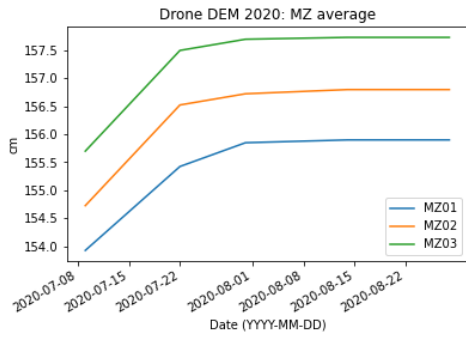


Figure 10: évolution moyenne de la profondeur des racines par MZ obtenu lors des saisons de croissance 2019 (a) et 2020 (b).

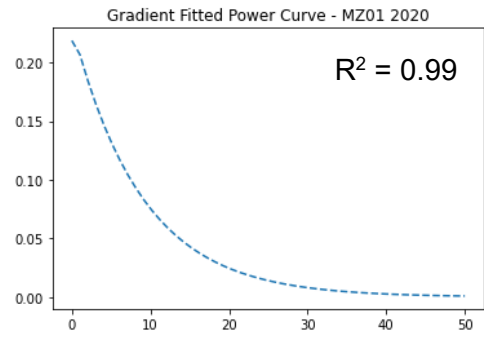
B- Hauteur des plantes et courbe de croissance - Saisons de croissance 2020 et 2021

La courbe de croissance et le taux de croissance de la hauteur (H) pour les saisons de croissance 2020 et 2021 sont présentés dans les Figures 11 et 12. En ce qui concerne les graphiques de la hauteur (H), les formes des courbes de croissance sont similaires, et leur stabilisation se produit fin juillet (2020) et début août (2021). Les plantes ont atteint une plus grande hauteur lors de la saison de croissance 2020, et c'est la saison présentant l'écart le plus important entre les courbes de hauteur. Lors de la saison de croissance 2021, toutes les MZ ont presque les mêmes valeurs de hauteur, probablement en raison de la similarité des propriétés des MZ. De plus, toutes les valeurs de hauteur de 2021 sont comparables à celles de la MZ1 de 2020.

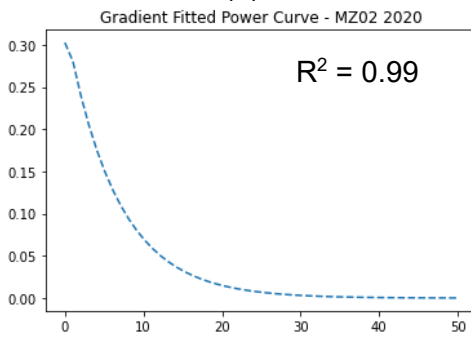
Le taux de croissance de la hauteur (H) a été obtenu en dérivant la hauteur par rapport au temps à l'aide d'une courbe de puissance ajustée par régression. Dans les deux cas, le taux de croissance de la hauteur correspond à la courbe de croissance des plantes une fois que la valeur maximale est atteinte en début de saison et que la pente descendante se situe entre les jours 1 et 15 (22/07/2020) et entre les jours 1 et 60 (10/07/2021) de la collecte de données de 2020 et 2021 respectivement. Dans les deux cas, la pente est bien placée dans la dispersion de la hauteur des plantes. En comparant la forme de la courbe de la hauteur et son taux de croissance associé, il est possible de vérifier que, lorsque la hauteur est stabilisée, le taux de croissance de la hauteur est proche de 0 ($\sim 0,05$). Le coefficient de détermination (R^2) de la courbe ajustée par régression était de 0,99 pour toutes les MZ de 2020 et supérieur à 0,98 pour les MZ de 2021 (MZ01 = 0,98 ; MZ02 = 0,99 ; MZ03 = 0,99).



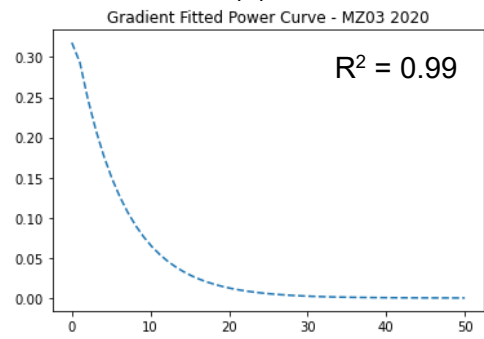
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 11. Évolution de la hauteur des plantes tout au long de la saison de croissance 2020 jusqu'à la stabilisation de H : Courbe de croissance (a) et taux de croissance par zones de gestion MZ01 (b), MZ02 (c) et MZ03 (d).

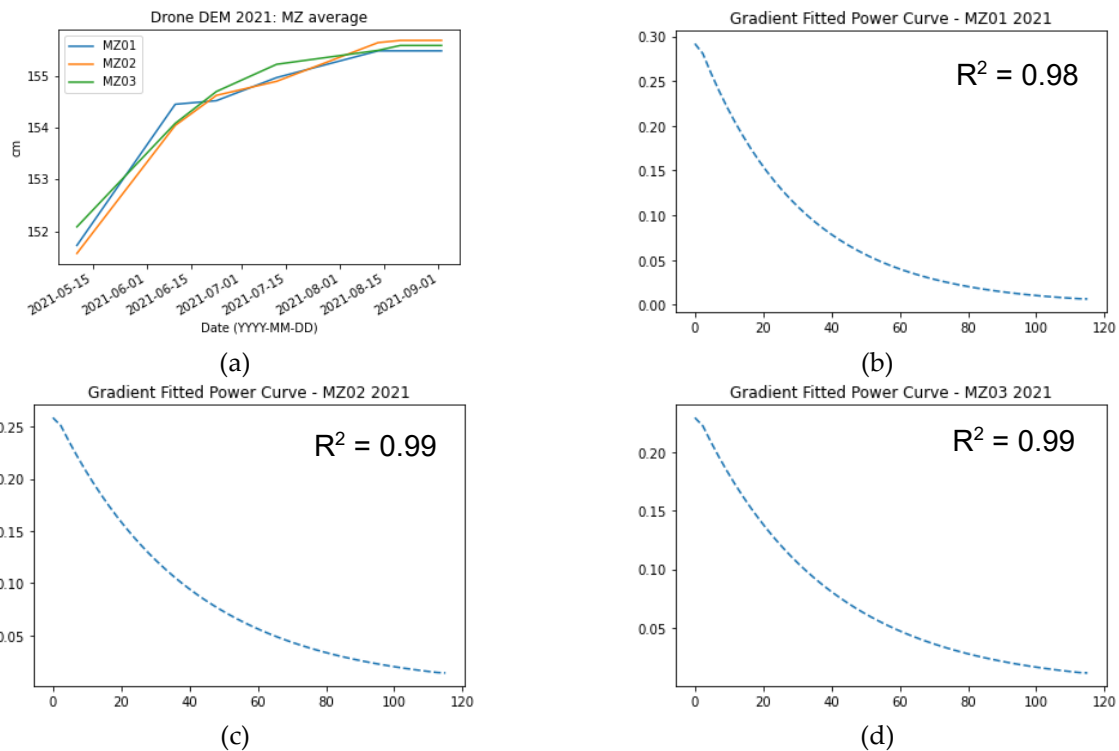


Figure 12. Évolution de la hauteur des plantes tout au long de la saison de croissance 2021 jusqu'à la stabilisation de H : Courbe de croissance (a) et taux de croissance par zones de gestion MZ01 (b), MZ02 (c) et MZ03 (d).

On remarque que les jours mentionnés font référence au début de la période de collecte de données de la saison, ce qui signifie que le 15ème jour de la saison de croissance 2020 a eu lieu dans la même période de l'année que le 60ème jour de la saison de croissance 2021. Cela pourrait se produire car la collecte de données de 2020 a commencé le 09/07/2020 et celle de 2021 le 10/05/2021. De plus, le jour de la plantation est différent entre les deux, avec un écart de 10 jours : le 15/05/2020 et le 04/05/2021.

C- Corrélation entre la profondeur des racines et la hauteur des plantes - Saison de croissance 2020

La hauteur des plantes varie selon les MZ et les saisons, avec une plage de valeurs maximales de H entre 155,5 et 157,5 cm pour 2020. Malgré les variations des valeurs de H sur le terrain, la moyenne de RD par MZ ne varie pas et la stabilisation de la courbe de croissance a eu lieu lorsque les valeurs maximales de RD ont été atteintes. De plus, les résultats de la saison de croissance 2020 démontrent que RD et H se sont stabilisés en même temps, précisément 24 jours avant la stabilisation de la profondeur des racines (Figure 10 et Figure 11). En général, les moyennes de RD

et de H par MZ démontrent une corrélation élevée entre ces données, quel que soit l'emplacement des points d'échantillonnage. En ce qui concerne la corrélation intra-MZ, elle peut atteindre des valeurs allant jusqu'à 96% (Figure 13).

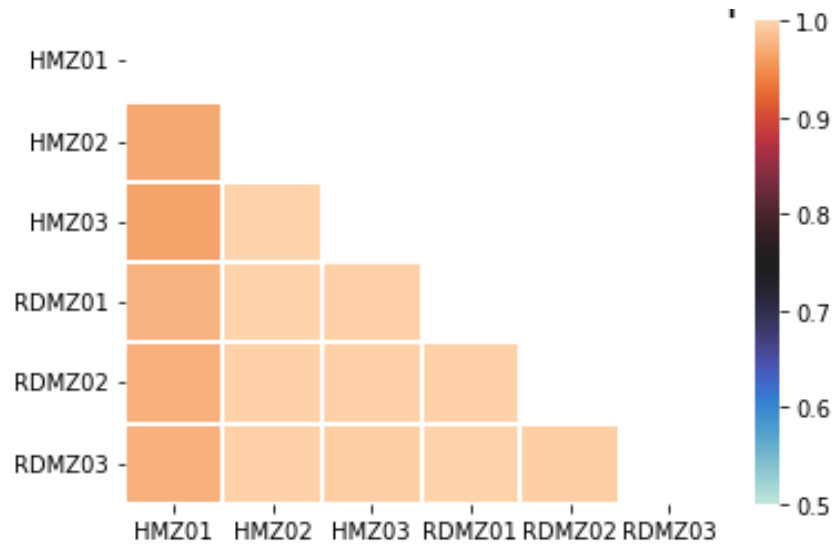


Figure 13. Matrice de corrélation entre la hauteur des cultures et la profondeur des racines par MZ - Saison de croissance 2020.

D- Variation météorologique pendant le développement des plantes

Les données météorologiques utilisées dans cette section couvrent la période entre le jour de la plantation et le moment du PCI, la stabilisation de RD (2019) ou la stabilisation de la courbe de croissance (2020 et 2021), représentant toutes deux le début de la tubérisation.

La période de développement de la culture jusqu'à l'obtention de la valeur maximale de RD (2019) ou la stabilisation de la courbe de croissance (2020 et 2021) était variable selon les saisons. Les saisons de croissance 2019 et 2020 ont duré près de 80 jours, et la saison de croissance 2021 a duré 98 jours jusqu'à la stabilisation. La différence dans le nombre de jours jusqu'à H max est probablement liée aux contraintes météorologiques et au jour de plantation.

La Figure 7 et le Tableau 2 présentent les données météorologiques des trois saisons de croissance pendant la période jusqu'au PCI. Les saisons de croissance 2019 et 2020 avaient presque les mêmes normes et la même répartition des précipitations liquides. Même si 2019 a eu moins d'événements pluvieux (Pq) que 2020, les événements pluvieux de 2019 ont duré plus longtemps que ceux de 2020, assurant des valeurs presque équivalentes de précipitations cumulées (Pc) pour les deux saisons : 275,21 mm en 2019 et 250,21 mm en 2020. La saison de croissance 2021 a eu

le plus grand Pc malgré la petite quantité de précipitations liquides par pluie (< 5 mm), probablement en raison de ses 18 jours supplémentaires, qui ont assuré 32 événements pluvieux au cours de la saison de croissance 2021.

Contrairement au comportement des précipitations liquides, les normes de température étaient similaires pour les saisons de croissance 2019 et 2021, comme Tmax, Tmin et Tave (Tave < 18°C). La saison de croissance 2020 avait la plus grande Tmax (34,33 °C) et la plus petite amplitude thermique. En ce qui concerne le rayonnement solaire, toutes les saisons de croissance avaient un SRmax près de 1280 W/m². La différence entre elles réside dans le nombre de fois où le SR quotidien a atteint des valeurs proches du SRmax. Cela s'est produit plus fréquemment pendant la saison de croissance 2020. Ces données contribuent à expliquer pourquoi cette saison a été la plus chaude, avec T ≥ 30 °C plus fréquemment que les saisons de croissance 2019 et 2021.

Tableau 3 : Normes météorologiques des saisons de croissance depuis la plantation jusqu'au PCI (Point Critique de l'Irrigation).

Saison de croissance.	Jours jusqu'au PCI (jours)	Pmax (mm)	Pc (mm)	Pq (events)	Tmax (oC)	Tmin (oC)	Tave (oC)	SRmax (W/m ²)
2019	80	22.81	275.21	31	30.77	-1.10	15.27	1276.90
2020	80	23.21	250.21	22	34.33	4.10	20.31	1276.90
2021	98	4.80	405.00	32	32.64	-1.18	17.58	1279.00

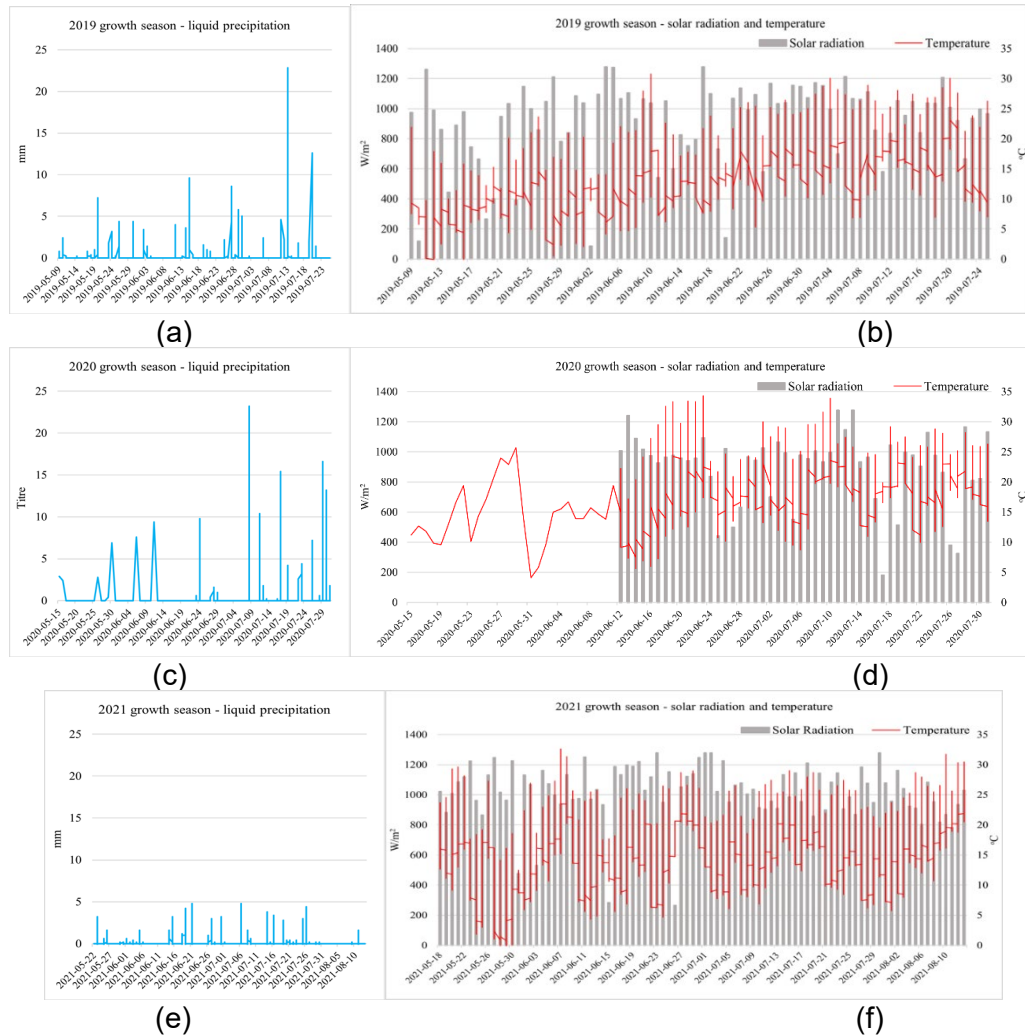


Figure 14. Données météorologiques critiques pour toutes les saisons de croissance, précisément les précipitations liquides, le rayonnement solaire et la température.

Les graphiques concernent la période jusqu'à l'atteinte de la stabilisation de la courbe de croissance, ce qui signifie que la période couverte est variable selon la saison de croissance :

Saison de croissance 2019 : 09/05/2019 - 25/07/2019

(a) Précipitations liquides

(b) Rayonnement solaire et température

Saison de croissance 2020 : 15/05/2020 - 31/07/2020

(c) Précipitations liquides

(d) Rayonnement solaire et température

Saison de croissance 2021 : 18/05/2021 - 21/08/2021

(e) Précipitations liquides

(f) Rayonnement solaire et température

Les résultats obtenus lors des saisons de croissance 2019 et 2020 indiquent que, malgré les variations météorologiques et sur le terrain, les valeurs de RD sont presque invariables. En revanche, les données de H pour les saisons de croissance 2020 et 2021 démontrent que la hauteur des plantes varie selon les MZ et les saisons de croissance. Cependant, le taux de croissance de H a démontré son potentiel à décrire la dynamique de croissance des plantes. Par conséquent, le modèle de développement de RD est indépendant des variations météorologiques et spatiales, tandis que la dynamique de croissance des plantes dépend des mêmes variables.

En général, les variations des normes météorologiques devraient avoir un impact sur le rendement des cultures car le modèle de développement des plantes peut être décalé dans le temps, ou la durée de la saison de croissance peut varier. Au lieu de cela, la dynamique de croissance des plantes n'est pas remodelée. Dans une situation extrême, des tubercules immatures peuvent être récoltés à la fin de la saison de croissance en fonction de la météo.

Les données ont démontré que le modèle de développement des plantes, notamment la forme de la courbe de croissance et le taux de croissance de H, sont indépendants des fluctuations environnementales. Malgré le fait que le moment de stabilisation de la courbe de croissance puisse varier selon les saisons et l'occurrence de fluctuations dans les valeurs de H à travers les saisons, le modèle de la courbe de croissance est reproductible. De cette manière, le modèle de H est essentiel pour accéder à la dynamique de développement des cultures, car le taux de croissance de H est une mesure précise de la stabilisation de la croissance des plantes, et par conséquent de le PCI du champ.

À un niveau opérationnel, l'utilisation du taux de croissance de H plutôt que des valeurs réelles de H devrait améliorer l'applicabilité de cette méthodologie, car quelle que soit la gamme de valeurs de H, l'atteinte de la stabilisation de H peut être détectée par un taux de H ≈ 0 . Une fois que la dynamique de croissance des plantes peut fournir précisément le début de la période de tubérisation, les drones peuvent fournir les données nécessaires pour suivre la courbe de croissance de la pomme de terre, et donc son taux de croissance de H.

En conclusion, les données drone peuvent fournir le PCI pour les champs de pommes de terre sans échantillonnage invasif ponctuel. La courbe de croissance de H et son taux de croissance de H sont la clé du développement de la culture de la pomme de terre qui peut être accessible par photogrammétrie. De cette manière, le PCI peut être fourni par des images de drone. Comme la dynamique de croissance de H est indépendante des modèles météorologiques ou des variations sur le terrain, il est possible d'acquérir des images dans une petite zone représentative pour optimiser les opérations tout en obtenant le même résultat.

En bref, en raison de sa flexibilité spatiale et temporelle, cette approche devrait prendre en compte la dynamique de la culture de la pomme de terre quel que soit l'emplacement du champ ou la méthode d'irrigation. La connaissance précise du PCI peut avoir de nombreux impacts positifs sur tout le processus de production, car elle est cruciale dans le développement des tubercules. Par conséquent, cette approche peut augmenter le rendement des cultures, réduire les coûts de production en engrais et pesticides, ainsi qu'améliorer la qualité de l'eau et réduire sa consommation. De plus, cette approche peut être associée à d'autres pratiques dans un contexte d'agriculture de précision.

La prochaine étape de cette recherche est d'utiliser le PCI pour démarrer une application automatisée basée sur l'intelligence artificielle pour prendre en charge la planification de l'irrigation en fonction des taux d'évapotranspiration des plantes et des informations météorologiques sur le débit.

4.2. Gestion Intra-saisonnière de la fertilisation azotée de la CPT à l'aide de drone

Ce volet vise à développer une méthodologie de gestion intra-saisonnière de la fertilisation azotée dans la culture de pomme de terre en utilisant l'imagerie hyperspectrale acquise à partir d'un drone. Cette méthodologie est basée sur la caractérisation des propriétés texturales du sol afin de définir les zones de gestion ainsi que le statut azoté des plants de pommes de terre.

La réalisation de ce volet passe par deux étapes principales : La collecte de données à travers l'échantillonnage du sol, des plants et du rendement et l'analyse de celles-ci. Les données collectées sont principalement les propriétés physico-chimiques du sol, la teneur en azote des plants et le rendement. Parallèlement à cette étape des vols de drone équipé d'une caméra hyperspectrale sont réalisés. Les données acquises permettent à travers des analyses spectrales et statistiques de développer les modèles de détermination des zones d'aménagement et du statut azoté des plants de pommes de terre.

4.2.1. Délimiter des MZ en utilisant l'imagerie par drone et la comparer avec celle obtenue par CEa de Veris

Le champ 2 de 12 ha de sol sableux situé à Sainte-Catherine-de-la-Jacques-Cartier, près de la ville de Québec (46°49'39 "N, 71°40'38 "W) a été sélectionné pour ce volet. La série de sols était Pont-Rouge et était classée comme podzols humo-ferriques (Soil Classification Working Group, 1998). Le champ de pommes de terre (*Solanum Tuberosum L.*) commercial irrigué était sous le cultivar Russet Burbank.

Échantillonnage du sol et mesures de la conductivité électrique apparente du sol

L'échantillonnage de la couche de surface du sol (0-20 cm) a été fait avec une grille d'échantillonnage triangulaire intensive de 12 points par hectare. Les propriétés physiques [teneur en argile, limon, sable et matière organique du sol (MOS)] du sol ont été analysées au laboratoire par la méthode de la pipette (Kroetsch & Wang, 2007) pour déterminer la distribution granulométrique et par la méthode de combustion pour la MOS (Skjemstad & Baldock, 2007). En outre, la conductivité électrique apparente du sol (ECa) a été mesurée à l'automne 2016 sur le

terrain, après la récolte des pommes de terre, à l'aide du système de cartographie des sols Veris 3100 (Veris technologies, KS, USA).

Acquisition d'images hyperspectrales par drone

Un drone hexaoptère à décollage et atterrissage vertical (VTOL), modèle Hydra-12 (Altigator, Waterloo, Belgique), a été utilisé pour collecter les données hyperspectrales (Figure 15.A). Deux caméras hyperspectrales de Resonon (Bozeman, MT, USA) ont été utilisées. La première, Pika II, collecte des données sur 240 bandes spectrales dans la gamme spectrale du visible et du proche infrarouge (VNIR) (400-900 nm) avec une résolution spectrale de 3 nm. La seconde, Pika NIR, collecte des données sur 148 bandes spectrales dans le proche infrarouge (NIR) et l'infrarouge à ondes courtes (SWIR) (900-1700 nm) avec une résolution spectrale de 6 nm. Trois vols de drones ont été effectués à une altitude de 100 m au-dessus du sol. Après la correction radiométrique et géométriques images, elles ont ensuite été rééchantillonnées à une résolution spatiale de 1 m et une mosaïque a été créée (Figure 15.B).

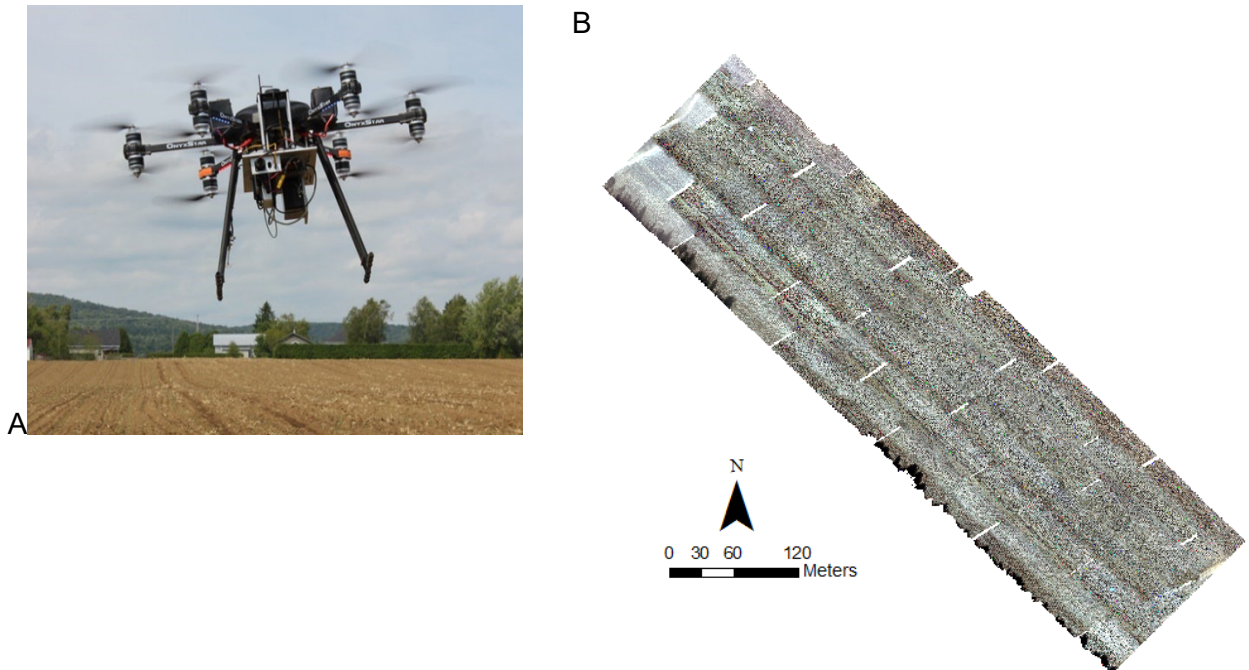


Figure 15. A: Drone utilisé dans l'étude (Hydra-12, Altigator), B: Mosaïque de données hyperspectrales en couleurs vraies du champ étudié (RGB : bandes: 640 nm, 550 nm, 460 nm)

Délimitation des MZ en utilisant l'imagerie par drone et la comparer avec celle obtenue par CEa de Veris;

Une segmentation multi résolution a été appliquée sur les bandes hyperspectrales, ce qui a donné lieu à deux zones homogènes (Figure 16.a). La teneur moyenne en sable dans la première zone était de 840 g kg⁻¹ et pour la seconde, elle était de 765 g kg⁻¹. La comparaison de ces zones avec les MZ obtenues par l'application de la segmentation sur la CEa a montré des résultats similaires (Figure 16.b).

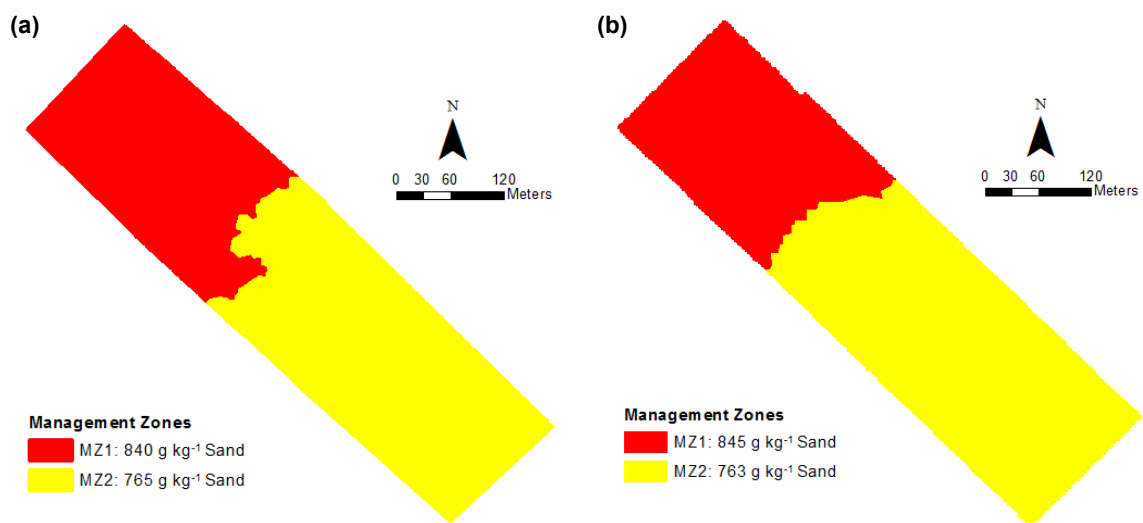


Figure 16. Zones de gestion obtenues à l'aide a) de données hyperspectrales obtenues par drone b) de la conductivité électrique du sol obtenue par Veris.

4.2.2. Développer un modèle de caractérisation du statut azoté à l'aide de l'imagerie hyperspectrale acquise par drone

Protocole expérimental

La collecte des données pour les champs expérimentaux s'est étendue sur une période de 3 ans (2017, 2019 et 2020). Les activités réalisées incluent l'échantillonnage (sol, plants et rendement) et les vols de drone à différents moments de la saison (protocole Figure 17). Les données des analyses des plantes seront utilisées pour le développement d'une méthode de caractérisation du statut azoté des cultures et pour la calibration du système d'aide à la décision pour la gestion de la fertilisation azotée.

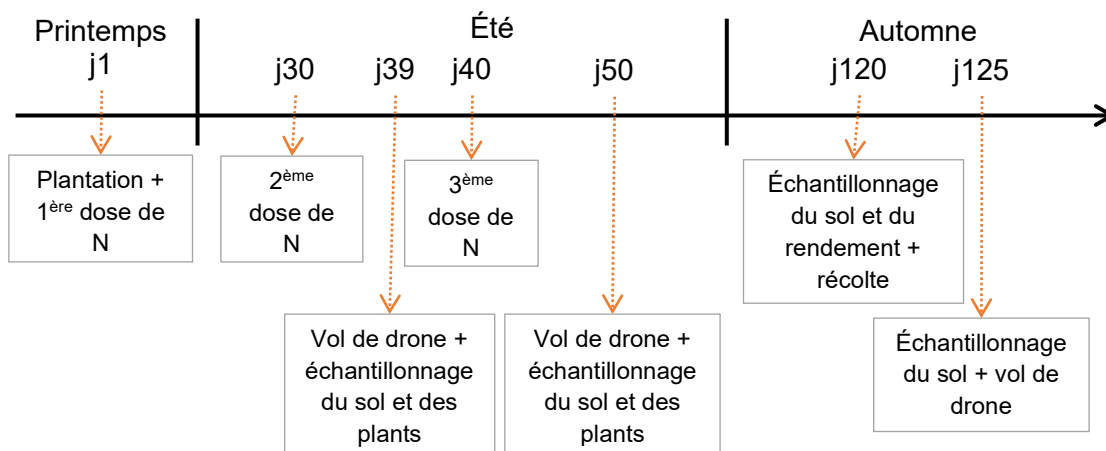


Figure 17 : Protocole expérimental annuel

Dispositif expérimental pour les traitements d'azote

Un dispositif expérimental formé de 5 blocs de quatre doses de N (Figure 18) a été mis en place pour les champs en cultures de pomme de terre afin de moduler l'application de la troisième dose d'azote (environ 40 jours après la plantation). Chaque bloc est composé de 4 bandes intercalées aléatoirement dans le sens de la longueur du champ. Ces bandes représentent les différents pourcentages d'azote de la dose recommandée (0%, 33%, 66%, 100%). Les données issues de ce dispositif vont servir pour le développement de la méthode de caractérisation du statut azoté des

plantes à l'aide de l'imagerie hyperspectrale par drone. Il sera également utilisé pour calibrer et valider le système d'aide à la décision pour la gestion intra-saisonnière de la fertilisation azotée.

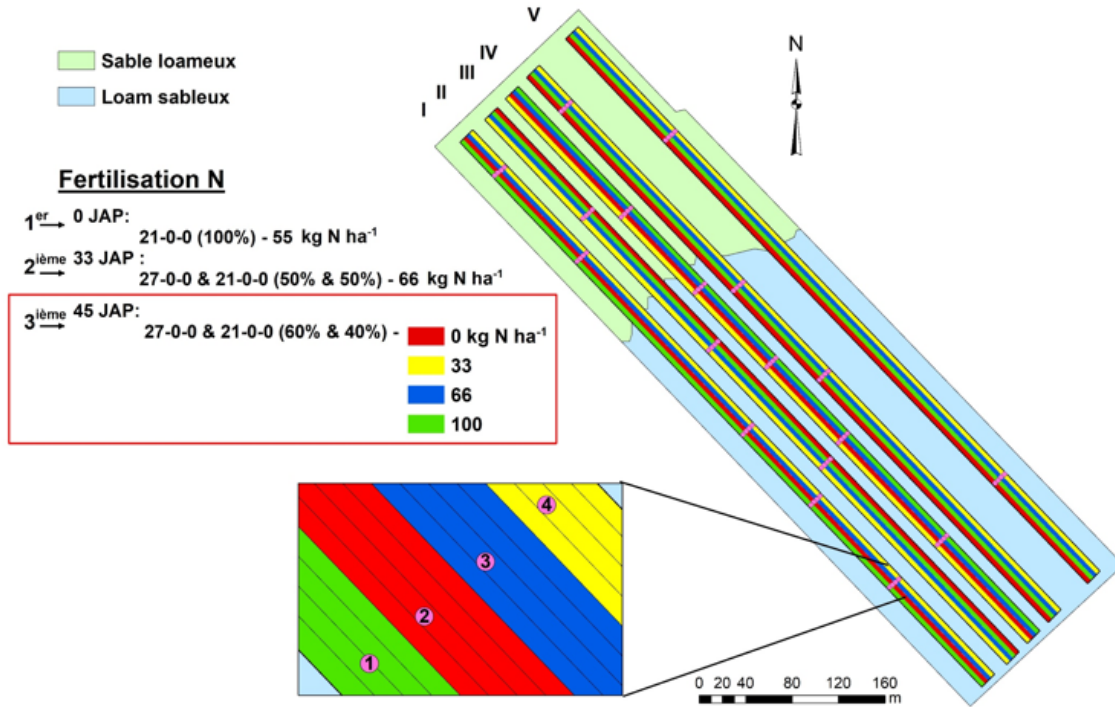


Figure 18 : Dispositif expérimental du champ 1

Acquisition des données hyperspectrales par drone

Les données hyperspectrales sont acquises à l'aide d'un drone de type hexacoptère (modèle Hydra-12 du fabricant AltiGator, Belgique). Ce drone a une capacité de charge utile de 12 kg et une autonomie qui peut aller jusqu'à 25 minutes. Deux caméras hyperspectrales du fabricant Resonon (Montana, États-Unis) ont été utilisées : la première est la Pika II qui couvre une gamme spectrale allant du visible jusqu'à proche-infrarouge (400-900 nm) avec une résolution spectrale de l'ordre de 3 nm. La deuxième caméra est la Pika NIR qui couvre l'infrarouge moyen (900-1700 nm) avec une résolution spectrale de 5 nm. Ces caméras sont équipées d'une unité inertielle et d'une antenne GPS qui enregistrent les données de navigation nécessaires pour la correction géométrique des images hyperspectrales. Les vols de drone ont été réalisés à 100 m d'altitude par rapport au sol avec un chevauchement latéral entre les images de 25 %. Des résolutions spatiales de 6 et 12 cm

ont été obtenues pour les caméras visibles et proche infrarouge respectivement avec une fauchée de 40 m.

Les vols de drone ont accompagné toutes les activités d'échantillonnage du sol et des plantes. Sur les champs en culture de pomme de terre, deux vols de drone ont été réalisés. Le premier passage a eu lieu juste avant l'application de la 3ème dose d'azote et le deuxième passage a été effectué 10 à 14 jours après l'application de cette dose d'azote. Des vols ont été également effectués sur les champs à sol nu (Figure 19). Les données d'imagerie hyperspectrale sont prétraitées avant d'être exploitées. Les prétraitements consistent à corriger les données des différentes distorsions inhérentes au système imageur et au processus d'acquisition. Ces distorsions touchent la qualité radiométrique et géométrique des données. Elles ont été éliminées en appliquant des corrections radiométrique, atmosphérique et géométrique.



Figure 19 : Exemples de photos du drone utilisé et des missions sur le terrain

Méthodologie proposée pour le suivi du statut azoté dans les cultures de pomme de terre

Afin de déterminer le statut azoté des cultures de pomme de terre à l'aide de l'imagerie hyperspectrale acquise par drone, une méthodologie basée sur l'utilisation des indices de végétation à bande étroite est développée. Les indices les plus performants seront retenus pour le développement du système d'aide à la décision pour la gestion de la fertilisation azotée.

Plusieurs indices de végétation ont été testés afin de caractériser le statut azoté des plants de pommes de terre. Les deux indices qui ont donné les meilleurs résultats sont la différence normalisée Red-Edge (NDRE) et l'indice Red-Edge 740/720 (RE).

La Figure 20 illustre la corrélation entre deux indices de végétation d'un côté et la concentration en nitrate pétiolaire d'un autre côté. La Figure 21 montre un exemple d'image hyperspectrale utilisée pour le calcul des indices de végétation.

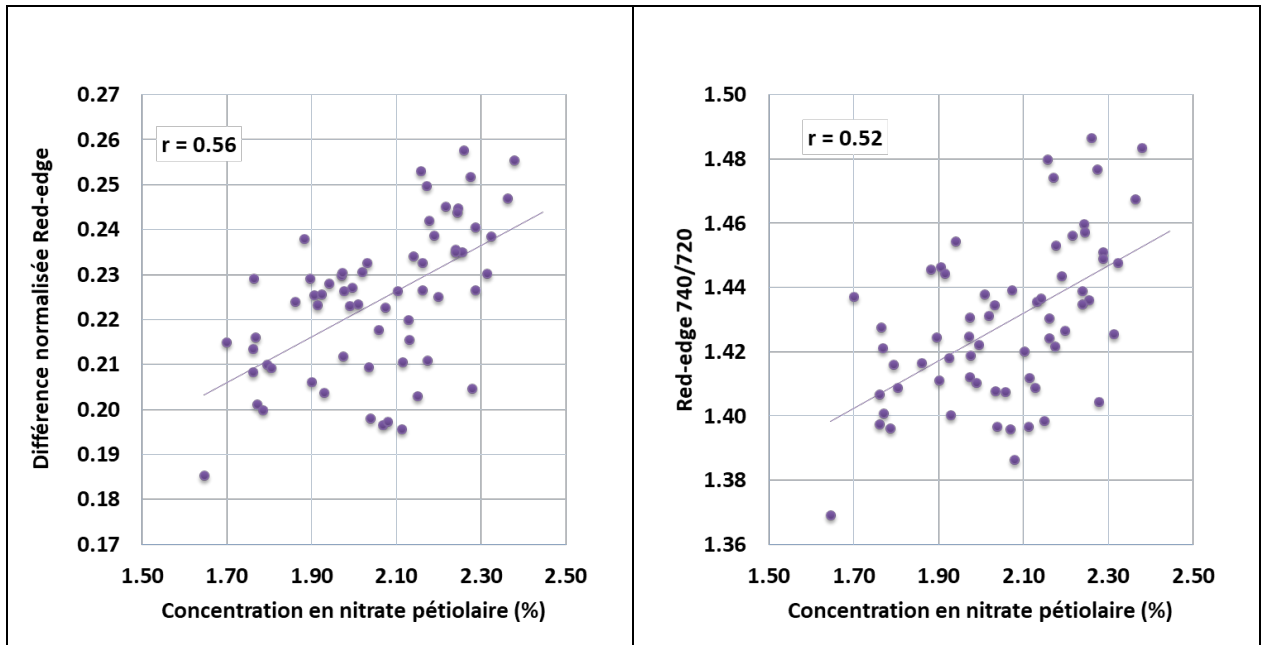


Figure 20 : Corrélation entre deux indices de végétation et la concentration en nitrate pétiolaire

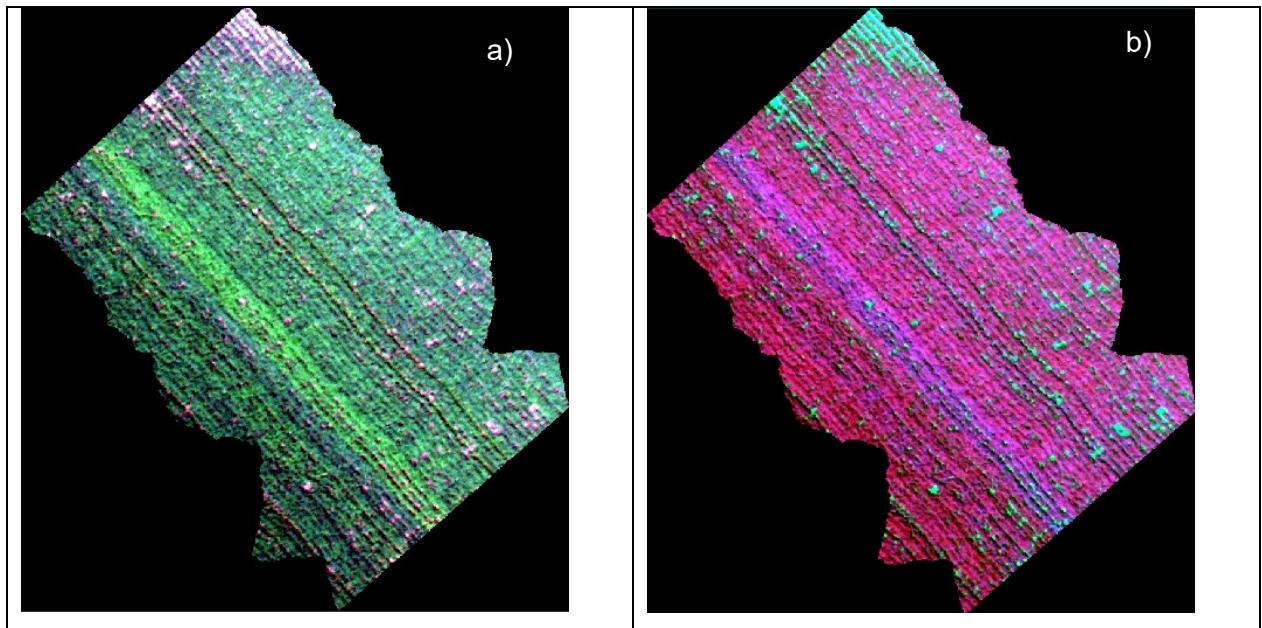


Figure 21 : Exemple d'image hyperspectrale a) vraies couleurs b) fausses couleurs

L'information sur le statut azoté des plants de terre sera ensuite combinée avec la caractérisation de la variabilité spatiale du sol et les données agrométéorologiques afin de développer un système d'aide à la décision pour la gestion de la fertilisation azotée pour la culture de pomme de terre.

4.3. Suivi de la densité des plants.

Un outil python a été développé qui fonctionne sur le logiciel ArcGIS permettant le calcul de la densité des plants par rang et la qualité d'émergence par rang, le traitement des données images RGB acquises par drone a passé par trois étapes majeures :

1) La délimitation de la zone foliaire a été effectuée en utilisant la méthode Excess Green (ExG) (Suh et al., 2017). Cette méthode a été mise en place en choisissant d'abord les différentes composantes de couleur Rouge, Vert et Bleu à partir des images RVB d'origine (Figure 22). En utilisant l'équation ci-après, la couleur verte sera intensifiée dans l'image en niveaux de gris résultant

$$\text{ExG} = 2*v - r - b \quad (1)$$

Avec $r=R/(R+V+B)$, $v=V/(R+V+B)$ et $b=B/(R+V+B)$ sont les composantes RVB normalisées.

Finalement, une segmentation Meanshift ou décalage moyen a été appliquée sur le l'image ExG. La segmentation Meanshift est une méthode de traitement d'image super pixel permettant d'identifier des objets, des entités ou des segments dans l'image en regroupant des pixels adjacents qui présentent des caractéristiques spectrales et spatiales similaires. Nous avons utilisé les paramètres suivants ayant donné les meilleurs résultats de segmentation (Figure 23). :

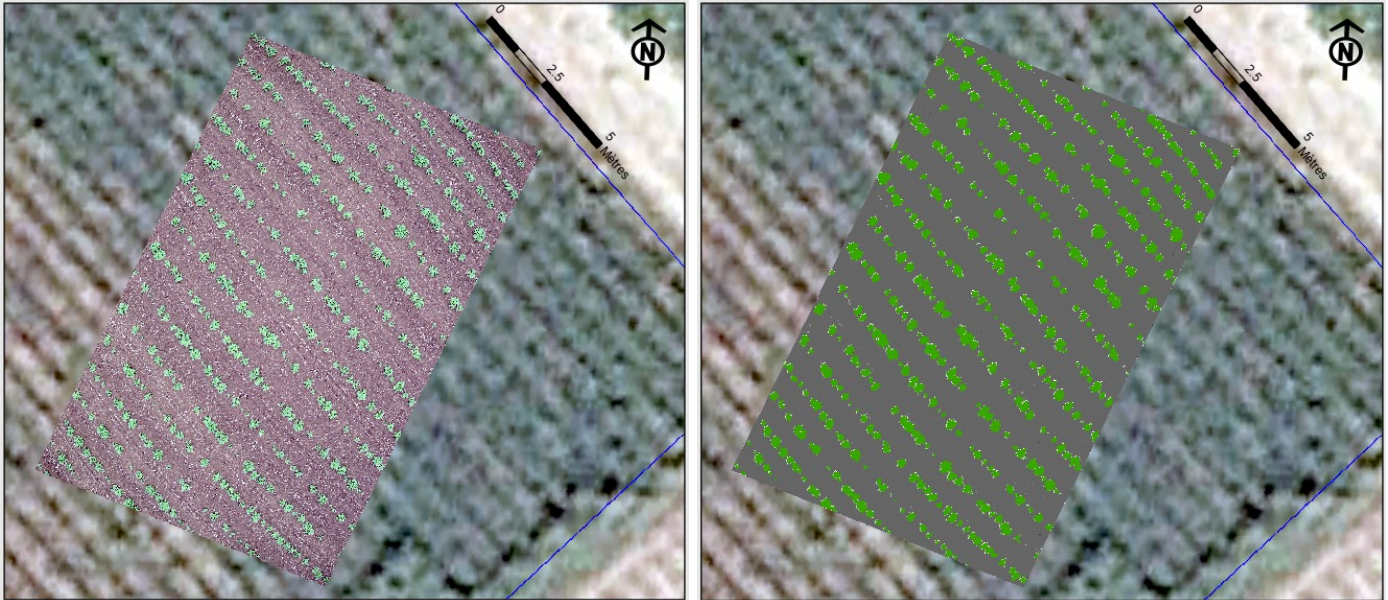
Détail spectral : 15.5

Détail spatial : 15

Min size : 20 px



Figure 22 : Image RGB acquise par drone en mois de juin (fond : image google Earth)



**Figure 23 : Segmentation issue de l'application de l'indice Excess Green (ExG) (droite).
Image drone de base (gauche)**

(2) L'identification des plants : les groupes de pixels de végétation connectés le long de la rangée sont identifiés et caractérisés par un ensemble de propriétés ; les objets images (plants) ont été identifiés sur les images à l'aide des données terrains et chaque objet image est ensuite caractérisé par un ensemble de paramètres morphologiques à savoir la superficie, excentricité, diamètre, longueur d'axe majeur, longueur d'axe mineure, périmètre, et centroïde afin de réduire les erreurs de surestimation ou faux positifs. Le résultat est une couche de points représentant les plants de pommes de terre, une couche de ligne centrale de chaque rang, et une couche de cellule de longueur 0.3 m qui correspond à la fréquence de semis (Figure 24).

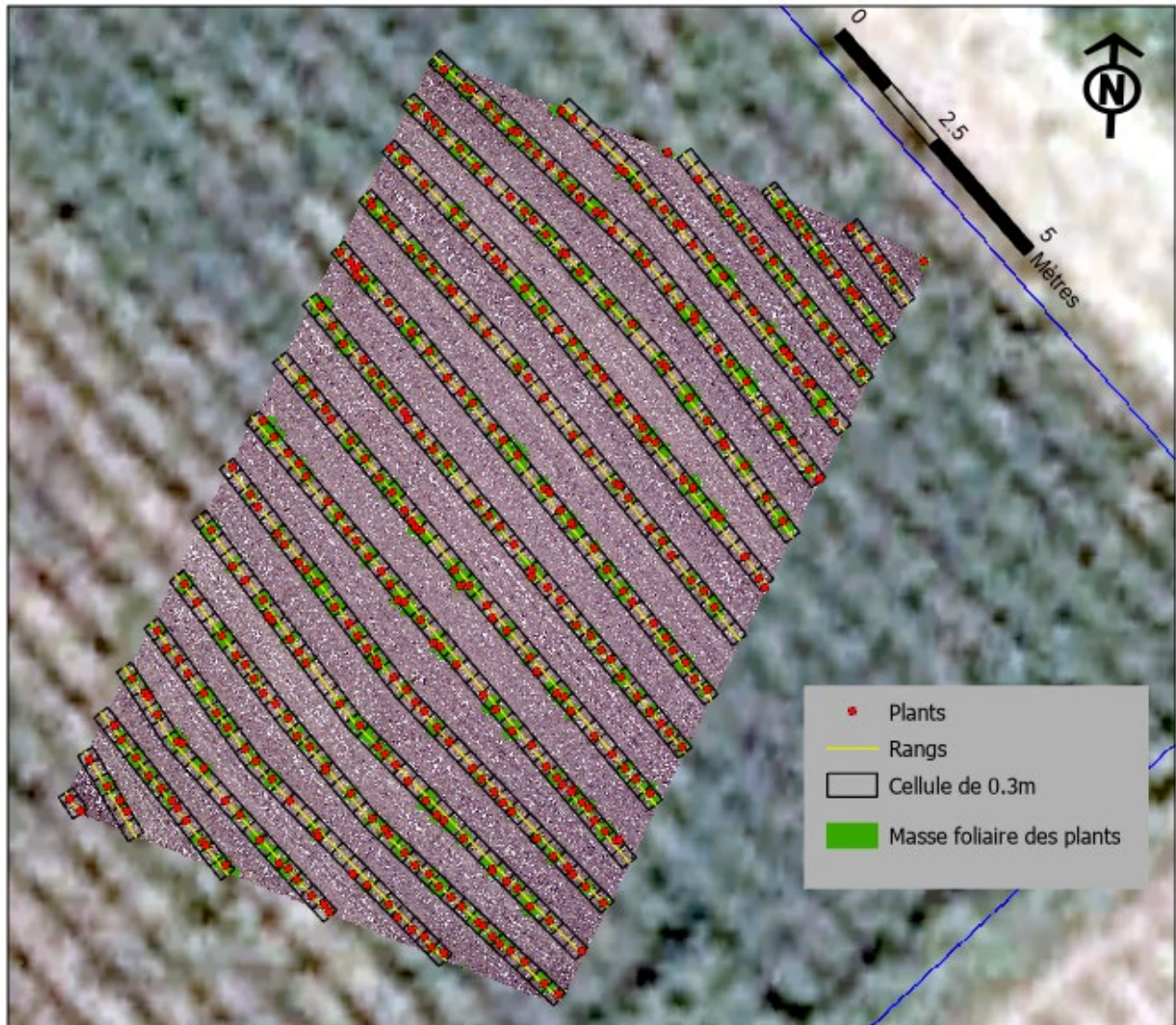


Figure 24 : Extraction des plants, la ligne centrale rangs et les cellules de longueur qui correspond à la fréquence de semis

(3) Enfin, l'outil permet de calculer la densité des plants sur chaque rang par cellule de 0.3m de longueur (Figure 25). L'outil permet finalement de calculer le pourcentage de qualité d'émergence des plants pour chaque rang (Figure 26)

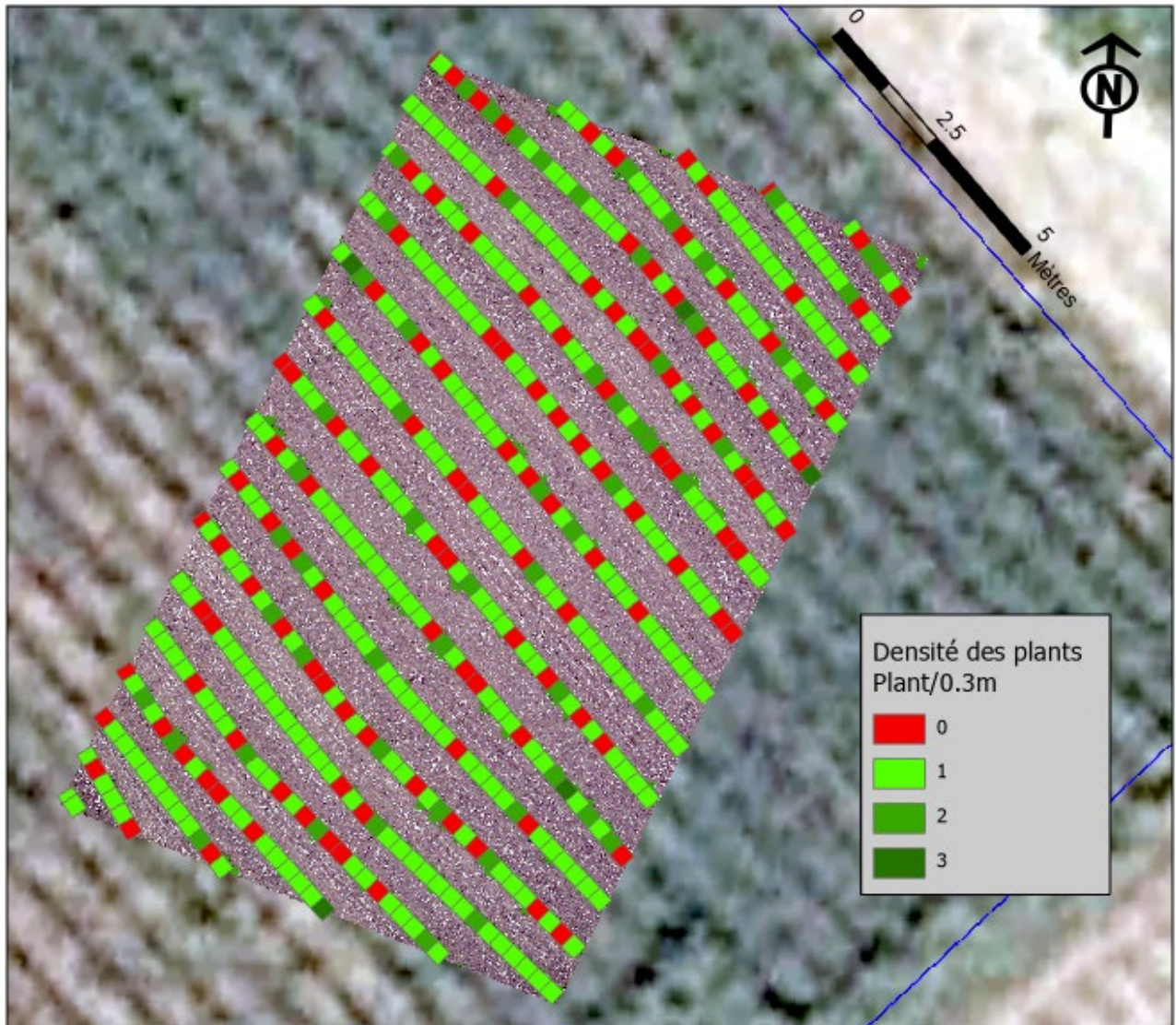


Figure 25 : exemple de cartes de densité obtenues

A noter que les paramètres de détection et de dénombrement sont modifiables dans l'outil, ainsi l'outil est adaptable aux différents stades phénologiques (différentes dates d'acquisition des images drone) et différents cultivars.

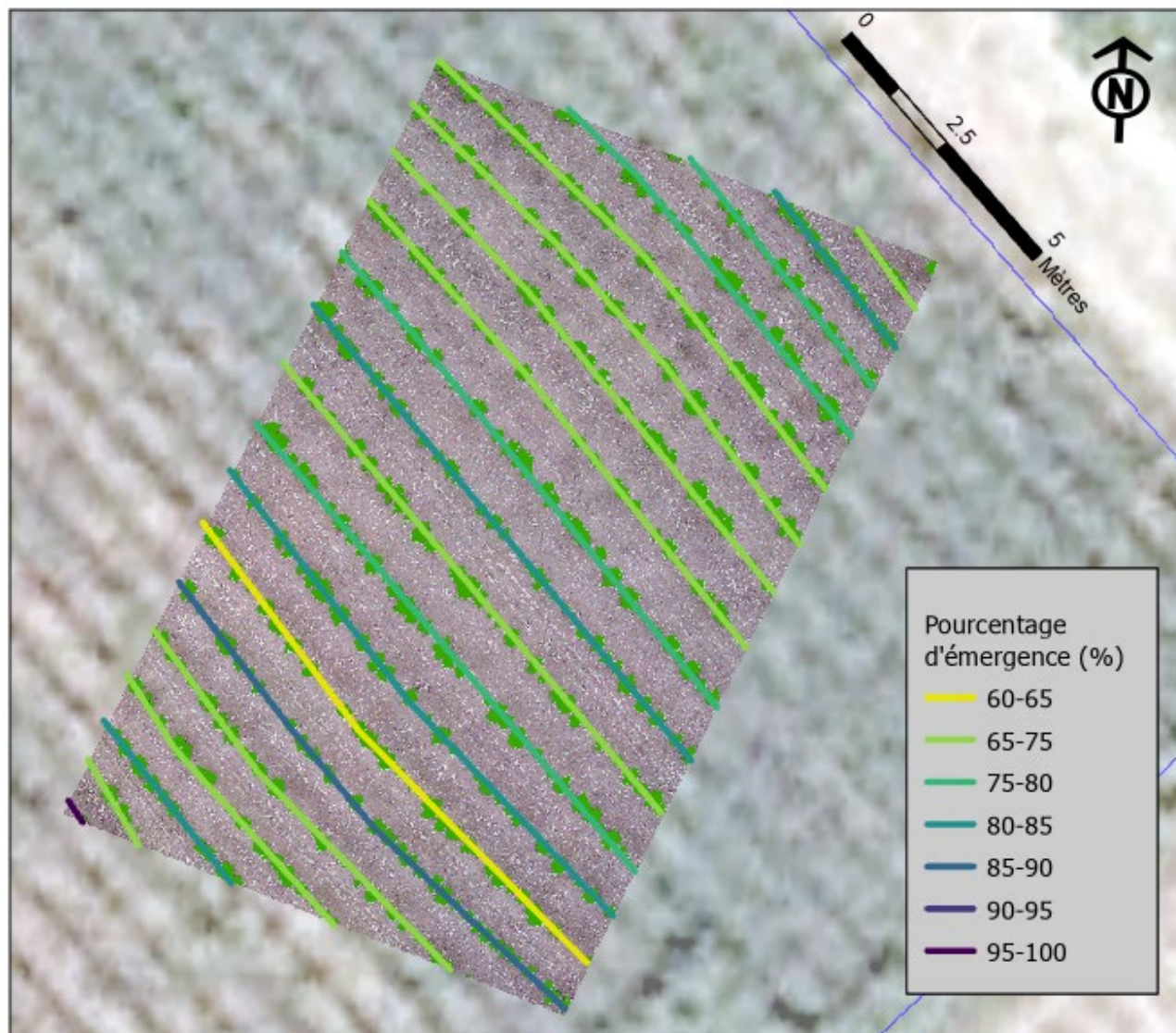


Figure 26 : Carte du pourcentage de qualité d'émergence des plants pour chaque rang

4.4. Caractérisation du calibre des pommes de terre par caméra.

4.4.1. Problématique

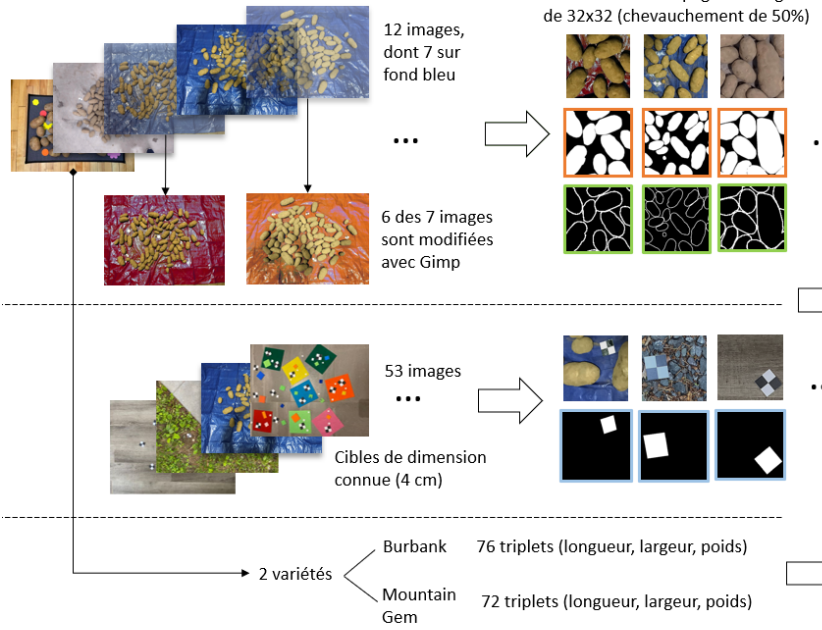
De la recherche et de l'innovation se font notamment au niveau des biotechnologies et des procédés d'irrigation afin de réduire les facteurs biotiques et abiotiques qui causent des pertes (Nahirňak et al. 2022). Toutefois, entre la mise en terre et la vente des produits de la récolte, une autre étape cause des pertes financières importantes au producteur : le calibrage. En effet, les producteurs se retrouvent, après la saison des récoltes, avec d'immenses quantités de pommes de terre à calibrer afin de pouvoir déterminer certaines caractéristiques liées aux dimensions des pommes de terre et au poids total produit (Gov du Canada, 2022). Cette opération est encore effectuée majoritairement par inspection manuelle, qui en plus d'être fastidieuse, pose des problèmes liés à la cohérence du classement et à l'uniformité du calibrage : le prix de vente tend à être sous-estimé, ce qui cause des pertes importantes au producteur. Le présent volet vise à produire un algorithme basé sur la vision numérique et l'intelligence artificielle qui effectue automatiquement la calibration d'un échantillon photographié par téléphone cellulaire afin de produire un rapport sur les statistiques de l'échantillon photographié. Également, il vise à développer une application fonctionnelle sur téléphone cellulaire.

4.4.2. Matériels et méthodes

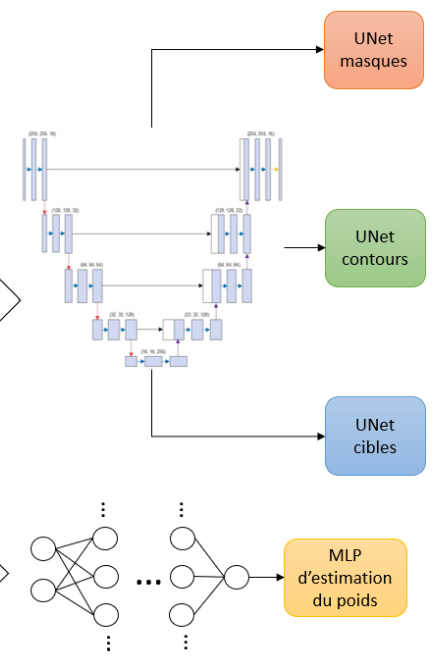
4.4.2.1. Méthodologie

Le schéma ci-après (Figure 27) présente une vue d'ensemble sur la structure et la méthodologie. Les sections A, B et C du schéma, qui sont respectivement décrites dans les sections ci-dessous, présentent comment le backend de l'application a été conçu. Ces étapes ont entièrement été effectuées en Python, avec l'utilisation de bibliothèques de traitement d'image comme OpenCV et de bibliothèques d'apprentissage profond comme Keras et Tensorflow. Ensuite, la section D du schéma, qui est détaillée dans la suite du rapport, montre la structure logique de l'application, qui a été programmée avec Flutter et Python (Flask).

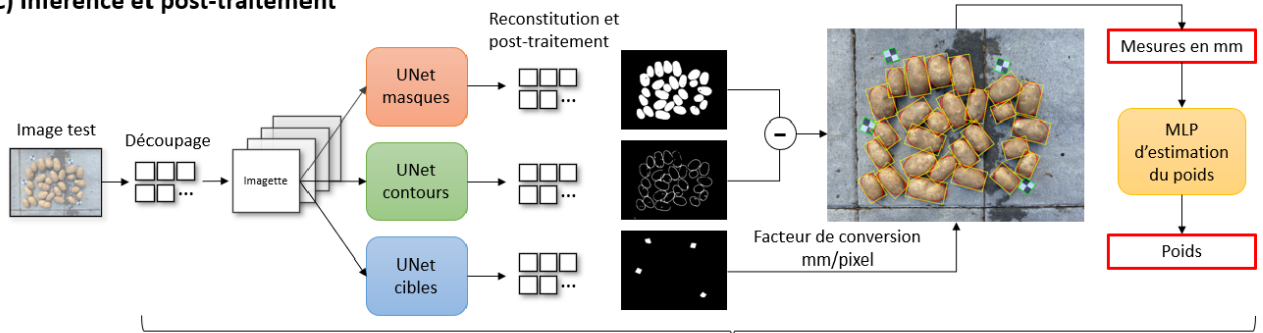
A) Données et prétraitement



B) Entraînement des modèles



C) Inférence et post-traitement



D) Application mobile avec Flutter (Dart)

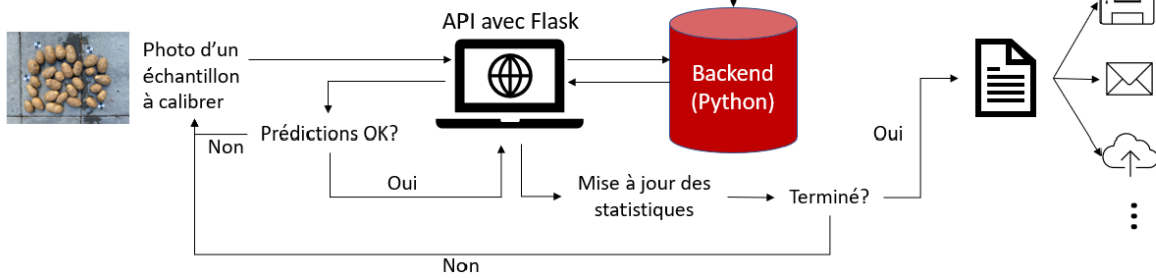


Figure 27 Schéma conceptuel

4.4.2.2. Données et pré-traitement

La segmentation masques de pomme de terre, des contours de pommes de terre est effectuée séparément en trois étapes distinctes, mais selon la même méthodologie. Puisque des techniques d'apprentissage supervisé sont utilisées, une vérité terrain associée à chaque image est nécessaire. Pour assurer la qualité de la vérité terrain, des annotations manuelles ont été faites avec VIA (VGG Image Annotator, 2022), un logiciel libre d'utilisation. Au total, 12 images ont été annotées pour les pommes de terre et 61 pour les cibles. Les annotations consistent à identifier le contour de chaque objet avec un polygone. Les coordonnées des points qui forment le polygone sont ensuite gardées en mémoire dans un fichier json duquel on peut ensuite extraire les masques binaires et les cartes de contours. Certaines images d'entraînement pour la segmentation des pommes de terre sont modifiées avec Gimp afin d'améliorer la généralisation liée aux couleurs. La section 4.4.2.6 présente des explications par rapport à ces manipulations. Les images ont toutes un ratio longueur/largeur de 0.75, et peuvent donc toutes être redimensionnée à une même taille sans affecter l'aspect. Les images sont redimensionnées à deux tailles, soient 1024x768 pixels et 2048x1536 pixels, afin de favoriser l'apprentissage à différentes résolutions. Pour l'entraînement, les images sont découpées en imagerie de 256x256 pixels avec un chevauchement de 128 pixels dans les deux directions. Les imagerie sont également normalisées entre 0 et 1 ainsi que multipliées par un facteur aléatoire entre 0.7 et 1 afin d'imiter des changements dans l'intensité de l'illumination. Également, les imagerie qui ne contiennent pas de région d'intérêt sont éliminées du jeu de données. Finalement, les imagerie sont séparées en un ensemble d'entraînement (80%) et un ensemble de validation (20%).

L'estimation du poids à partir de la longueur et de la largeur d'une pomme de terre est également effectuée avec un modèle entraîné de façon supervisée. Dans ce cas, les données d'entraînement consistent en des triplets composés, pour une pomme de terre donnée, de sa longueur et de sa largeur (données d'entraînement) ainsi que de son poids (vérité terrain). Il y a 76 triplets pour la variété Burbank et 72 pour la variété Mountain Gem. Un modèle est entraîné pour chaque variété puisque la densité et la distribution du poids ne sont pas nécessairement les mêmes selon le type de pomme de terre. Pour l'entraînement, les données sont normalisées entre 0 et 1 selon le maximum et le minimum du jeu de données et la validation est effectuée avec la méthode KFold avec $K = 16$.

4.4.2.3. Architectures et modèles

Les segmentations sont effectuées par apprentissage profond avec un réseau de neurones à couches de convolutions de type U-Net (Ronneberger et al, 2015). L'architecture est présentée à la Figure 28. La taille des images d'entrée est de 256x256x3, les deux premières dimensions étant la longueur et largeur et la troisième dimension étant le nombre de canaux. L'image d'entrée a trois canaux, car c'est une image RGB. L'entraînement est effectué avec une fonction de coût qui combine la perte Dice et la Cross Entropy binaire pondérée. Les modèles sont entraînés sur un GPU NVIDIA Quadro T1000 4 Go. Le temps d'inférence sera évalué sur GPU et sur un CPU Intel Core i7-9850H 2.60GHz.

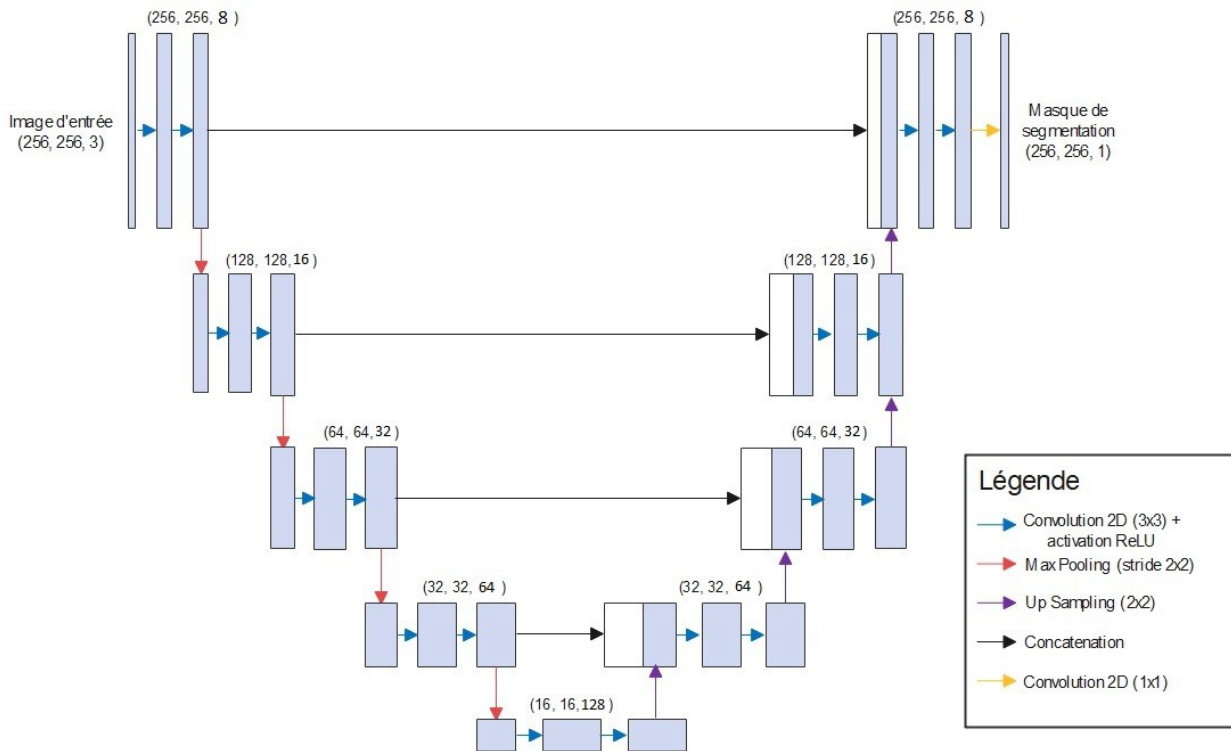


Figure 28 : Architecture du U-Net utilisé

Pour le modèle d'estimation du poids, l'architecture choisie est un perceptron à plusieurs couches (MLP). L'entraînement et l'évaluation de ce modèle sont détaillés à la section 4.4.2.8. Les hyperparamètres d'entraînement pour les quatre modèles sont détaillés dans l'annexe D. Les paramètres ont été choisis de façon à avoir un bon compromis entre performance et temps d'inférence.

4.4.2.4. Inférence et post-traitement

Une image d'intérêt donnée est découpée en imagettes, lesquelles sont passées aux trois UNet entraînés afin de prédire les pommes de terre, les contours et les cibles. Puis, les imagettes sont réassemblées et un filtre modal de taille 3x3 est appliqué pour éliminer les artéfacts aux jonctions des imagettes. Les contours sont soustraits au masque afin de séparer les objets. On ajuste ensuite une ellipse sur chaque pomme de terre et un carré sur chaque cible. On utilise l'orientation de l'ellipse pour trouver le rectangle incliné minimum qui contient chaque objet, ce qui nous donne la longueur et la largeur en pixel. Les mesures sont corrigées systématiquement pour prendre en compte que la soustraction des contours érode environ 6 pixels. Puis, on utilise les dimensions connues (4 cm) des cibles afin de convertir les pixels en unités métriques. Finalement, le poids est estimé selon la variété à partir des mesures trouvées.

4.4.2.5. Conception de l'application mobile

La partie frontend de l'application est codée avec Flutter, donc en langage Dart. Ensuite, puisque l'application effectue beaucoup de traitement d'image et d'inférence à partir des modèles d'apprentissage profond, il était préférable de garder le backend en Python. Une API a donc été implémentée en Python avec le micro Framework de développement web Flask afin de recevoir les données de l'application par des requêtes HTTP, puis de renvoyer les résultats via d'autres requêtes HTTP. L'API pour être déployé sur un serveur de l'INRS.

L'application est conçue de façon à ce que l'utilisateur puisse prendre une photo avec la caméra de son téléphone ou bien choisir une photo déjà prise. Il peut ensuite lancer le processus de calibration et faire une validation visuelle sommaire des résultats avant de mettre à jour les statistiques. Les statistiques se mettent à jour à chaque ajout de photos, avec options de supprimer toutes les données si jamais l'utilisateur souhaite commencer une nouvelle calibration. Lorsque l'utilisateur a accumulé suffisamment de données pour avoir une marge d'erreur satisfaisante, il peut générer un rapport complet qui pourra être exporté au format PDF. Ce rapport contient des informations

techniques comme la date, le lieu, le nom de l'opérateur ainsi que l'option d'ajouter des commentaires.

4.4.2.6. Robustesse aux variations de couleurs

L'annexe A présente les résultats obtenus à l'hiver 2022. Au terme du premier stage, les étapes de pré-traitement des images avaient été implémentées et une architecture de réseau de neurones avait été choisie et entraînée. L'algorithme était donc en mesure d'assez bien circonscrire chacune des pommes de terre sur les images de test, avec toutefois des problèmes liés à la généralisation. En effet, une majorité des images étaient prises dans le même contexte, soit sur une bâche bleue, ce qui fait en sorte que l'algorithme n'était pas en mesure de discriminer des objets d'autres couleurs comme n'étant pas des pommes de terre.

Pour remédier à ce problème, le jeu de données de neuf photos a tout d'abord été bonifié par trois photos prises avec différents contextes et couleurs. Les pommes de terre de ces photos sont des russet achetées en épicerie et ces photos sont prises de plus proche afin d'avoir une plus grande variété de résolutions. Ensuite, sur les sept images sur fond bleu, six ont été modifiées avec la fonction couleur vers alpha de l'outil gratuit Gimp afin de changer le plus possible la couleur de l'arrière-plan tout en gardant les ombrages. L'annexe B montre le jeu de données avant et après ces modifications. La Figure 29 montre un exemple des masques prédits pour deux images tests avec et sans cette diversification du jeu.

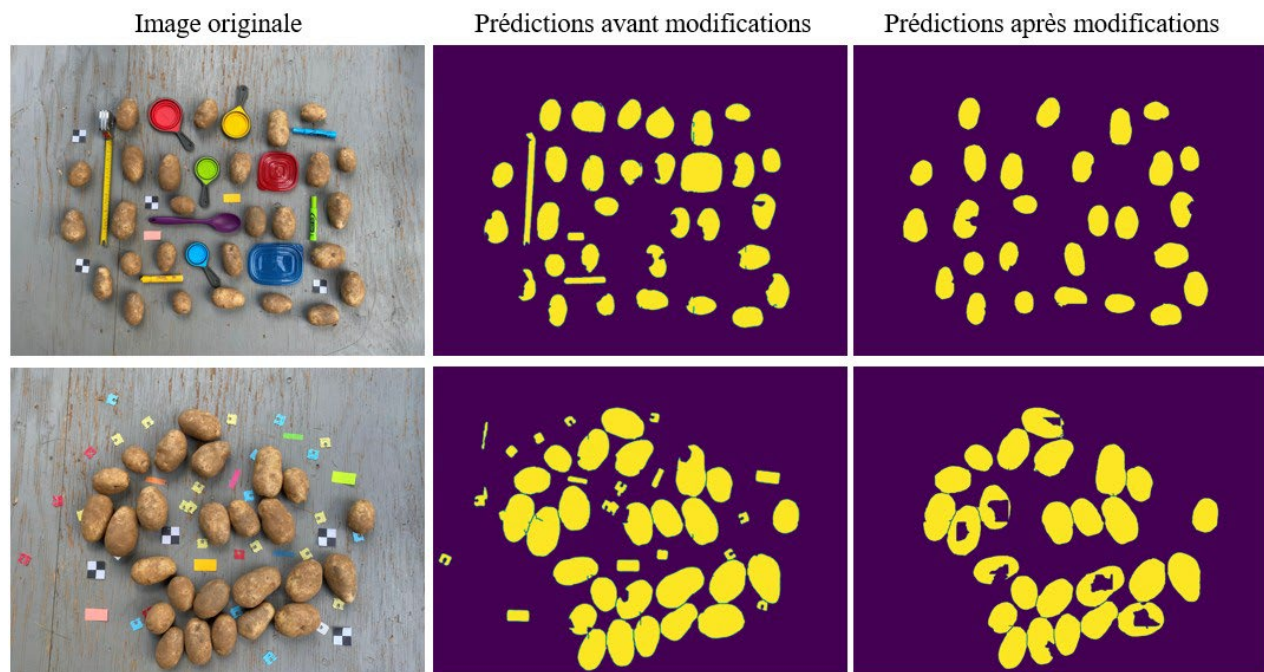


Figure 29 : Effet des modifications au jeu de données sur deux images de test

4.4.2.7. Détection des cibles

Ensuite, il était nécessaire d'avoir une façon de convertir assez précisément les mesures en pixels en millimètres. La méthode choisie a été de placer des cibles carrées de dimensions connues dans l'image. Un nouveau modèle avec une architecture UNet a été entraîné pour cette tâche. Le choix d'utiliser l'apprentissage profond plutôt que des techniques de vision plus classiques vient du fait que l'apprentissage profond dépend moins des caractéristiques exactes des cibles. Au total, 61 images ont été prises et annotées par la stagiaire, dont 8 qui sont gardées pour la validation. L'annexe C montre 12 de ces images à titre d'exemple. Un effort particulier a été fait pour entraîner le réseau sur une variété de couleurs et textures différentes afin qu'il puisse rester robuste dans plusieurs contextes variés, comme le montre la Figure 30. Les informations spécifiques liées à l'architecture et à l'entraînement sont dans l'annexe D.



Figure 30 : Résultats du modèle de détection de cibles sur 4 images de validation

4.4.2.8. Entraînement d'un modèle d'inférence du poids

Un perceptron à plusieurs couches a été entraîné pour estimer le poids d'une pomme de terre à partir de sa longueur et de sa largeur pour une variété donnée. Les informations spécifiques quant à l'architecture et aux hyperparamètres d'entraînement sont dans l'annexe D. Puisque les jeux de données ne contiennent pas énormément de données, l'évaluation est faite avec la méthode KFold avec $K = 16$. Cela signifie que le jeu est séparé en 16 parties égales et qu'on l'entraîne seize fois en utilisant à chaque fois un seizième différent pour la validation et le reste pour l'entraînement. On calcule ensuite les métriques de performance globales en faisant la moyenne de ces métriques sur

les K Folds. Les quatre métriques considérées sont la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE), le biais moyen (MBE), l'indice d'efficacité Nash-Sutcliffe (NSE) et l'écart sur le poids total. Le tableau ci-dessous présente les performances finales pour chacune des deux variétés après une recherche d'hyperparamètres qui a permis d'établir les paramètres optimaux. Les intervalles de confiance ont été calculés avec un niveau de confiance de 95%.

Tableau 4 : Performance de validation du modèle d'estimation de poids

Métrique	Burbank	Mountain Gem
RMSE [g]	18 ±4	21 ±5
MAE [g]	14 ±4	16 ±3
MBE [g]	0 ± 5	-2 ±6
NSE [-]	0.93 ± 0.04	0.92 ± 0.05
Écart absolu poids total [g]	58 ± 19	56 ± 15
Écart relatif poids total [%]	1.74 ± 0.01	1.92 ± 0.01

Dans les deux cas, 0 est dans l'intervalle de confiance à 95% du biais moyen, il est donc légitime de considérer que le modèle n'a pas d'erreur systématique qui cause une sous-estimation ou une surestimation. Quoique la performance du modèle sur des pommes de terre individuelles semble être variable, l'erreur est inférieure à 2% sur le poids total, donc le modèle permet d'estimer adéquatement le poids total d'un ensemble de pommes de terre. Dans le contexte de l'application, cette mesure est d'ailleurs ce qui est le plus pertinent à fournir lors de la calibration. Également, pour chacune des métriques d'évaluation, excepté l'écart relatif du poids, les intervalles de confiance se recoupent, ce qui fait en sorte qu'il est correct d'affirmer qu'il n'y a pas de différence notable de performance entre les deux variétés pour ces métriques.

4.4.3. Résultats et discussion

Le tableau 5 présente les performances et les temps d'inférence pour une image complète des trois modèles entraînés avec une architecture UNet. Les courbes d'entraînement sont dans l'annexe D.

Tableau 5 : Performance des modèles en évaluation

	Exactitude	Coefficient Dice	Temps GPU	Temps CPU
Masques	0.977	0.935	≈ 2.2	≈ 2.5
Contours	0.966	0.793	≈ 2.8	≈ 2.5
Cibles	0.996	0.936	≈ 3.9	≈ 2.5

La raison pour laquelle l'inférence est généralement plus rapide sur CPU que GPU est que les prédictions sont effectuées sur une imagerie à la fois. En conséquence, le GPU ne reçoit pas une charge computationnelle assez élevée pour réellement exploiter les caractéristiques qui lui permettent de traiter des calculs plus rapidement que le CPU. Il y aurait une possibilité de remanier la logique de prédiction pour optimiser cela, mais puisque l'API ne sera pas déployée avec un GPU, cela n'est pas nécessaire.

La figure 31 montre les résultats du système d'estimation des mesures conçu en présentant, pour chacune des deux variétés considérées, le résultat visuel de la circonscription de chacun des objets de même qu'un diagramme Quantile-Quantile (QQ) pour la longueur et un autre pour la largeur des pommes de terre. Ce choix de présentation a été fait puisque les mesures de références indiquent seulement les mesures de l'ensemble des pommes de terre, mais n'indiquent pas quelle pomme de terre est associée à chaque mesure.

Considérant que l'instrument utilisé pour obtenir les mesures de références a une incertitude de ± 1 mm et qu'il peut y avoir une erreur additionnelle associée à la manutention lors des mesures, il est possible de considérer que les résultats ne sont pas biaisés puisque le biais moyen pour les quatre diagrammes QQ est inférieur à 1,5 mm. Par ailleurs, la légère sous-estimation dans la figure 31-a peut possiblement être attribuée au fait que quelques-unes des pommes de terre sont partiellement occluses alors que la légère surestimation dans la figure 4b peut probablement être associée au fait que deux des pommes de terre sont regroupées comme une seule à cause d'un chevauchement. Pour les quatre diagrammes QQ présentés, la RMSE est inférieure à 3 mm et la MAE est inférieure ou égale à 2,3 mm. Toutefois, puisqu'il s'agit de seulement deux échantillons, il sera nécessaire de faire davantage de tests afin de déterminer plus précisément la performance du système pour l'ensemble des métriques discutées.

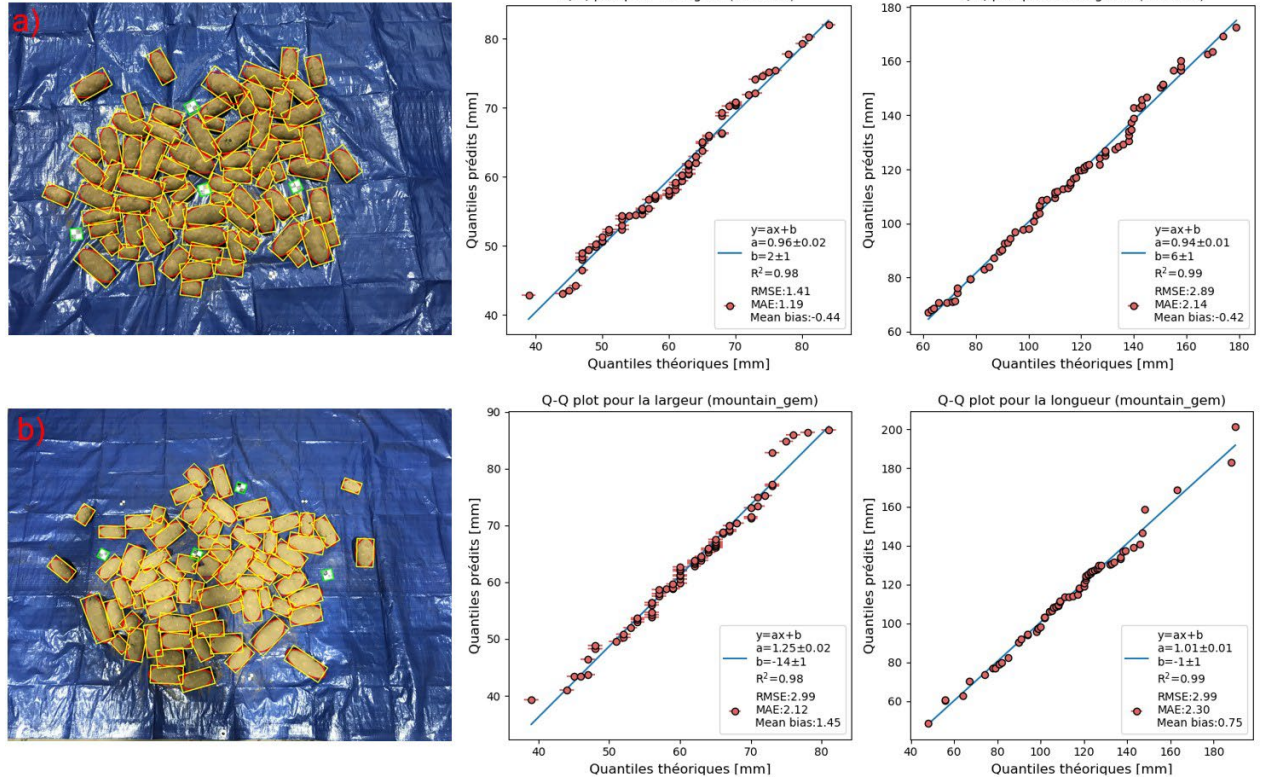


Figure 31 : Résultat du système de reconnaissance des pommes de terre et des cibles et le QQ plot de largeur et longueur pour la variété a) Burbank et b) Mountain Gem

Ensuite, la fin du stage a été utilisée pour concevoir l'application mobile avec Flutter et Flask. La Figure 32 présente des captures d'écran de l'application pour illustrer son allure et son fonctionnement, alors que la figure 33 présente un exemple de rapport produit par l'application. Le PDF généré par l'application à la suite de la calibration peut facilement être imprimé, envoyé par courriel, sauvegardé localement sur l'appareil ou sauvegardé dans un service de stockage dans le cloud (e.g. Google Drive). Le traitement de chaque image dans l'application prend environ 15 secondes sur CPU.

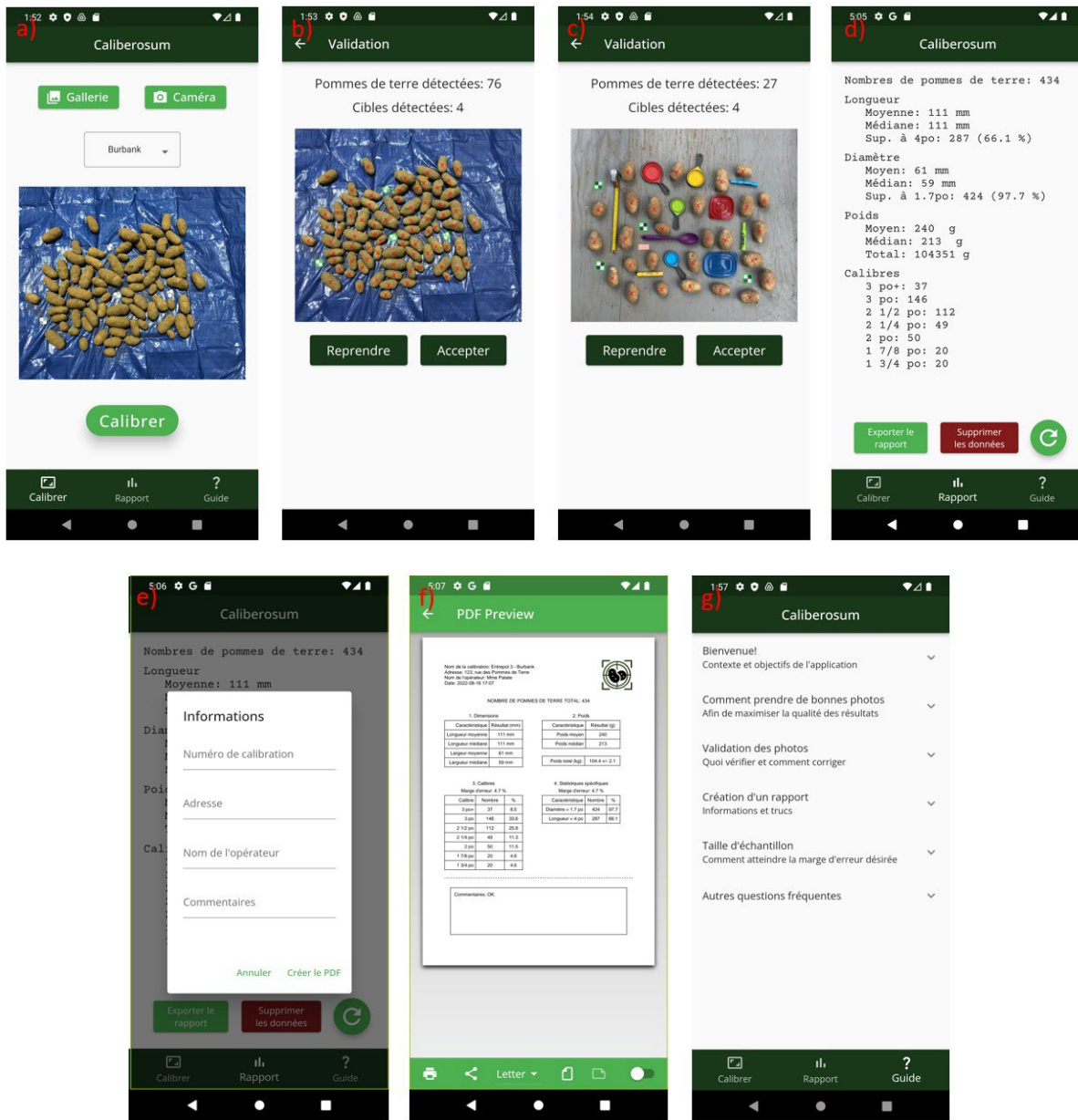


Figure 32 : Aperçu de l'application mobile. a) L'utilisateur prend ou sélectionne une photo, puis appuie sur « calibrer ». b) L'utilisateur valide visuellement si les résultats semblent adéquats. c) Les étapes a et b peuvent être répétées autant de fois que nécessaire. d) Dans le deuxième onglet, l'utilisateur a un aperçu des statistiques. e) En appuyant sur « Générer le rapport », l'utilisateur peut personnaliser les informations d'identification qui vont apparaître sur le rapport. f) L'utilisateur un aperçu du PDF, puis peut l'exporter. g) Le troisième onglet est une section « Guide » avec des informations, trucs et astuces concernant l'application.

Nom de la calibration: Entrepot 3 - Burbank
Adresse: 123, rue des Pommes de Terre
Nom de l'opérateur: Mme Patate
Date: 2022-08-16 17:07



NOMBRE DE POMMES DE TERRE TOTAL: 434

1. Dimensions

Caractéristique	Résultat (mm)
Longueur moyenne	111 mm
Longueur médiane	111 mm
Largeur moyenne	61 mm
Largeur médiane	59 mm

2. Poids

Caractéristique	Résultat (g)
Poids moyen	240
Poids médian	213

Poids total (kg):	104.4 +/- 2.1
-------------------	---------------

3. Calibres

Marge d'erreur: 4.7 %

Calibre	Nombre	%
3 po+	37	8.5
3 po	146	33.6
2 1/2 po	112	25.8
2 1/4 po	49	11.3
2 po	50	11.5
1 7/8 po	20	4.6
1 3/4 po	20	4.6

4. Statistiques spécifiques

Marge d'erreur: 4.7 %

Caractéristique	Nombre	%
Diamètre > 1.7 po	424	97.7
Longueur > 4 po	287	66.1

Commentaires: OK.

Figure 33 : de rapport produit par l'application

Il y a plusieurs causes d'erreur qui peuvent influencer la précision des mesures estimées par l'application. Celles-ci seront classées en deux catégories. La première relève de la qualité de la photo et du placement des pommes de terre : angle de la caméra, illumination, objets superflus dans l'image, trop de chevauchements ou d'occlusions, arrière-plan trop peu contrastant, etc. La deuxième catégorie relève du système lui-même, soit de la qualité des modèles entraînés. L'utilisateur du système peut par lui-même minimiser les erreurs relevant de la première catégorie, mais pas celles de la deuxième catégorie puisqu'elles sont intrinsèques au système. Toutefois, les faiblesses des algorithmes entraînés par réseaux de neurones relèvent principalement de cas bordures comme les chevauchements, les occlusions ou une illumination inadéquate, qui sont des causes d'erreur classées dans la première catégorie. Ainsi, cela réitère l'importance de prendre de bonnes photos, la section « Guide » de l'application étant présente pour offrir des conseils à l'utilisateur. Pour ce qui est de l'angle de la caméra, puisqu'il s'agit d'un paramètre qui est plus difficile à contrôler, il est conseillé à l'utilisateur d'installer ses échantillons sur une table avec les cibles et d'utiliser un support à téléphone cellulaire comme celui-ci. Cet outil permet de garder la caméra parallèle au plan de l'image ainsi que de garder une qualité de photo constante une fois que l'environnement est ajusté pour avoir des résultats adéquats. Finalement, les résultats globaux de calibrage et leur représentativité dépendent de la taille d'échantillon. En effet, si la taille d'échantillon n'est pas adéquate, la marge d'erreur sera très grande, ce qui fera en sorte que la proportion de pomme de terre dans chaque classe de calibre sera dans un très grand intervalle.

RÉFÉRENCES

- Gobat, Jean-Michel, Michel Aragno, and Willy Matthry. 2003. *Le Sol Vivant : Bases de Pédologie - Biologie Des Sols*. Deuxième é. Lausanne, Suisse: PPUR (Presses Polytechniques et Universitaires Romandes).
- Veris®Technologies. 2019. "Veris - UTV Based Platform for Mapping Soil EC, OM and/or PH." <https://www.veristech.com/the-sensors/u-series>.
- Jensen, John R. 2011. *Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective*. 2nd ed. Minneapolis (MN): Pearson Prentice Hall.
- MicaSense. 2017. "MicaSense RedEdge-M™ Multispectral Camera - User Manual." : 47. https://support.micasense.com/hc/en-us/article_attachments/115004168274/RedEdge-M_User_Manual.pdf.
- FLIR. 2018. "Zenmuse Xt 2 Camera - User Manual." : 1–18.
- Gouvernement du Canada. Calibre. url : <https://inspection.canada.ca/salubrite-alimentaire-pour-l-industrie/directives-archivees-sur-les-aliments/fruits-et-legumes-frais/inspection-de-la-qualite-manuels-d-inspection-des-legumes-frais/pommes-de-terre/fra/1387374793841/1387374861996?chap=2>.
- Suh, H.K., Hofstee, J.W., van Henten, E.J., 2017. Improved vegetation segmentation with ground shadow removal using an HDR camera. *Precision Agriculture*. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-017-9511-z>
- Kroetsch, D., & Wang, C. (2007). Particle Size Distribution. In *Soil Sampling and Methods of Analysis*, Second Edition (pp. 713–725).
- Ronneberger Olaf, Philipp Fischer et Thomas Brox. "U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation". In : arXiv :1505.04597 [cs] (mai 2015). arXiv : 1505.04597. <http://arxiv.org/abs/1505.04597>.
- Skjemstad, J. O., & Baldock, J. A. (2007). Total and Organic Carbon. In *Soil Sampling and Methods of Analysis*, Second Edition.

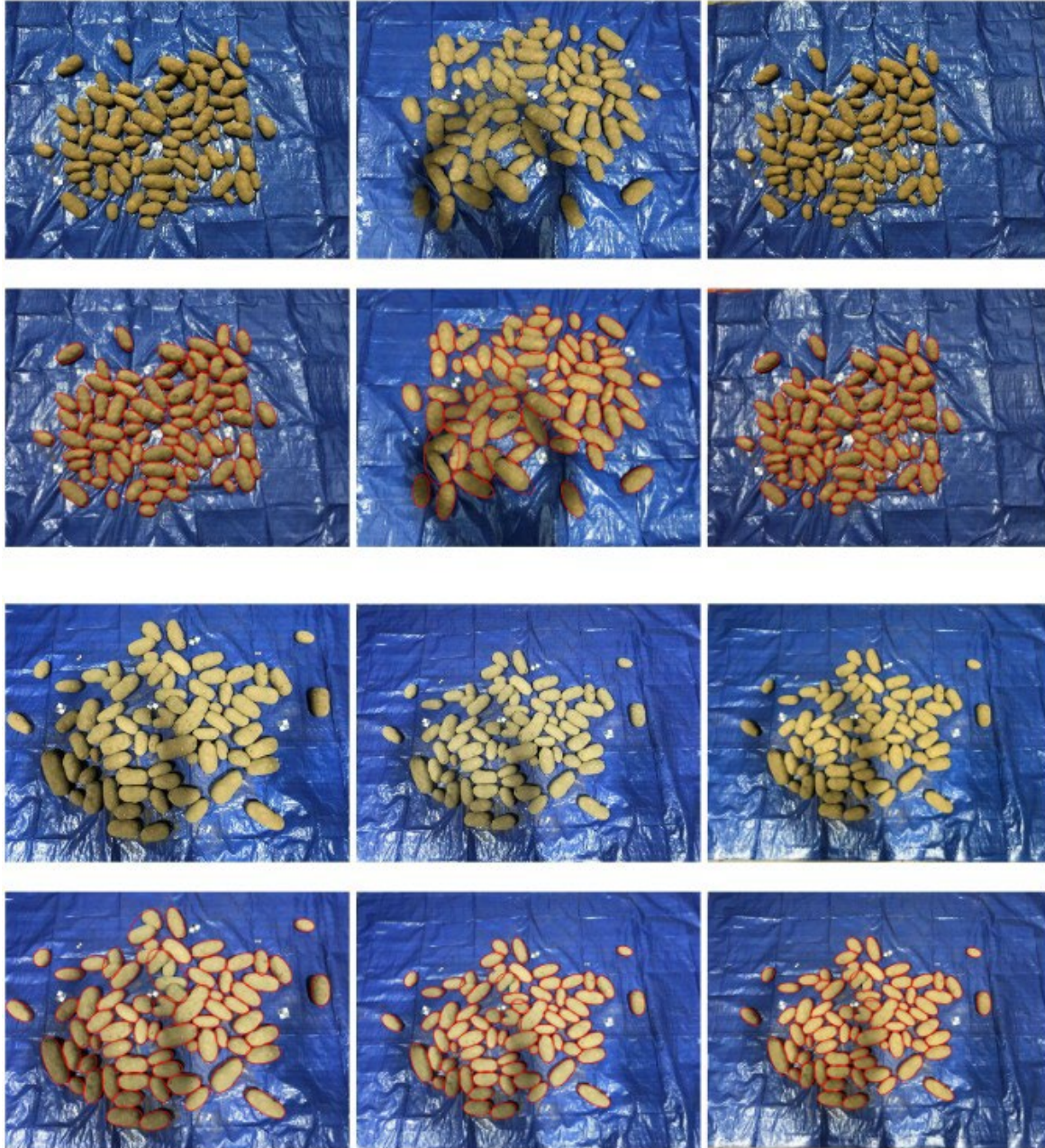
Soil Classification Working Group. (1998). The Canadian System of Soil Classification. NRC-CNRC.
Retrieved from http://sis.agr.gc.ca/cansis/publications/manuals/1998-cssc-ed3/cssc3_manual.pdf

Vanesa Nahirñak et al. "State of the Art of Genetic Engineering in Potato : From the First Report to Its Future Potential". In : *Frontiers in Plant Science* 12 (2022). issn : 1664-462X. url : <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fpls.2021.768233>.

VGG Image Annotator. url : <https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/software/via/>. Visité le 26/09/2022

Annexes

A. Résultats du stage de l'hiver 2022



Identification des pommes de terre sur 6 images de test

B. Jeu de données pommes de terre

Jeu de données d'entraînement initial



01



02



03



04



05



06



07



08



09

Jeu de données modifié



01



02



03



04



05



06



07



08



09



10



11



12

C. Extrait jeu de données cibles



33



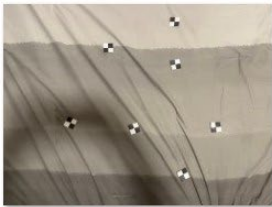
34



35



36



37



38



39



40



41



42



43

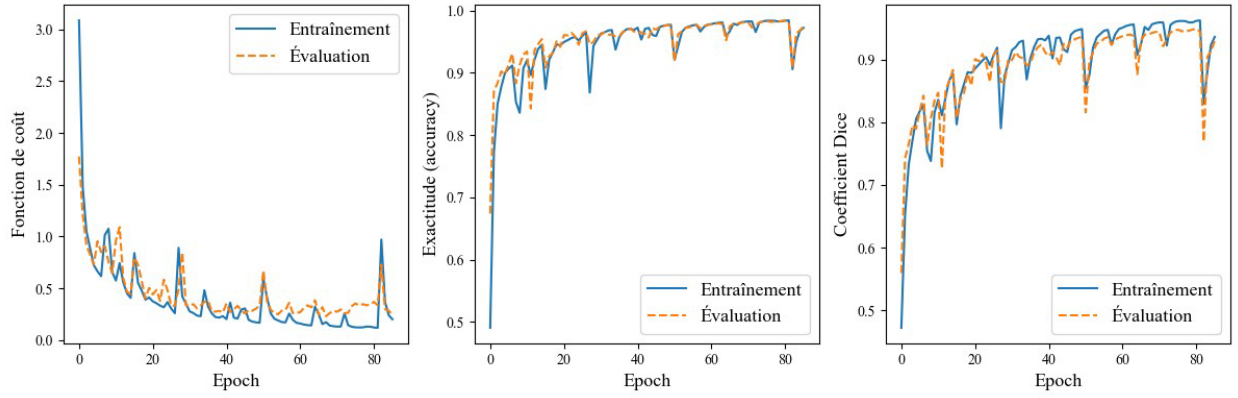


44

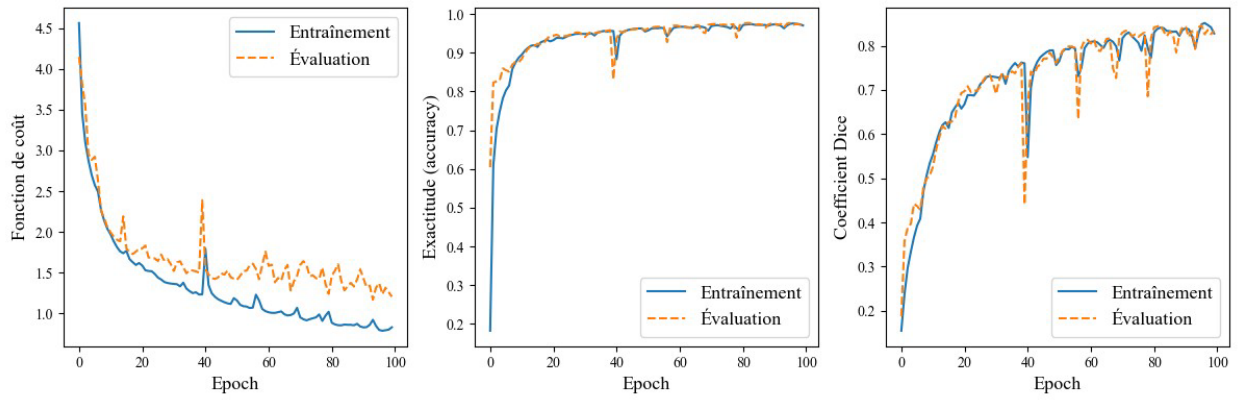
D. Hyperparamètres d'entraînement et courbes d'apprentissage

Tableau – Hyperparamètres d'entraînement pour chacun des modèles

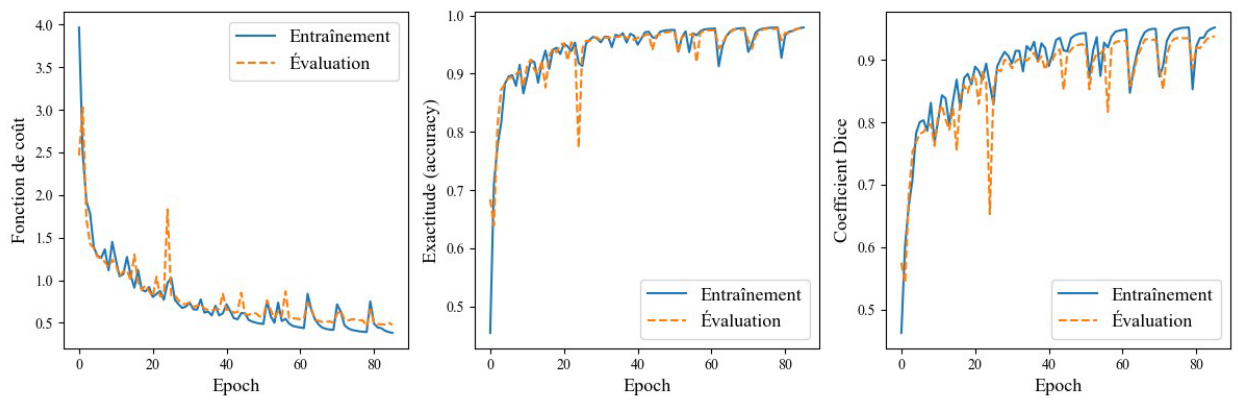
	Masque PDT	Contours	Cibles	Poids
Unité de traitement	GPU	GPU	GPU	GPU
Type de réseau	UNet	UNet	UNet	MLP
Optimiseur	Adam (10^{-4})	Adam (10^{-4})	Adam (10^{-4})	Adam (10^{-3})
Fonction de coût	Dice + WBCE	Dice + WBCE	Dice	MSE
Batch size	4	8	8	4
Régularisation L2	0.0005	0.001	0.001	0.000
Nombre de canaux initial	8	8	8	-
Noyau de convolution	3x3	3x3	3x3	-
Nombre de couches cachées	-	-	-	3
Neurones par couche	-	-	-	128-128-128



Courbes d'entraînement du modèle de masque



Courbes d'entraînement du modèle de contours



Courbes d'entraînement du modèle de cibles

