

Université du Québec
Institut National de la Recherche Scientifique
Centre Eau Terre Environnement

ÉTUDE DE LA RELATION ENTRE LES DONNEES D'IMAGERIE INFRAROUGE THERMIQUE ACQUISE PAR DRONE ET DES INDICATEURS AGRO-METEOROLOGIQUES DE STRESS HYDRIQUE DANS LA CULTURE DE POMMES DE TERRE

Par
Imen Attig

Mémoire 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

Saeid homayouni
INRS Centre Eau Terre Environnement

Examineur externe

Serge Olivier Kotchi
Université Laval Faculté de Foresterie,
de Géographie et de géomatique

Directeur de recherche

Karem Chokmani
INRS Centre Eau Terre Environnement

Codirecteur de recherche

Carl Boivin
IRDA

REMERCIEMENTS

Je remercie **le bon Dieu** pour l'opportunité qu'il m'a accordée pour réaliser cette maîtrise en mettant sur mon chemin des personnes qui m'ont aidé à améliorer mes travaux de recherche et m'ont fait savourer le goût de la réussite. Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de recherche Karem Chokmani, professeur au centre eau terre environnement de l'Institut National de la Recherche Scientifique (INRS). Merci Karem de m'avoir accueilli dans votre équipe de recherche et de m'avoir offert cette opportunité de réaliser ce projet. Merci pour votre confiance, orientation, patience, disponibilité, soutien moral et financier et vos directives impressionnantes apportées à mon travail lors des différents suivis.

Je tiens à remercier le Ministère de l'Agriculture, des Pêcheries et de l'Alimentation du Québec (MAPAQ), Mitacs; l'organisme de recherche national sans but lucratif pour avoir financé ce projet, la ferme Victorin Drolet pour permettre l'utilisation de ses terres, la mission universitaire de Tunisie en Amérique du Nord (MUTAN) pour m'avoir donné la bourse d'exemption des frais majorés de scolarité et l'Institut de Recherche et de Développement en Agroenvironnement (IRDA), pour la réalisation du dispositif expérimental.

J'adresse mes remerciements les plus respectueux à mon codirecteur Carl Boivin de l'IRDA et l'agronome Daniel Bergeron de MAPAQ pour leur collaboration et leur expertise qui ont constitué un apport important pour le contenu de ce travail.

J'exprime toutes mes grandes gratitude et toute ma reconnaissance particulièrement à Hachem Agili, doctorant au sein de l'INRS, et à Rachid Lhissou, chercheur postdoctoral à l'INRS. Leur générosité, leurs qualités humaines et professionnelles et leurs judicieux conseils qu'ils ont manifestés à mon égard durant ce modeste travail.

Je dédie un merci particulier à toute l'équipe pédagogique de l'INRS et les intervenants professionnels responsables de la formation (maîtrise en sciences de l'eau) pour avoir assuré la partie théorique de celle-ci. J'exprime également ma gratitude à l'égard de l'ensemble de l'équipe de recherche en Télédétection Environnementale et NORdique (TENOR) et laboratoire de télédétection environnementale par drone (TED) pour leur précieuse aide ainsi que leur sympathie qui a favorisé mon intégration dans l'équipe, pour l'expérience enrichissante et pleine d'intérêt qu'elles m'ont fait vivre tout au long de cette maîtrise.

Enfin, je ne peux pas passer sans exprimer ma reconnaissance à mes parents, ma sœur Ines et mes deux frères Mokhtar et Hamza pour le soutien constant, la patience et la confiance qu'ils

m'ont témoignée afin de mener mon travail à bon port. Et pour finir, je remercie de tout mon cœur toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce projet.

RÉSUMÉ

La culture de pomme de terre nécessite un apport important en eau. Plusieurs travaux ont démontré que la télédétection satellitaire et aéroportée permet de détecter le stress hydrique. Cependant, ces techniques offrent des images à une faible résolution spatiale et temporelle ce qui ne permet pas de caractériser la variation intra-parcellaire du stress. L'imagerie infrarouge thermique acquise par drone peut représenter une alternative prometteuse pour l'estimation du déficit hydrique. Ce projet vise à étudier la relation entre ces données d'imagerie et des indicateurs agro-météorologiques de stress hydrique dans la culture de pomme de terre. Des images thermiques ont été acquises pendant les saisons de croissance 2016 et 2017 puis prétraitées et analysées afin d'extraire la température foliaire pour chaque parcelle. Ce travail a dévoilé le potentiel de la détection hâtive du stress hydrique par imagerie infrarouge thermique acquise par drone. Il a également montré la corrélation entre l'indicateur de stress hydrique Is et la variation de température entre le feuillage et l'air ambiant ($T_c - T_a$). Les résultats obtenus constituent le point de départ pour mettre en place un système expert pour gérer l'irrigation d'une façon optimisée en appliquant la bonne dose au bon endroit et au bon moment.

Mots clés : pomme de terre, stress hydrique, télédétection, imagerie thermique, drone, indicateurs agrométéorologiques, irrigation.

ABSTRACT

The potato crop requires a large amount of water. Several studies have shown that satellite and airborne remote sensing can detect water stress. However, these techniques offer images at a low spatial and temporal resolution which does not allow to characterize the intra-parcel variation of the stress. The thermal infrared imaging acquired by drone can represent a promising alternative for the estimation of the water deficit. This project aims to investigate the relationship between these imaging data and agrometeorological indicators of water stress in potato culture. Thermal images were acquired during the 2016 and 2017 growing seasons and then pretreated and analyzed to extract leaf temperature for each plot. This work has unveiled the potential of early detection of water stress by thermal infrared imaging acquired by drone. He also showed the correlation between the water stress indicator I_s and the temperature variation between the foliage and the ambient air ($T_c - T_a$). The results obtained are the starting point for setting up an expert system to manage irrigation in an optimized way by applying the right dose to the right place at the right time.

Keywords: potato, water stress, remote sensing, thermal imaging, drone, agrometeorological indicators, irrigation.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS.....	III
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT.....	VII
TABLE DES MATIÈRES	VIII
LISTE DES TABLEAUX	XI
LISTE DES FIGURES.....	XIII
LISTE DES ABRÉVIATIONS	XVI
1 INTRODUCTION	1
1.1 MISE EN CONTEXTE	1
1.2 PROBLEMATIQUE	2
1.3 OBJECTIFS ET HYPOTHESE DE RECHERCHE	3
1.4 STRUCTURE DU MEMOIRE	3
2 REVUE DE LITTERATURE	5
2.1 CULTURE DE LA POMME DE TERRE	5
2.1.1 <i>Caractéristiques et stades phénologiques</i>	5
2.1.2 <i>Stress hydrique chez la pomme de terre</i>	6
2.2 AGRICULTURE DE PRECISION.....	10
2.2.1 <i>Définition et concepts</i>	10
2.2.2 <i>Techniques d'agriculture de précision</i>	11
2.3 TELEDETECTION AVEC L'INFRAROUGE THERMIQUE EN AGRICULTURE	12
2.3.1 <i>Principe de l'imagerie infrarouge thermique</i>	13
2.3.2 <i>Capteurs thermiques</i>	17
2.3.3 <i>Utilisation de l'IRT pour la détection du stress hydrique</i>	18
2.4 TELEDETECTION PAR DRONES DANS L'AGRICULTURE	20
2.4.1 <i>Définition et historique</i>	20
2.4.2 <i>Drones : classification, avantages et limites</i>	21
2.4.3 <i>Applications en agriculture</i>	25
3 MATERIEL ET METHODES	27
3.1 METHODOLOGIE DE TRAVAIL	27
3.2 ZONE D'ETUDE ET DONNEES UTILISEES	28
3.2.1 <i>Description de la zone d'étude</i>	28
3.2.2 <i>Données agro-météorologiques</i>	31
3.2.3 <i>Données acquises par drone</i>	34

3.2.4	<i>Traitement des données acquises par drone</i>	36
3.3	ANALYSES STATISTIQUES DES DONNEES	39
4	RESULTATS ET DISCUSSION	42
4.1	ÉLABORATION DES CARTES THERMIQUES ET EXTRACTION DES TEMPERATURES A PARTIR DES DONNEES ACQUISES PAR LE DRONE	42
4.2	ANALYSE STATISTIQUE DES DONNEES	44
4.3	EFFET DE LA VARIABILITE TEMPORELLE DES INDICATEURS AGRO-METEOROLOGIQUES SUR LE STRESS HYDRIQUE	57
	CONCLUSION ET PERSPECTIVES	67
	RÉFÉRENCES	71
	ANNEXES	82
	ANNEXE 1 : INDICES DE VEGETATIONS	82
	ANNEXE 2 : GRAPHE DE FREQUENCES DE TEMPERATURES	84
	ANNEXE 3 : CODE D'ANOVA SUR LE PACKAGE R	85
	ANNEXE 4 : EXEMPLE DE CALCUL DE COEFFICIENT IS SUR EXCEL	86
	ANNEXE 5 : RESULTAT DE TEST DE COMPARAISON MULTIPLE (TEST TUKEY) POUR LES VALEURS DE LA TEMPERATURE SELON LES TYPES D'IRRIGATION	87
	ANNEXE 6 : RESULTAT DE TEST DE COMPARAISON MULTIPLE (TEST TUKEY) POUR LES VALEURS DE LA TEMPERATURE SELON LES CULTIVARS	88

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 2-1 : INDICES SPECTRAUX DE VEGETATION DANS L'IRT	18
TABLEAU 2-2 : CLASSES DE DRONES SELON LEUR TAILLE AVEC DES EXEMPLES	23
TABLEAU 3-1 : CLASSIFICATION DES CULTIVARS SUIVANT LE NOMBRE DE JOURS DE CROISSANCE.....	32
TABLEAU 4-1 : COMPARAISON ENTRE LES PROBABILITES (Pr) ASSOCIEES A UNE DIFFERENCE SIGNIFICATIVE DANS LA MESURE DE LA TEMPERATURE DE FEUILLAGE SELON LES DIFFERENTS MODES D'IRRIGATION POUR LES SAISONS 2017 ET 2016	48
TABLEAU 4-2: COMPARAISON ENTRE LES PROBABILITES (Pr) ASSOCIEES A UNE DIFFERENCE SIGNIFICATIVE DANS LA MESURE DE LA TEMPERATURE DE FEUILLAGE SELON LES DIFFERENTS CULTIVARS POUR LES SAISONS 2017 ET 2016	55
TABLEAU 4-3: ANALYSE DE VARIANCE (ANOVA) POUR LES DEUX SAISONS DE CROISSANCE (2016 ET 2017).....	57

LISTE DES FIGURES

FIGURE 2.1: STADES PHENOLOGIQUES DE LA POMME DE TERRE. LA LIGNE VERTE REPRESENTE LA CROISSANCE VEGETATIVE COÏNCIDANT AVEC LE DEVELOPPEMENT AERIEN, TANDIS QUE LA LIGNE JAUNE ILLUSTRER LA CROISSANCE REPRODUCTIVE COÏNCIDANT AVEC LE DEVELOPPEMENT DES TUBERCULES. (MODIFIE A PARTIR DE KOLBE & STEPHAN-BECKMANN, 1997).....	6
FIGURE 2.2: CONCEPT DE L'AGRICULTURE DE PRECISION EN TROIS ETAPES (CAMBOURIS ET AL., 2014).....	11
FIGURE 2.3: SPECTRE ELECTROMAGNETIQUE DE L'INFRAROUGE THERMIQUE (SOURCE :CHRETIEN 2016).....	14
FIGURE 2.4: DEPLACEMENT DE L'ENERGIE SPECTRALE EMISE DU CORPS NOIR EN FONCTION DE LA LONGUEUR D'ONDE A DES TEMPERATURES DIFFERENTES (ADAPTE PAR (GUIBERT, 2007))	15
FIGURE 2.5 EXEMPLES DES DRONES A VOILURE FIXE : (A) QUESTUAV Q-200 AGRI PRO; (B) TRIMBLE UX5; (C) SENSEFLY eBEE; (D) MAVINCI SIRIUS PRO; ET E) PRECISIONHAWK LANCASTER (SOURCE PADUA ET AL. 2017)	22
FIGURE 2.6 : EXEMPLES DES DRONES A VOILURES TOURNANTES (A) INTEL® FALCON™ 8+; (B) DJI PHANTOM 4; (C) QUADRICOPTERE 3DR SOLO; (D) SENSEFLY eXOM; ET E) YUNEEC TYPHOON H PRO (SOURCE PADUA ET AL. 2017)	22
FIGURE 3.1 : DIAGRAMME DE LA METHODOLOGIE UTILISEE (AVEC : SIG : SYSTEME D'INFORMATION GEOGRAPHIQUE, IS : INDICATEUR DE STRESS HYDRIQUE)	27
FIGURE 3.2: SITUATION GEOGRAPHIQUE DE LA ZONE D'ETUDE	28
FIGURE 3.3 : PLAN DU DISPOSITIF EXPERIMENTAL DE L'ANNEE 2016 (SOURCE IRDA).....	29
FIGURE 3.4 : PLAN DU DISPOSITIF EXPERIMENTAL DE L'ANNEE 2017 (SOURCE IRDA)	30
FIGURE 3.5 : PLAN D'IMPLANTATION DU SYSTEME D'IRRIGATION DE L'ANNEE 2016 (SOURCE : IRDA). AVEC B1= BLOC 1, B2= BLOC 2, B3= BLOC 3, B4= BLOC 4	31
FIGURE 3.6 : VARIATION DU COEFFICIENT CULTURAL (K_c) EN FONCTION DE STADES DE CROISSANCE DES CULTURES (ADAPTE A PARTIR DE DOORENBOS ET PRUITT, (1977) CITE DANS GALLICHAND ET AL., (1990))	32
FIGURE 3.7: DRONE DE MODELE HYDRA-12 ONYXSTAR.....	34
FIGURE 3.8: GEOREFERENCMENT A L'AIDE D'UN RECEPTEUR GPS RTK	35
FIGURE 3.9: TRAJECTOIRE DE PLAN DE VOL.....	36
FIGURE 3.10: ENREGISTREMENT D'UNE VIDEO THERMIQUE PAR LA CAMERA OPTRIS.....	36
FIGURE 3.11: CREATION D'ORTHOMOSAÏQUE A L'AIDE DE LOGICIEL PIX4D	38

FIGURE 4.1: (A) : ORTHOMOSAÏQUE DES IMAGES VISIBLES OBTENUES A L'AIDE DE CAMERA VISIBLE EMBARQUEE SUR DRONE; (B) : ORTHOMOSAÏQUE DES IMAGES THERMIQUES OBTENUES A L'AIDE DE CAMERA INFRAROUGE THERMIQUE EMBARQUEE SUR DRONE.....	43
FIGURE 4.2 : A GAUCHE UNE CARTE THERMIQUE POUR L'IDENTIFICATION DES ZONES DE STRESS HYDRIQUE (SAISON 2017) AVEC LES PARCELLES D'EXTRACTION DE LA TEMPERATURE SELON LES DIFFERENTS MODES D'IRRIGATION A, B ET C ET A DROITE C'EST LA COMPOSITION D'IMAGE THERMIQUE AVEC DES COULEURS JAUNES ET BRUNES DES ZONES SECHES ET HUMIDES	44
FIGURE 4.3: MOYENNE DE TEMPERATURE CORRIGEE (VOL 1 SAISON 2016).....	45
FIGURE 4.4: MOYENNES DE TEMPERATURE CORRIGEE (VOL 2 SAISON 2016).....	46
FIGURE 4.5 : MOYENNES DE TEMPERATURE CORRIGEE (VOL 3 SAISON 2016).....	46
FIGURE 4.6 : MOYENNES DE TEMPERATURE CORRIGEE (VOL 1 SAISON 2017)	47
FIGURE 4.7 : MOYENNE DE TEMPERATURE CORRIGEE (VOL 2 SAISON 2017).....	47
FIGURE 4.8 : EXEMPLE DE LA SORTIE DE LOGICIEL R (ANOVA), POUR LE PREMIER VOL (SAISON 2017)	48
FIGURE 4.9 : DEMANDE EN EAU DE VARIETES DE LA CULTURE DE POMME DE TERRE PENDANT LA SAISON DE CROISSANCE 2016	50
FIGURE 4.10 : DEMANDE EN EAU DE VARIETES DE LA CULTURE DE POMME DE TERRE PENDANT LA SAISON DE CROISSANCE 2017	51
FIGURE 4.11: MOYENNE DE TEMPERATURE CORRIGEE DE CULTIVARS (VOL 1 SAISON 2016) (OU LES CULTIVARS SONT : C1 : HIGHLAND RUSSET, C2 : VALDI, C3 : CHIEFTAIN, C4 : UMATILLA RUSSET, C5 : GOLDRUSH, C6 : CALWHITE, C7 : AC-CHALEUR, C8 : RUSSET BURBANK).....	53
FIGURE 4.12: MOYENNE DE TEMPERATURE CORRIGEE DE CULTIVARS (VOL 2 SAISON 2016).....	53
FIGURE 4.13: MOYENNE DE TEMPERATURE CORRIGEE DE CULTIVARS (VOL 3 SAISON 2016).....	54
FIGURE 4.14: MOYENNE DE TEMPERATURE CORRIGEE DE CULTIVARS (VOL1 SAISON 2017).....	54
FIGURE 4.15 : MOYENNE DE TEMPERATURE CORRIGEE DE CULTIVARS (VOL1 SAISON 2017).....	55
FIGURE 4.16 : VARIATION DE L'INDICATEUR IS EN FONCTION DE LA VARIATION DE LA TEMPERATURE DU COUVERT VEGETAL ET L'AIR AMBIANT POUR LES VARIETES HATIVES.....	58
FIGURE 4.17 : VARIATION DE L'INDICATEUR IS EN FONCTION DE LA VARIATION DE LA TEMPERATURE DU COUVERT VEGETAL ET L'AIR AMBIANT POUR LES VARIETES MI-SAISON	59
FIGURE 4.18 : VARIATION DE L'INDICATEUR IS EN FONCTION DE LA VARIATION DE LA TEMPERATURE DU COUVERT VEGETAL ET L'AIR AMBIANT POUR LES VARIETES TARDIVES.....	60
FIGURE 4.19 : VARIATION DE L'INDICATEUR DE STRESS HYDRIQUE IS DE LA SAISON DE CROISSANCE 2016.....	61

FIGURE 4.20 : VARIATION DE L'INDICATEUR DE STRESS HYDRIQUE IS DE LA SAISON DE CROISSANCE 2017 62

LISTE DES ABRÉVIATIONS

Abréviations	Définition du terme
Is	Indicateur de stress hydrique
Tc-Ta	Variation de température entre le feuillage et l'air ambiant
PIR	Proche infrarouge
IRT	Infrarouge thermique
CWSI	Crop Water Stress Index
AP	Agriculture de précision
GPS	Système de positionnement global
SIG	Systèmes d'information géographique
VTOL	Vertical Take-Off and Landing

1 Introduction

1.1 Mise en contexte

À l'échelle mondiale, la gestion de l'eau est devenue un enjeu très important. L'utilisation humaine de l'eau est en augmentation continue, elle est estimée à 70 % pour le secteur agricole (FAO 2008). La province de Québec se caractérise par des précipitations irrégulières avec des périodes de sécheresse qui limitent l'estimation des besoins en eau des cultures. Le recours à l'irrigation permet d'optimiser les rendements et la qualité de tubercules ainsi de combler les besoins en eau des cultures (Bergeron 2010). Au Québec, l'irrigation est actuellement appliquée sur plus de 6600 hectares de superficie cultivée en pommes de terre (Vallée et al. 2017).

La culture de pommes de terre est la production légumière la plus importante au Canada, représentant 30 % des recettes globales de tous les légumes cultivés en 2014 (AAC 2017). Elle est une plante très sensible au stress hydrique (Kotchi 2004; Anderson 2016). Ses besoins en eau sont variables pendant son cycle de croissance en présentant une forte demande en eau particulièrement au cours des stade de floraison et de tubérisation (Duval 2015). Par conséquent, un état de stress hydrique lié à un manque d'eau peut causer des impacts importants sur la culture, ce qui nécessite l'irrigation pour limiter ces impacts. Cependant, si elle est mal appliquée, cela peut engendrer des effets environnementaux (lessivage des nutriments), financiers (baisse de rendement, réduction des bénéfices pour l'agriculteur) (Bergeron 2010). Afin de rationaliser l'apport en eau par irrigation, le recours à l'irrigation de précision s'impose. Elle consiste à appliquer la bonne dose d'eau, au bon moment, au bon emplacement, et de la bonne manière (Guénette 2003).

Bien évidemment, les drones ou les aéronefs sans pilote sont devenus une technologie d'agriculture de précision de plus en plus performante (Krishna 2018). À une faible altitude de vol, ils acquièrent des images à très haute résolution spatiale (Chrétien 2016). Les drones peuvent être équipés de différents types de capteurs pouvant acquérir des données sur les longueurs d'onde du visible, proche infrarouge (PIR) ou l'infrarouge thermique (IRT) (Pádua et al. 2017). Ces données pourraient être utiles pour surveiller les cultures, aider les agriculteurs en alimentant des modèles de suivi de l'irrigation et la dynamique de l'eau (Krishna 2018). À cet égard, les drones contribuent à l'optimisation de la productivité des cultures, l'évaluation des besoins en éléments nutritifs, la caractérisation des propriétés des sols, ainsi qu'à la détection précoce de stress hydrique à l'aide de l'imagerie IRT.

Au cours des dernières années, les capteurs IRT embarqués sur drone deviennent une meilleure alternative par rapport aux techniques conventionnelles pour la détection du stress hydrique. Ils permettent l'acquisition des images thermiques aux moments voulus à une échelle intra-parcellaire (Berni et al. 2009). En fait, plusieurs indices spectraux utilisent l'IRT pour l'évaluation du stress hydrique des cultures de pomme de terre principalement le Crop Water Stress Index (CWSI) développé par (Jackson et al. 1981) ou encore l'indice de différence entre la température de couvert végétal et l'air ambiant ($T_c - T_a$) utilisé par (Kotchi 2004).

1.2 Problématique

Un déficit en eau engendre différents types de perturbations pouvant être d'ordre phénologique (ralentissement voir un arrêt de croissance), d'ordre morphologique (réduction de la surface foliaire causant une baisse de la teneur en chlorophylle et par la suite de biomasse) et d'ordre physiologique (la fermeture des stomates qui assurent la transpiration des plantes ainsi que les échanges gazeux entre la plante et l'atmosphère causant une augmentation de la température foliaire) (Ihuoma et Madramootoo 2017).

Les méthodes conventionnelles pour déterminer le stress hydrique sont laborieuses et demande beaucoup de ressources tel que les tensiomètres qui mesurent la tension en eau du sol et les sondes de type TDR (réflectomètre dans le domaine temporel) qui mesurent la teneur en eau volumique du sol (Shock et Wang 2011, Ihuoma et Madramootoo 2017). Elles sont des outils ponctuels dans l'espace et utilisés pour déterminer le teneur en eau dans le sol pendant une période choisie (Sliti 2014). Aussi, les radiomètres manuels qui mesurent la teneur en chlorophylle sont non représentatifs de la variabilité des besoins en eau à l'intérieur d'une même parcelle (Kotchi 2004). Ces méthodes sont précises et faciles à appliquer, mais elles nécessitent plusieurs capteurs et sondes pour un champ entier d'où les coûts élevés d'installation. De plus, elles sont utiles dans les sols à texture grossière ou pour l'irrigation à haute fréquence seulement (Ihuoma et Madramootoo 2017). En outre, ces outils représentent un complément intéressant au bilan hydrique; une technique qui se base sur les données agro-météorologiques pour évaluer l'état hydrique du sol (Landry et al. 2014), mais ils ne donnent qu'une évaluation globale et théorique et ne répondent pas aux besoins de l'agriculture de précision.

Pour ces raisons, la présente étude évaluera l'apport de l'imagerie thermique acquise par drone pour la détection du stress hydrique. **La question de recherche est de savoir si la**

différence de températures de couverture foliaire observée entre les parcelles de la culture de pommes de terre est due à un état de stress hydrique subi par la culture

1.3 Objectifs et hypothèse de recherche

L'objectif général de ce projet était d'étudier la relation entre les données d'imagerie thermique acquise par drone et les indicateurs agro-météorologiques de stress hydrique dans la culture de pommes de terre. Par conséquent, les objectifs spécifiques suivants ont été définis :

- 1- Élaborer un protocole expérimental permettant l'acquisition de données thermiques par drone en fonction du cycle de croissance de la culture (altitude/ résolution spatiale, dates de passages, fréquence)
- 2- Proposer une méthode de traitement de données durant les campagnes de terrain afin d'en extraire des paramètres thermiques en lien avec le statut hydrique de la plante.
- 3- Mettre en relation l'indicateur de stress (Is) développé à partir des indicateurs agro-météorologiques conventionnels avec les données acquises par drone afin d'évaluer le stress hydrique dans la culture de pomme de terre.

1.4 Structure du mémoire

Ce mémoire de maîtrise est constitué de trois chapitres. Le premier chapitre est une revue de littérature générale sur l'agriculture de précision, le stress hydrique dans le cas de la culture de pomme de terre et les méthodes les plus utilisées de détection de stress puis une introduction générale sur la thermographie infrarouge et ses principes suivit de l'importance de l'utilisation de drone dans le domaine de l'agriculture. Le deuxième chapitre présente la méthodologie adoptée alors que le dernier chapitre résume les résultats trouvés et leurs interprétations.

2 Revue de littérature

2.1 Culture de la pomme de terre

2.1.1 Caractéristiques et stades phénologiques

La pomme de terre (*solanum tuberosum*) est la culture la plus développée dans le monde entier après le riz, le blé et le maïs (B.J.Daniels-lake 2015). Elle est cultivée sur plus de 19 millions d'hectares dans 159 pays.(MAPAQ 2019). Au Canada, elle est la culture la plus cultivée dans toutes les provinces surtout à l'Île-du-Prince-Édouard, au Manitoba, au Nouveau Brunswick, en Alberta et au Québec (Statcan 2017). La production de la pomme de terre est passée de 3 millions à plus de 4 millions de tonnes entre 1990 et 2017 alors que la superficie totale récoltée est passée de 120 000 hectares à plus de 340 000 hectares (Statcan 2017).

La pomme de terre est une plante herbacée, d'une hauteur de 0,4 à 1,4 m. Elle se caractérise par une zone racinaire fragile et se développe horizontalement (Spooner et Knapp 2013), un feuillage complexe et une partie souterraine s'appelle tubercule qui représente un réservoir d'amidon (Guénette 2003). Selon FAO (2008), la pomme de terre se caractérise par une production d'apport énergétique et de nourriture par unité d'eau très importante comparativement aux autres cultures (telles que le riz, le maïs, le blé, etc.). En effet, par m³, elle contient 540 mg de calcium soit 2 fois plus que le blé, 4 fois plus que le riz et 150 g de protéines soient le double du maïs et de blé. La croissance de la pomme de terre se produit en plusieurs stades: émergence et germination, développement des feuilles, initiation des tubercules, floraison et tubérisation et maturité des tubercules (Figure 2.1). Le moment de ces stades de croissance peut varier en fonction de facteurs environnementaux, comme la température, le type de sol, les niveaux d'eau adéquats dans le sol, le cultivar choisi et l'emplacement géographique (Islam et Bala 2008).

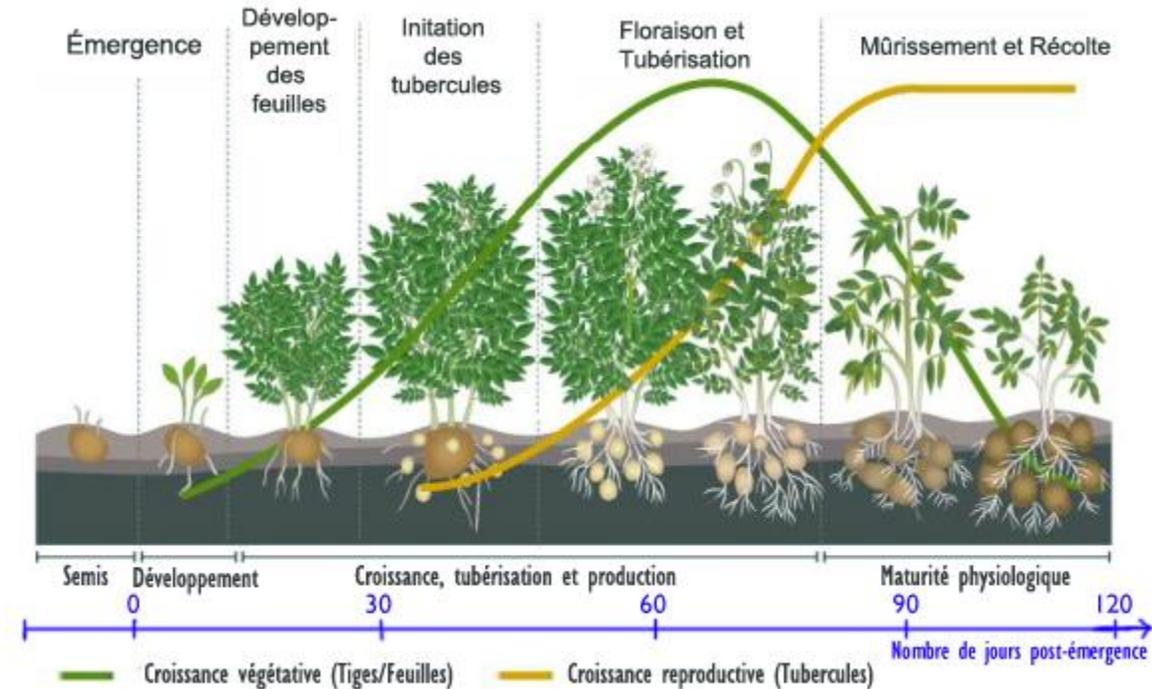


Figure 2.1: Stades phénologiques de la pomme de terre. La ligne verte représente la croissance végétative coïncidant avec le développement aérien, tandis que la ligne jaune illustre la croissance reproductive coïncidant avec le développement des tubercules. (modifié à partir de Kolbe & Stephan-beckmann, 1997)

2.1.2 Stress hydrique chez la pomme de terre

A- Besoins en eau de la pomme de terre

L'utilisation de l'eau dans l'agriculture a augmenté au cours des années, atteignant 70 % de l'utilisation globale de l'eau. La pomme de terre est une culture qui exige un apport en eau très important (Bergeron 2012). Elle consomme environ 500 à 700 mm d'eau durant une période de 120 à 150 jours et ses besoins en eau varient entre 3 à 4 mm d'eau/ jour avant la tubérisation et entre 5 à 6 mm/jour pour la formation des tubercules (FAO 2008). Elles varient selon : la capacité de rétention en eau du sol, conditions climatiques, taux de fertilisation et les pratiques culturales (Thibault 2003). Selon la même source, cette culture est très sensible au stress hydrique à cause de sa zone racinaire qui se développe superficiellement jusqu'à 50 cm par rapport à la surface de sol. Par conséquent, le recours à l'irrigation est indispensable pour limiter les effets néfastes liés à un manque d'eau. Selon les stades de croissance, cette pratique permet d'assurer le bon développement des tubercules, de minimiser les tubercules de gros calibre, des tubercules difformes, des formes irrégulières des tubercules ou bien encore des fissures de croissance (Bergeron 2006).

Généralement les besoins d'eau sont importants au début ou en fin de phase du développement des tubercules (FAO 2008). En effet, il s'avère nécessaire d'appliquer une régie d'irrigation adéquate afin de combler ses besoins en eau en tenant compte de la capacité de rétention des sols pour éviter l'infiltration des pesticides vers les nappes d'eau souterraines (Bergeron 2012).

B- Techniques d'irrigation

La gestion rationnelle de l'irrigation permet d'avoir un apport régulier en eau, une amélioration de la qualité des tubercules à la phase d'initiation et grossissement, une meilleure gestion des fertilisants et une diminution de risque des effets néfastes de ravageurs (ex : verticillium, nématodes) (Kotchi 2015). Au Québec, les superficies irriguées sont passées de 2300 hectares à plus 6600 hectares en 2017 (MAPAQ 2019). Selon une étude en France, l'irrigation permet de gagner entre 5 et 10 t/ha de rendement appliqué à n'importe quelle année (Duval 2015). Toutefois, une récente étude de l'IRDA a démontré qu'une grande quantité d'irrigation ne permet pas forcément d'atteindre un rendement maximal (Boivin et al. 2018).

Au Canada, les méthodes d'irrigation principalement adaptées sont l'irrigation par aspersion (Vallée et al. 2017). En 2014, plus de 76 % des champs sont irrigués par aspersion (statcan 2016). Ce type d'irrigation est actuellement utilisé, car il s'adapte aux champs de différentes configurations à l'aide de gicleurs ou canon avec une haute pression d'asperseurs d'environ 75 psi, mais elle nécessite une grande énergie en donnant une efficacité d'utiliser l'eau à 70% (Vallée et al. 2017). L'irrigation par aspersion peut appliquer à basse pression d'environ 35 psi à l'aide des rampes ou des pivots en donnant une efficacité d'utiliser l'eau à 80%, mais elle est coûteuse (utilisation d'une pompe ou puits central pour irriguer les grands champs (Thibault 2003)) et exige des configurations bien particulières des champs (carré ou rectangles) (Vallée et al. 2017). L'irrigation goutte à goutte donne un apport en eau uniforme et ne nécessite pas une grande énergie, car elle fonctionne à basse pression d'environ 12 psi, mais elle présente une efficacité d'utilisation d'eau de l'ordre de 90 à 95 %. Cependant, elle est peu utilisée à cause de son coût associé à la tubulure enfuie sur chaque butte ainsi qu'au moment de l'enlever à la fin de saison (Vallée et al. 2017).

C- Techniques de détection du stress hydrique

La détection du stress hydrique est une problématique qui a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche (Luquet 2002; Guénette 2003; Kotchi 2004; Gago et al. 2015; Hoffmann et al. 2016).

Une plante est dite en stress quand la quantité d'eau transpirée est supérieure à celle absorbée (Kotchi 2004). Les propriétés physiologiques, biophysiques et optiques de la feuille telles que : la teneur en chlorophylle, l'état hydrique, la photosynthèse, la structure cellulaire et la conductance stomatique permettent d'estimer les besoins en eau et sont utilisés comme indicateurs de déficit hydrique (Kotchi 2004, Carter et Knapp 2001).

La première technique de détection du stress hydrique est d'estimer les besoins en eau de la culture en calculant les pertes par évapotranspiration en fonction des conditions météorologiques (radiation solaire, température et l'humidité relative de l'air, vitesse du vent) (FAO 2008) et les caractéristiques du sol. L'évapotranspiration des cultures est estimée à partir de l'évapotranspiration de référence (équation 1) qui est calculée à partir de l'équation de Penman-Monteith FAO-56 (équation (2)) en fonction du coefficient cultural K_c qui dépend du stade de croissance de la culture (Anderson 2016).

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

Où

K_c est le coefficient cultural

ET_0 est l'évapotranspiration de référence (mm/j) :

$$ET_0 = \frac{0,408 \times \Delta \times (R_n - G) + \gamma \times \frac{900}{T + 273} \times U_2 \times (e_0 - e)}{\Delta + \gamma \times (1 + 0,34 \times U_2)} \quad (2)$$

Où

T est la température de l'air (°C)

U_2 est la vitesse du vent à 2 m au-dessus du sol (m/s)

Δ est le rapport entre la différence de pression de vapeur et la différence de température correspondant (kPa/°C)

γ est la constante psychrométrique ($\gamma = 66 \text{ Pa/°K}$)

R_n est le rayonnement net à la surface du sol (MJ/m²/j)

G est le flux de chaleur du sol (MJ/m²/j)

e est la pression de vapeur (kPa)

e_o est la pression de vapeur saturante à la température T_o de référence (kPa). (Allen et al., 1998)

Une autre technique repose sur la détection de la réserve en eau du sol par des sondes TDR. Ces dernières mesurent indirectement le statut hydrique de la plante. La grandeur mesurée est la permittivité du sol, l'humidité volumique est déduite de la permittivité à la suite d'un étalonnage. Cette méthode permet l'apport d'eau au bon moment pour prévenir le stress et obtenir un meilleur rendement (Shock et Wang 2011). Le suivi du stress hydrique peut également être effectué par des tensiomètres qui mesurent la tension matricielle de l'eau du sol (Bergeron 2010). Malgré que la technique basée sur le bilan hydrique offre des résultats précis, il est privilégié d'utiliser une approche hybride qui combine les avantages du bilan hydrique et du tensiomètre (Landry et al., 2014). Plusieurs technologies ont été utilisées pour estimer l'état hydrique des plantes :

- Poromètre LI-6400 : mesure la température foliaire, le déficit de pression de vapeur et la conductance stomatique, des paramètres qui influencent le stress hydrique selon plusieurs travaux de recherche (Kotchi 2004; Luquet 2002).
- Chlorophylle-mètre SPAD : c'est un radiomètre manuel qui mesure l'absorbance optique (la teneur en chlorophylle) dans le rouge et l'infrarouge (Guénette 2003). Le stress hydrique est détectable quand le taux de chlorophylle de la feuille diminue vers la fin de saison de croissance (Carter et Knapp 2001) et au stade de floraison.
- Spectroscopie visible et infrarouge : mesure la réflectance dans la bande allant de 350 et 2500 nm en combinant le spectre visible, proche infrarouge et infrarouge moyen. (Chrétien 2016). Pendant ces dernières années, plusieurs auteurs ont développé des indices hyperspectraux afin de quantifier le stress hydrique qui est lié à la concentration en chlorophylle. (Haboudane et al. 2004; Gavelle 2015; Gerber et al. 2011).

Plusieurs indices de végétations (Annexe 1) ont été développés à partir des propriétés optiques de la végétation dans la bande rouge (600 – 700 nm) et la bande proche infrarouge (700 – 1300 nm) pour estimer le stress hydrique, mais l'indice NDVI reste l'indice le plus couramment utilisé (Kotchi 2004).

2.2 Agriculture de précision

2.2.1 Définition et concepts

L'agriculture de précision (AP) utilise des outils et des technologies pour identifier la variabilité des sols et des cultures sur le terrain afin d'améliorer les pratiques agricoles et d'optimiser les intrants agronomiques en fonction des conditions spécifiques du site (Khanal et al. 2017). Ce système de production est basé sur de nouveaux outils et sources d'information fournis par les technologies modernes. Ceux-ci incluent le système de positionnement global (GPS), les systèmes d'information géographique (SIG), les dispositifs de surveillance du rendement, les capteurs de sol, de plantes et de parasites, la télédétection et les technologies à taux variables pour les applicateurs d'intrants (Seelan et al. 2003).

L'AP s'impose afin d'ajuster l'irrigation en fonction des besoins en eau de la culture (Anderson, 2016). Par conséquent, elle est basée sur l'application de la bonne source et la bonne dose au bon moment, au bon endroit et de la bonne manière (Guénette 2003). D'après Cambouris et al. (2014), le concept de l'AP se résume en trois étapes (figure 2.2) :

- 1- Un échantillonnage intensif au sol, des moniteurs de rendement et/ou des capteurs distants et proximaux afin de quantifier, modéliser et cartographier la variabilité spatiale intra-parcellaire des sols et des cultures.
- 2- Un diagnostic de gestion de la culture pour comprendre cette variabilité spatiale qui se base sur un bilan complet fait par un expert agronome expliquant les causes, les processus et les impacts.
- 3- Deux approches sont utilisées pour contrôler cette variabilité spatiale :
 - a- Réaliser des applications à taux variable en mode continu.
 - b- Délimiter des zones d'aménagement pour une gestion bien localisée.

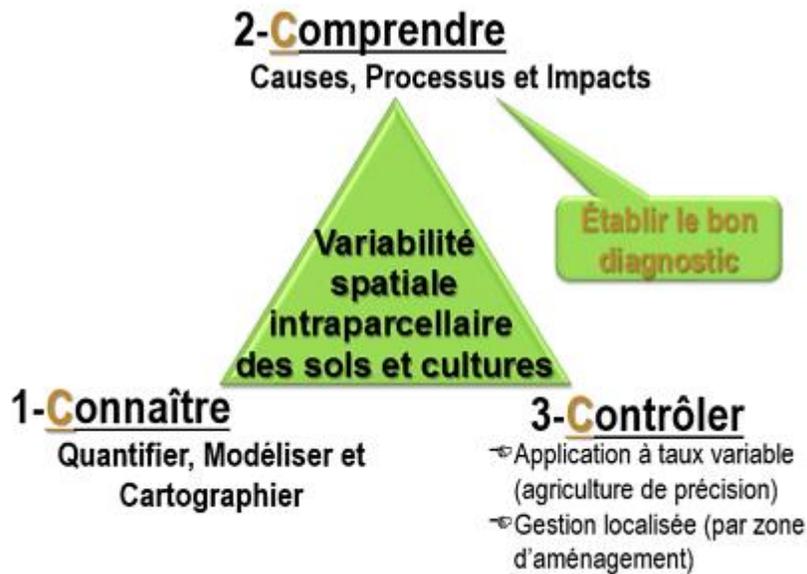


Figure 2.2: Concept de l'agriculture de précision en trois étapes (Cambouris et al., 2014)

D'après Jullien et Huet (2005), l'objectif de l'AP est d'adapter les techniques culturales qui sont basées sur les nouvelles technologies de mesure et de traitement de l'information à l'hétérogénéité intra-parcellaire du sol et des cultures.

2.2.2 Techniques d'agriculture de précision

Les outils de mesure de l'hétérogénéité intra-parcellaire du sol sont nombreux et qui peuvent être classés principalement sous cinq classes qui sont: Tout d'abord, les outils classiques qui se basent sur un plan d'échantillonnage classique tels que les mesures directes par sondage du sol, l'épandage des engrais ou de produits phytosanitaires. Cet outil s'avère lourd et coûteux en termes de temps et de moyens personnel et matériel. Deuxièmement, les machines agricoles qui donnent aux agriculteurs la possibilité d'enregistrer l'itinéraire technique en chaque zone de la parcelle à l'aide des capteurs embarqués sur tracteurs et connectés à un SIG (Heege 2013). Citons l'exemple des moniteurs de rendement combinés avec GPS, qui servent à mesurer l'hétérogénéité spatiale du sol ainsi que le rendement des cultures en question via une cartographie du rendement (Cambouris et al. 2014). Le GPS est une antenne de réception installée sur les toits des tracteurs et qui permet de donner des positions géographiques par rapport à un point de contrôle du sol (Heege 2013) pour toutes les propriétés des cultures et des sols mesurées (Fulton et al. 2018). Toutefois, un moniteur de rendement est généralement composé d'une unité centrale de commande, de l'antenne GPS avec le récepteur correspondant,

de capteurs de vitesse, de capteur de maintien à la hauteur et de capteur de rendement infrarouge.



Figure 2-2 : Composants d'un système de cartographie des rendements (Markinos et al. 2005)

Troisièmement, ils viennent autres outils *in-situ* permettant de quantifier la variabilité du sol tels que les méthodes géophysiques qui se basent sur la mesure de la résistance électrique des sols donnant une information détaillée sur l'humidité, la densité apparente, et la granulométrie des sols (Douzals 2010). En dernier lieu, les outils qui se basent sur les technologies avancées telles que les photographies aériennes et la télédétection optique et radar, donnant ainsi une information sur l'état phénologique des cultures et la rugosité et l'humidité des sols. Les techniques culturales basées sur la télédétection fournissent des informations très pertinentes sur l'état hydrique, le statut azoté des cultures, l'application de l'irrigation et les produits phytosanitaires (Samborski et al. 2009; Pajares 2015).

2.3 Télédétection avec l'infrarouge thermique en agriculture

La télédétection est une source d'information privilégiée pour le domaine agricole. Les apports de la télédétection sont nombreux et variés selon la méthode utilisée (imagerie satellitaire et aéroportée) (Chrétien 2016). Elle permet de combiner les propriétés biophysiques des cultures avec les propriétés thermiques et optiques afin de spatialiser le stress hydrique chez les plantes (berni et al 2009), de faire le suivi de la culture et de détecter les mauvaises herbes, etc. (Guénette, 2003). En fait, plusieurs outils à savoir les capteurs portables manuels ou thermiques

ajoutés aux systèmes optiques montés sur un avion ou satellite sont utilisés pour obtenir des images visibles appelées thermogrammes ou images thermiques.

2.3.1 Principe de l'imagerie infrarouge thermique

A- Définition

Selon Ishimwe et al (2014), l'infrarouge thermique « est une technique non invasive, sans contact et non destructive utilisée pour déterminer les propriétés thermiques et les caractéristiques de tout objet d'intérêt. Elle peut donc être utilisée dans de nombreux domaines, où la chaleur est générée ou perdue dans l'espace et dans le temps ». En outre, la télédétection par infrarouge thermique se base sur le fait que tout objet à une température supérieure au zéro absolu (0 K ou -273,15 °C ou -459 °F) émet du rayonnement dans l'infrarouge thermique (Jones, 2004). Pour étudier l'émission, on a recours à un objet idéalisé : le corps noir dont le spectre électromagnétique ne dépend que de sa température. Le corps noir a la propriété d'absorber toute l'énergie reçue par une source externe et d'émettre vers l'espace ambiant d'une façon isotrope (Bonn et Rochon 1992).

Par ailleurs, la télédétection thermique diffère de la télédétection optique. Elle mesure les rayonnements émis à partir de la surface d'un l'objet cible, tandis que la télédétection optique mesure ses rayonnements réfléchis (Ishimwe et al. 2014). Toutefois, le domaine spectral infrarouge (Figure 2.3) n'occupe qu'une partie limitée de l'ensemble du spectre de rayonnement électromagnétique où la longueur d'onde des infrarouges est comprise entre le domaine visible (environ 0,78 μm) et le domaine des micro-ondes (environ 1 mm), constituée de moyennes et longues ondes infrarouges (Chrétien 2016). La bande thermique la plus utilisée est celle allant de 8 à 14 μm , car dans cette fenêtre atmosphérique, l'atmosphère est assez transparente et le signal est un peu diminué par l'absorption atmosphérique.(Ishimwe et al. 2014; Prakash 2000).

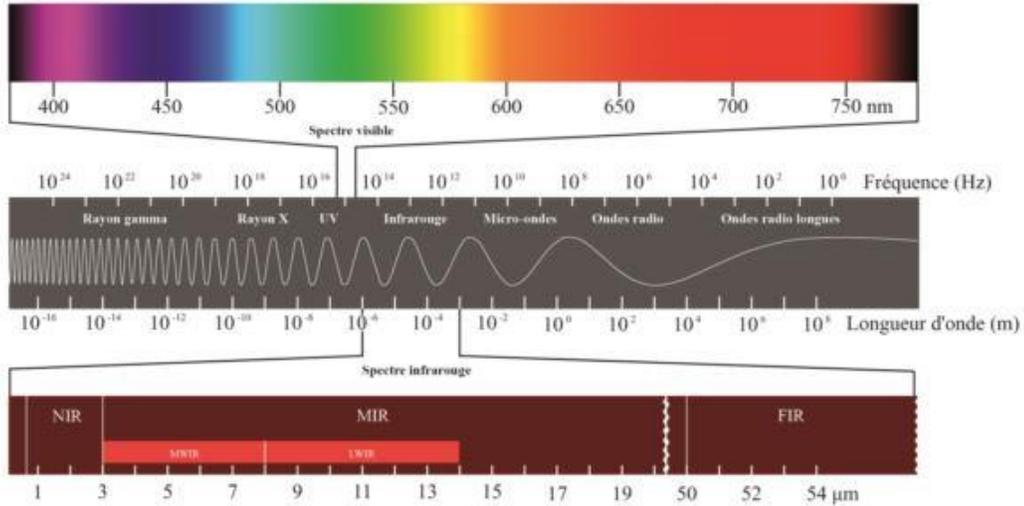


Figure 2.3: Spectre électromagnétique de l'infrarouge thermique (Chrétien 2016)

Depuis une vingtaine d'années, la télédétection par infrarouge thermique a montré son potentiel dans plusieurs applications d'agriculture (Vadivambal et Jayas 2011) et récemment intégrée dans l'agriculture de précision (Liu et al. 2000). Ce domaine spectral est très utilisé pour la détection de stress hydrique tel que les travaux de Bellvert et al. (2016) et Baluja et al. (2012) qui ont montré que les images thermiques aéroportées permettent d'évaluer la variabilité spatiale du déficit hydrique des vignobles, les travaux de Gonzalez-Dugo et al. (2012) ont montré que la variation spatiale de la température de canopée est un bon indicateur de stress hydrique chez les arbres d'amandiers.

B- Lois physiques

Les propriétés physiques d'un corps noir ont été représentées par les lois suivantes (Cressault 2001):

- Loi de Planck :

Le physicien Max Planck en 1900 a montré par l'équation 3 que l'énergie émise (luminance spectrale) par un corps noir dépendait uniquement de sa température (équation (3)).

$$W(\lambda) = \frac{2 \pi h c^2}{\lambda^5 \left(\exp\left(\frac{hc}{\lambda KT}\right) - 1 \right)} \quad (3)$$

Où $W(\lambda)$ est la radiation du corps noir(b)à la longueur d'onde λ ($W m^{-2} \mu m^{-1}$)

c est la vitesse de la lumière ($299\,792\,458\, m.s^{-1}$)

h est la constante de Planck ($6,63 \times 10^{-34}$ Js)

K est la constante de Boltzmann ($1,38 \times 10^{-23}$ J.K⁻¹)

T est la température cinétique du corps noir en Kelvin (K)

λ est la longueur d'onde (m)

La loi de Planck décrit la distribution spectrale de l'énergie émise par un corps noir en fonction de sa température. D'après la figure 4, les maximums des températures suivent une ligne droite.

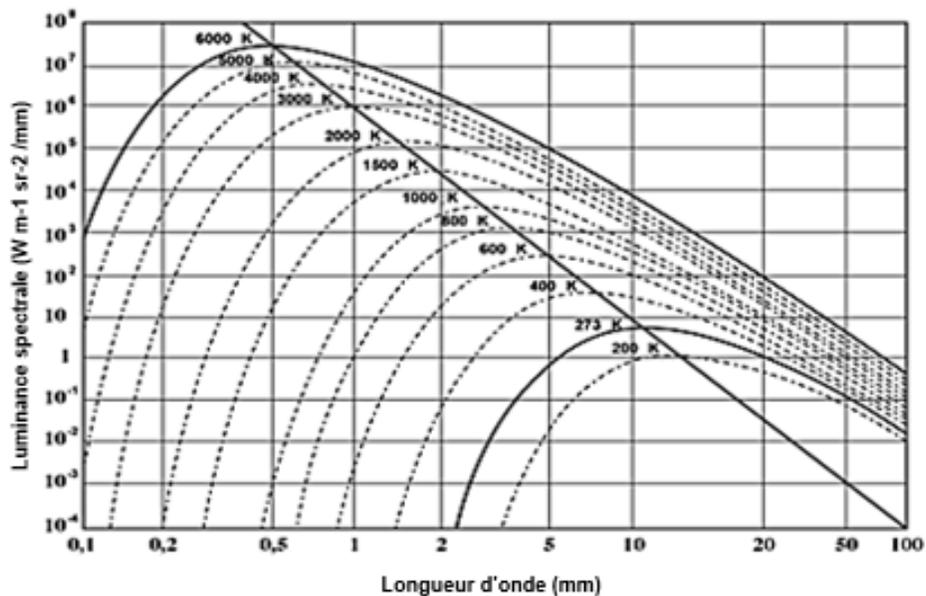


Figure 2.4: déplacement de l'énergie spectrale émise du corps noir en fonction de la longueur d'onde à des températures différentes (adapté par (Guibert, 2007))

- Loi de Stéfan-Boltzman:

L'énergie émise par un corps noir est d'autant plus importante que la température de ce dernier est élevée. Ce phénomène est décrit par la loi de Stefan-Boltzmann qui stipule que l'énergie émise par un corps noir augmente proportionnellement à la puissance quatrième de sa température (équation (4)):

$$M = \sigma T^4 \tag{4}$$

Où

T est la température de corps noir

σ est la constante de stefan-Boltzmann ($5,669 \cdot 10^{-8} \text{ w m}^{-2} \text{ K}^{-2}$)

- Loi de wien :

La loi de Wien décrit la relation entre la longueur d'onde du maximum d'émission (λ_{\max}) et la température du corps noir. Elle montre que la longueur d'onde du maximum d'émission est inversement proportionnelle à sa température, ainsi, l'énergie des corps les plus chauds se déplace vers les courtes longueurs d'onde (équation (5)) :

$$\lambda_{\max} = \frac{\sigma_w}{T} \quad (5)$$

Où :

λ_{\max} est la longueur d'onde du maximum d'émission du corps noir (μm)

σ_w est une constante (égale à 2898 m k)

T est la température du corps noir (K)

C- Émissivité des surfaces

Pour une même température, un corps gris n'émet jamais autant qu'un corps noir. Le rapport entre le flux radiatif (ou les luminances spectrales) émis par le corps gris et le corps noir définit l'émissivité spectrale. Le coefficient d'émissivité d'une surface naturelle, noté ξ_λ a toujours une valeur inférieure à 1 et s'exprime de la façon suivante (équation (6)):

$$\xi_\lambda = L(T)/L_0(T) \quad (6)$$

Où

L(T) est la luminance spectrale de la surface naturelle à la température T

$L_0(T)$ est la luminance spectrale du corps noir à la même température T

Dans l'IRT, il est important de définir la valeur de l'émissivité pour bien interpréter les images thermiques. Plusieurs méthodes ont été utilisées pour estimer l'émissivité. La première méthode est d'utiliser un thermocouple couplé avec un thermomètre pour mesurer la température de surface de l'objet visé au même endroit et d'ajuster par la suite l'émissivité jusqu'à obtenir la même température (FLIR Systems, 2015). D'autres méthodes sont classées suivant la nature de mesure, celles dites calométriques et radiométriques qui se basent sur l'énergie rayonnée par la surface, d'autres qui se basent sur les propriétés optiques par réflectomètre (Monchau, 2014).

Des logiciels tels que le logiciel IRBIS est utilisé pour corriger la valeur de l'émissivité globale ou sélective (Faye et al., 2016). L'émissivité du couvert végétal varie suivant les propriétés physicochimiques de la surface du sol. Elle varie entre 0,95 et 0,99 dont 0,98 est la plus utilisée (Kotchi 2004).

2.3.2 Capteurs thermiques

À l'heure actuelle, une large gamme de capteurs d'imagerie est offerte. Ces capteurs détectent des parties différentes de spectre électromagnétique afin d'aider les agriculteurs à appliquer l'agriculture de précision (Pádua et al. 2017). Par ailleurs, les capteurs thermiques sont capables de détecter la partie infrarouge thermique de spectre électromagnétique (6- 14 μm). Cette forte fenêtre atmosphérique est utilisée pour expliquer les caractéristiques de couvert végétal parce qu'elle présente les caractéristiques d'absorption fondamentales des végétations (Gerber et al. 2011; Ullah 2013).

En fait, les systèmes d'imageries thermiques sont composés d'une caméra thermique équipée de détecteurs infrarouges, un système d'acquisition d'images ainsi qu'une unité de traitement de signal. Ils sont évalués par leur sensibilité thermique, leur vitesse de balayage, leur résolution d'image et leur résolution d'intensité (Vadivambal et Jayas 2011). Ainsi, le principe des capteurs thermiques est basé sur la mesure de la température tout en connaissant la luminance dans l'IRT et l'émissivité de l'objet visé (Monchau 2014). Ils analysent la distribution spatiale des températures apparentes de la surface (Bonn et Rochon 1992). Certes, les caméras thermiques sont généralement utilisées dans l'agriculture de précision et fonctionnent dans les longueurs d'ondes comprises entre 5000 et 14000 nm, elles sont très coûteuses par rapport aux caméras conventionnelles (Mejias et al. 2015).

De plus, il existe plusieurs capteurs satellitaires qui captent les radiations dans le visible et l'infrarouge thermique. Les capteurs thermiques utilisent des photodétecteurs dont la surface est sensible au contact des photons infrarouges émis par la Terre. Ces détecteurs sont refroidis à des températures très basses (près du zéro absolu), de façon à limiter leur propre émission d'infrarouge thermique. Les capteurs IRT mesurent la température de surface et les propriétés thermiques de la cible. Plusieurs satellites sont munis de capteur thermique tel que : ENVISAT/AATSR, ABI/GOES-R, Terra/ASTER, NOAA/AVHRR-3, Daedalus(AMS) AA3600DS, Daedalus(AMS) AA3607DS, Daedalus (ATM), DAIS 79155AIRBONE Sensor°, IRMSS/CBRES , IRS/HJ-1 , Landsat 8, Landsat 7 ETM+, MERSI/FY-3 , Aqua/MODIS, MVISR/FY-1, NS0015Airbone Sensor), SEVERI/MSG, S-VISSR/FY-2, VIRR/FY-3 (Ishimwe et al. 2014).

2.3.3 Utilisation de l'IRT pour la détection du stress hydrique

Lorsque les plantes sont en stress hydrique, elles réduisent l'ouverture de leurs stomates pour diminuer la transpiration et tout échange avec l'environnement, ce qui engendre une élévation leur température., ce qui engendre une élévation de leur température (Fuchs, 1990). Plusieurs indices spectraux ont été développés dans l'IRT. Ces indices sont basés sur la température foliaire puisqu'elle est directement liée au statut hydrique de la plante. Une liste non exhaustive d'indices est présentée dans le tableau 2.1 ci-après.

Tableau 2-1 : Indices spectraux de végétation dans l'IRT

Indices spectraux	Formule	Référence	Avantages et inconvénients
Canopy Temperature (CT)	Mesure directe par radiomètre	(Moran et al. 1994)	<ul style="list-style-type: none"> - Fortement corrélé avec l'état hydrique de la plante - Fortement influencé par la condition météorologique - Absence de valeur de référence pour la détection de stress
Temperature Stress Day (TSD)	$TSD = T_c - T_{ct}$ <p>T_c est la température de canopée (°C) T_{ct} est la température de canopée témoin (°C)</p>	(Jackson et al. 1981)	Mesure la différence de la Température de la canopée végétale et une parcelle témoin bien irriguée. Lorsque TSD = 1°C la plante est en stress hydrique
Stress Degree-Day (SDD)	$SDD = \sum (T_c - T_a)_i$ <p>$i = [1-n]$ T_c est la température de canopée (mesurée à 1h après le midi) (°C) T_a est la température de l'air (mesurée à 1,5 m au-dessus du sol) (°C)</p>	(Idso et al. 1977)	<ul style="list-style-type: none"> - Est le premier indicateur qui mesure la différence entre la température de couvert et la température de l'air - Si le SDD est négatif : perte de rendement (Kogan 1995)
Temperature Condition Index (TCI)	$TCI = \frac{T_{smax} - T_s}{T_{smax} - T_{smin}} \times 100$ <p>T_s : est la température de surface (°C) T_{smax} et T_{smin} : T_s maximale et minimale sur plusieurs années (°C)</p>	(Kogan 1995)	<ul style="list-style-type: none"> - Basé sur la radiation réfléchié et émise par la végétation - Utilise les données satellitaires telles que : AVHRR du satellite NOAA
Crop Water Stress Index (CWSI)	$CWSI_j = 1 - \frac{E_r}{E_p} = \frac{\gamma \left(1 + \frac{rc}{ra}\right) - \gamma *}{\Delta + \gamma \left(1 + \frac{rc}{ra}\right)}$ <p>E_r est l'évapotranspiration réelle (mm/j) E_p est l'évapotranspiration potentielle (mm/j) γ est la constance psychrométrique (kPa °C⁻¹) Δ est la pente de la courbe mettant en relation la pression de vapeur saturante et la température (kPa °C⁻¹).</p>	(Idso et al. 1981)	- Est le plus compliqué, ses valeurs sont comprises entre 0 et 1 et il est difficile de l'interpréter lorsque la température mesurée est une température composite du sol et de la végétation.

	<p>r_a est la résistance aérodynamique (sm^{-1}).</p> <p>r_c est la résistance du couvert au transport de la vapeur (sm^{-1}) or : $\gamma^* = \gamma \left(1 + \frac{r_{cp}}{r_a}\right)$ (kPa C^{-1}) avec r_{cp} est la résistance du couvert à l'évapotranspiration potentielle (sm^{-1})</p>		
Water Déficit Index (WDI)	$\text{WDI} = 1 - \frac{\lambda E_r}{\lambda E_p}$	(Moran et al. 1994)	<ul style="list-style-type: none"> - Évalue le taux d'évaporation de végétations en faisant appel aux données météorologiques, la température et la réflectance du couvert végétal dans le Rouge (R) et proche infrarouge (PIR) - Basé sur le concept d'un trapèze dont les sommets représentent les conditions extrêmes de la culture : la température et le taux de couverture de la végétation - Limité dans les régions à climat humide et à de fortes variations climatiques
Stomatal conductance index Ig	$I_g = \frac{T_{\text{dry}} - T_{\text{canopy}}}{T_{\text{canopy}} - T_{\text{wet}}}$ <p>T_{canopy} est la température de surface T_{dry} est la température de surface de référence sèche T_{wet} la température de surface de référence humide</p>	(Jones 1999)	<ul style="list-style-type: none"> - Traite les variations environnementales en utilisant les bandes thermiques combinées avec les surfaces de références humides et sèches et ses valeurs augmentent avec la conductance stomatique
Stomatal conductance index I3	$I_3 = \frac{T_{\text{canopy}} - T_{\text{wet}}}{T_{\text{dry}} - T_{\text{canopy}}}$	(Jones 1999)	<ul style="list-style-type: none"> - Positivement corrélé avec la résistance stomatique et il donne des petites variations de température qui dépendent de l'humidité ainsi que de hauteur de végétations
Normalized burn ratio thermal (NBRT)	$\text{NBRT} = \frac{\text{NIR} - \text{SWIR} \left(\frac{\text{Thermal}}{1000}\right)}{\text{NIR} + \text{SWIR} \left(\frac{\text{Thermal}}{1000}\right)}$ <p>NIR est le proche infrarouge SWIR est l'infrarouge à ondes courtes Thermal est l'infrarouge thermique</p>	(Holden et al. 2005)	<ul style="list-style-type: none"> - Utilise les bandes thermiques pour différencier les terres brûlées des non brûlées

Par ailleurs, Idso et al. (1977) ont élaboré une technique pour évaluer l'état hydrique des plantes en associant la température de surface mesurée par thermométrie infrarouge moins la température de l'air ($T_c - T_a$) avec des facteurs d'environnement (pression de vapeur, rayonnement net et vitesse de vent). Cette technique est basée sur la régression linéaire entre la

pression de vapeur et l'indice (Tc-Ta) en utilisant deux lignes inférieure et supérieure ce qui a leur permis de définir l'indice de stress hydrique CWSI dont l'équation est donnée par le tableau 2.1.

D'après Moran et al (1994), la température composite du sol et des végétations peut engendrer des erreurs d'interprétation des indices de stress tel que le CWSI donc la solution sera de combiner les mesures IRT avec les indices de végétations ou de les limiter au niveau de la feuille. Par conséquent, d'autres méthodes sont utilisées pour remédier à ces problèmes tels que les méthodes 3D en prenant compte des échanges thermiques dans le système SVAT (sol-végétation-atmosphère) (Luquet 2002). D'autres utilisent la spectroradiométrie IRT en faisant appel aux capteurs imageurs (Kotchi 2004).

2.4 Télédétection par drones dans l'agriculture

De nos jours, les drones ou les véhicules aériens télépilotés sont équipés de différents capteurs permettant d'acquérir à très fine résolution spatiale des données multispectrales, hyperspectrales et thermiques. L'utilisation des drones devient de plus en plus répandue et ils ont démontré leur performance dans plusieurs applications. Ils sont omniprésents dans certains pays dans l'industrie agricole et sont devenus une approche prometteuse dans l'agriculture de précision, car ils permettent le suivi non destructif de la croissance des cultures, avec une très haute résolution spatio-temporelle (Bendig 2015; Zheng et al. 2018). La présente section vise à définir les drones à savoir leurs avantages, leurs limites ainsi que leurs types en s'intéressant à leurs applications dans le domaine de l'agriculture.

2.4.1 Définition et historique

Selon (Gogarty et Robinson 2011), il existe plusieurs définitions relatives au drone tel qu'un véhicule aérien sans pilote guidé par les êtres humains à distance. Ce type de véhicule vole sur un chemin prédéterminé et contrôlé par une station de contrôle au sol qui est composé d'une télécommande et un ordinateur ou tablette afin de contrôler l'engin au cours du vol, planifier et modifier le plan de vol (Berni et al., 2009). Par ailleurs, les drones déploient plusieurs types de capteurs, dont les plus utilisés dans l'agriculture sont de type thermique, multispectral et hyperspectral. Toutefois, les capteurs actuellement utilisés devraient avoir la précision et la haute résolution pour décrire les champs en détail et fournir un suivi des cultures (Krishna 2018).

Historiquement, les drones ont été utilisés principalement dans un contexte militaire ou sa première exploitation était en 1949 lorsque l'armée autrichienne a envoyé des bombes guidées au-dessus de la ville de Venise. Toutefois, l'utilisation des drones a connu un grand essor au

cours de la Deuxième Guerre mondiale afin de donner une vision rapide pour résoudre les problèmes des endroits non accessibles ou à risque (Koehl, 2012). Depuis les années 2000, les drones ont commencé à jouer un rôle dans le secteur agricole afin de surveiller les grandes cultures et résoudre les problèmes tels que : l'insuffisance des mains d'œuvre, le travail fastidieux du terrain associé avec les longues périodes, le suivi phytosanitaire des plantes, etc.(Krishna 2018).

2.4.2 Drones : classification, avantages et limites

- **A- Classification des drones**

Dans la littérature, il existe plusieurs types de classification des drones (Colomina et Molina 2014), mais il y a deux classifications qui sont les plus couramment utilisées (Chrétien 2016). La première classification est basée sur les caractéristiques physiques telles que le poids de l'appareil, l'autonomie et l'altitude maximale de vol tandis que la deuxième classification est basée sur le type de voilure (Koehl 2012). Selon cette dernière, il existe deux grandes catégories de drones : les systèmes d'hélicoptères à hélices et les plates-formes à voilure fixe. Les drones à hélices tournantes (figure 2.6) ont des capacités de vol stationnaire et VTOL (Vertical Take-Off and Landing), tandis que les unités à voilure fixe ont tendance à avoir une durée et une portée plus longues (Figure 2.5). Par contre, en adoptant la première classification, il existe quatre catégories principales de drones en fonction de la taille, de la portée, de l'altitude opérationnelle et de l'autonomie (Chrétien 2016; Gupta et al. 2013; Koehl 2012). Une comparaison de ces quatre classes est résumée dans le (Tableau 2.2) en spécifiant également des exemples de drones et de domaines d'application.



Figure 2.5 Exemples des drones à voilure fixe : (a) QuestUAV Q-200 Agri Pro; (b) Trimble UX5; (c) SenseFly eBee; (d) MAVinci SIRIUS Pro; et e) PrecisionHawk Lancaster (Pádua et al. 2017)



Figure 2.6 : Exemples des drones à voilures tournantes (a) Intel® Falcon™ 8+; (b) DJI Phantom 4; (c) quadricoptère 3DR SOLO; (d) SenseFly eXom; et e) Yuneec Typhoon H Pro (Pádua et al. 2017)

Tableau 2-2 : Classes de drones selon leur taille avec des exemples

Taille	Nomenclature	Spécificités	Exigences opérationnelles	Domaines d'application	Exemples
Très grande (3-8 tonnes)	Drones de haute altitude et longue endurance (High Altitude, longue Endurance ou HALE)	Voler à la plus haute altitude (> 20 Km) avec une très grande autonomie qui s'étend sur des milliers de kilomètres, un temps de vol long (plus de 2 jours), une charge utile très lourde (plus de 900 kg en nacelle sous voileure).	Coûts trop élevés pour la plupart des utilisateurs (maintenance élevée, capteurs, coûts de formation), longue piste pour décollage et atterrissage, soutien en piste et contrôle continu du trafic aérien, déploiement et transport difficiles.	Évaluations des impacts des variables climatiques à l'échelle globale, études scientifiques sur la terre et l'atmosphère.	Global Hawk, Qinetiq Zephyr, NASA PathFinder
Grande (1-3 tonnes)	Drones de moyenne altitude et longue endurance (Medium Altitude, longue Endurance ou MALE)	Moyenne altitude (3-9 Km), plus de 12 h de temps de vol, large autonomie (> 500 Km), capacité de charge utile élevée (~100 kg en interne, charges externes de 45 à 900 kg).	Exigences similaires à celles des drones HALE, mais avec des coûts globaux réduits.	Suivi des feux de forêt en temps quasi réel, télédétection et échantillonnage atmosphérique, relevés arctiques.	NASA Altus II, NASA Altair, NASA Ikhana, MQ-9 Reaper (Predator B), Heron 2, NASA SIERRA.
Moyenne (25-150 kg)	Drones de faible altitude et longue endurance (Low Altitude, Long endurance ou LALE), Drones de faible altitude et courte endurance (Low Altitude, Short Endurance ou LASE)	Vols à altitude modérée (1-3 Km) avec des portées de 5 à 150 Km), temps de vol (plus de 10 heures), charge utile moyenne (10-50 kg).	Coûts et exigences réduits pour décollage et atterrissage par rapport aux drones MALE (plates-formes à lancement manuel et plates-formes de catapultage), stations de contrôle au sol simplifiées.	Télédétection, cartographie, surveillance et sécurité, caractérisation de la couverture terrestre, agriculture et évaluation des écosystèmes, gestion des catastrophes	ScanEagle, Heron 1, RQ-11 Raven, RQ-2 Pioneer, RQ14 Dragon Eye, NASA J-FLiC, Arcturus T-20.
Petit (< 25 kg), Micro (< 5 kg), et nano (< 2 kg)	Petit-Drones (Small Air Vehicle ou SAV), Micro-Drones (Micro Air Vehicle ou MAV), Nano-Drones (Nano Air Vehicles ou NAV)	Vol à basse altitude (< 300 m), avec une courte durée de vol (5-30 min) et portée (< 10 Km), faible capacité de charge utile (< 5 kg).	Faible coût et exigences minimales de décollage et d'atterrissage (lancé à la main), sont souvent accompagnés par des stations de contrôle au sol composé d'ordinateurs portables et logiciels de planification de vol, généralement à ailes fixes (petits drones) et de type hélicoptère (micro et nano drones).	Photographie aérienne et vidéo, télédétection, dynamique de la végétation, gestion de catastrophe, agriculture de précision, surveillance forestière, levés géophysiques, photogrammétrie, archéologie, surveillance environnementale.	AR-Parrot, BAT-3, SenseFly eBee, DJI Inspire 3, DJI Phantom 4, Draganflyer X6, Walkera Voyager 4.

- **Avantages et limites des drones**

Les drones ou les aéronefs non habités présentent des plateformes d'acquisition avantageuses par rapport aux plateformes classiques de télédétection puisqu'ils ont plusieurs apports à différents niveaux tels que :

- Une grande flexibilité opérationnelle: grâce à leurs petites dimensions, les drones sont facilement transportés et rapidement déployés localement sans la nécessité des pistes de décollage et d'atterrissage (Hardin et Hardin 2010). Ainsi, l'opérateur de drone est capable d'effectuer le vol ou de le retarder pendant une période de temps (quelques minutes, heures ou jours) selon les conditions météorologiques (si présence de pluie ou de couverture nuageuse) et selon la condition phénologique de la plante (Chrétien 2016).
- Une bonne précision de navigation : les drones sont capables de suivre le plan de vol d'une façon précise. Par conséquent, ils offrent des images plus précises qui suivent des lignes de vol qui sont parallèles, droites et bien séparées entre eux d'une distance bien définie par l'opérateur.(Hodgson et al. 2013)
- Absence de pilote : les aéronefs non habités présentent une plateforme avantageuse et sécuritaire par rapport aux aéronefs habités de sorte qu'ils ne mettent pas la vie humaine en danger, car ces derniers lorsqu'ils volent à une basse altitude avec une vitesse atteignant la vitesse de décrochage (« near-stall speeds ») ne laissent pas aux pilotes le temps de réagir dans le cas de mauvaises conditions météorologiques (ex : fort vent) ou encore dans le cas d'une panne mécanique (Hardin et Hardin 2010).
- Une haute précision à basse altitude : à une faible altitude de vol, les drones peuvent donner des images à très haute résolution spatiale inférieure à 0,25mètre/pixel et même 0,005 mètre/pixel contrairement aux autres plateformes classiques telles que les avions. (Chrétien 2016)
- Accès à des zones à risque ou inaccessibles par les aéronefs habités: les drones présentent une plateforme sécuritaire qui peuvent voler sans mettre la vie humaine en danger dans des zones à haut risque ou inaccessible par les avions tels que : zone près d'un réseau d'alimentation, vol près d'un bâtiment (Gupta et al. 2013).

Certes les drones présentent une solution plus avantageuse par rapport aux plateformes classiques (ex : les avions), mais certains points de faiblesses doivent être bien considérés tels que :

- Faible couverture.
- La réglementation peut restreindre les opérations : la réglementation de transport Canada exige un certificat d'opérations aériennes spécialisées (COAS) pour l'utilisation des drones pour des fins autres que récréatives lorsque le drone pèse plus de 35 Kg afin d'assurer la sécurité des personnels et du public (Transports Canada 2018)
- Sensibilité aux intempéries : Les drones sont sensibles aux vibrations causées par le vent qui engendre une déstabilisation de l'aéronef et qui pourrait donner des images floues ou encore déformées et qui seront non utilisables à la création d'orthomosaïque (Hardin et Jensen 2011).
- Difficulté à reconstituer des zones homogènes (peu de points de rattachement)
- Charge utile limitée : les faibles dimensions des drones ainsi que sa charge utile réduite limitent le choix de capteurs ainsi que l'unité de navigation (Watts et al. 2012).

2.4.3 Applications en agriculture

À l'heure actuelle, les drones sont des technologies récemment introduites dans le secteur agricole en raison de leur potentiel de fournir des données riches en informations et en ultra forte résolution spatiale, de leur facilité de déploiement permettant l'acquisition fréquente de données. Ceci pourra assurer une cartographie spatio-temporelle des caractéristiques biophysiques des cultures avec une haute résolution spatiale. (Krishna 2018; Jiang et al. 2019). En offrant une observation rapide sur la zone d'étude, les drones pourraient répondre aux besoins de l'agriculture de précision. Ils offrent des données sur l'état de culture, effectuent les tâches des agriculteurs (pulvérisation d'engrais liquides, pesticides etc.) à un rythme plus rapide (Krishna, 2018) tout en favorisant des gains économiques (Zhang et al. 2002) et en minimisant les effets sur l'environnement (Zhang et al. 2012). Dans ce contexte, la télédétection par drones touche plusieurs aspects :

- Estimation de biomasse végétale telle que les exemples dans la culture de riz (Swain et al. 2010), la culture de blé (Hunt et al. 2010), la culture de maïs (Geipel et al. 2014).
- Estimation des besoins nutritifs tels que l'azote qui est l'élément nutritif le plus important qui se caractérise par une grande variabilité spatiale (Cahn et al. 1994). Il existe de nombreux travaux réalisés dans les cultures de riz (Li et al. 2015) et de blé (Kaivosoja et al. 2013; Jiang et al. 2019).
- Estimation des propriétés du sol : l'imagerie acquise par drone permet de cartographier les propriétés du sol. Gilliot et al. (2017) ont utilisé afin de déterminer la teneur en

carbone organique dans une parcelle. Les données aériennes permettent de produire une carte de l'hétérogénéité de la surface du sol en caractérisant ses propriétés physiques et chimiques (granulométrie, carbone organique, azote, etc.) assemblées avec les données de l'échantillonnage du sol dans un vignoble (Quiquerez et al. 2014). Ivushkin et al. (2019) ont étudié la salinité des sols en utilisant de différents capteurs (deux caméras thermique et hyperspectrale et un scanneur avec détection de la lumière) embarqués sur drone dans les plantes de quinoa.

- Infestations de mauvaises herbes : Les drones permettent de cartographier les mauvaises herbes tandis qu'il reste difficile de différencier les mauvaises herbes de la culture (Pérez-Ortiz et al. 2015).
- Détection des insectes et des maladies : Plusieurs études ont démontré l'efficacité des caméras multispectrales embarquées sur drone dans la détection des maladies et des insectes ravageurs pour différentes cultures (Bouroubi et al. 2018; McCornack et al. 2018; Vanegas et al. 2018).
- Détection de stress hydrique : La télédétection par imagerie thermique a montré son potentiel pour la détection de stress hydrique, elle contribue à l'estimation des coefficients culturaux et de calculer des indicateurs de stress hydriques. Des seuils calibrés de ces derniers peuvent permettre de planifier l'irrigation et de déterminer les quantités d'eau d'irrigation (Ihuoma et Madramootoo 2017). De ce fait, plusieurs travaux sont menés pour la surveillance du stress hydrique de deux espèces d'amandiers (Gonzalez-Dugo et al. 2012), de la culture de coton (Sullivan et al. 2007) et en viticulture (Santesteban et al. 2017).

3 Matériel et méthodes

3.1 Méthodologie de travail

La méthodologie adoptée dans ce travail est présentée dans la Figure 3.1. Elle est composée de quatre étapes principales. La première étape consiste à planifier les sorties de terrain en prenant compte des conditions agro-météorologiques (précipitations, vitesse de vent, température de l'air, humidité de l'air, humidité de sol, etc.). Elle vise à identifier les paramètres adéquats de vol et de caméra (plan et vitesse de vol, paramètres de caméra, éclairage, résolution spatiale et fréquence, etc.). Cette phase contient aussi à la préparation de plan de vol ainsi que l'acquisition des images thermiques selon les paramètres identifiés. La deuxième étape quant à elle consiste à établir les prétraitements nécessaires (corrections radiométriques et géométriques) en fonction des conditions agro-météorologiques au moment du vol ainsi que le protocole expérimental utilisé. La troisième étape vise à analyser les valeurs de températures de surface de sol extraites à partir des images thermiques prétraitées. Finalement, la quatrième étape consiste à mettre en relation les données d'imagerie thermique avec les indicateurs agro-météorologiques de stress hydrique relatif au moment de réalisation des campagnes de terrain. Cette étape s'intéresse à montrer les effets des variables qui peuvent influencer cette relation.

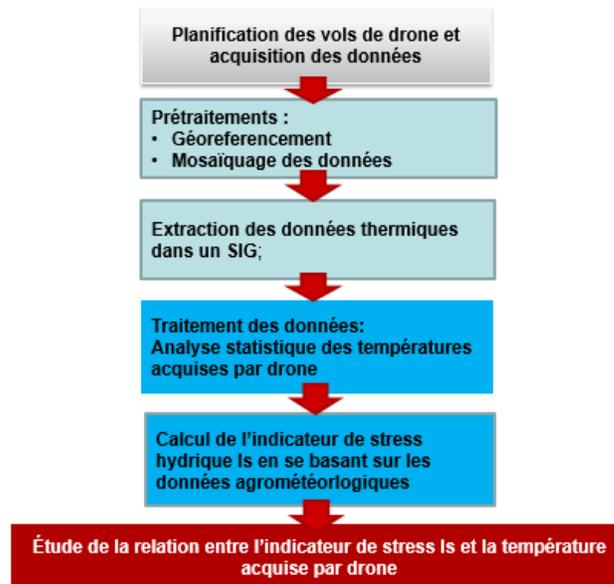


Figure 3.1 : Diagramme de la méthodologie utilisée (Avec : SIG : Système d'information géographique, Is : Indicateur de stress hydrique)

3.2 Zone d'étude et données utilisées

3.2.1 Description de la zone d'étude

La zone d'étude est un champ la ferme Victorin Drolet INC qui est située au 118 Route Saint-Denys-Garneau à Sainte-Catherine-de-la-Jacques-Cartier au Québec (Figure 3.2). Le sol de ce site est sable loameux se caractérisant par une faible capacité de rétention en eau (Boivin et Bergeron 2017).



Figure 3.2: Situation géographique de la zone d'étude

Les figures 3.2 et 3.3 présentent les dispositifs expérimentaux utilisés. Ces dispositifs ont été mis en place par l'Institut de recherche et de développement en agroenvironnement (IRDA) et le ministère de l'Agriculture des Pêcheries et de l'Alimentation du Québec (MAPAQ) en 2016 et 2017 dans le cadre d'une étude qui vise à mesurer la performance et le stockage en eau de cultivars soumis à des consignes d'irrigation considérant des exigences environnementales et économiques.

Cette parcelle de 2,3 hectares est divisée en 4 blocs eux-mêmes subdivisés en 24 parcelles uniformes et d'égales superficies. Les 24 combinaisons de traitements ont été assignées selon un dispositif en tiroirs (split-plot) pour un total de 96 unités expérimentales (parcelles). Les huit cultivars, incluant 5 cultivars (Goldrush, Russet Burbank, Chieftain, Vivaldi et AC chaleur) cultivés sur des superficies importantes au Québec, et 3 cultivars (Highland,

Calwhite et AC Umatilla Russet) dont la demande est en croissance, ont été assignés en parcelles principales afin de faciliter les opérations qui ont trait à la plantation et à la fertilisation. Ces cultivars ont été implantés sur toute la longueur d'un rang et chacun entre eux est reparti sur 8 rangs. La superficie de ces derniers est égale à 240 m² (30m/rang). Ils ont été ensemencés au cours de la deuxième semaine du mois de mai 2017 et de même pour l'année 2016.

Trois modes de gestion d'irrigation goutte à goutte ont été appliqués sur le site et déterminés à partir des mesures *in situ* réalisées par des tensiomètres installés en différents points du champ. Les consignes d'irrigation sont :

- Irrigation A : déclenché lorsque le tensiomètre indique 15-20 KPa
- Irrigation B : déclenché lorsque le tensiomètre indique 30-35 KPa
- Irrigation C : Non irrigué (apport de l'eau de pluie)

Ces modes d'irrigation sont distribués aléatoirement sur les 4 blocs permettant à chaque bloc d'avoir toute les combinaisons possibles irrigation-cultivars.

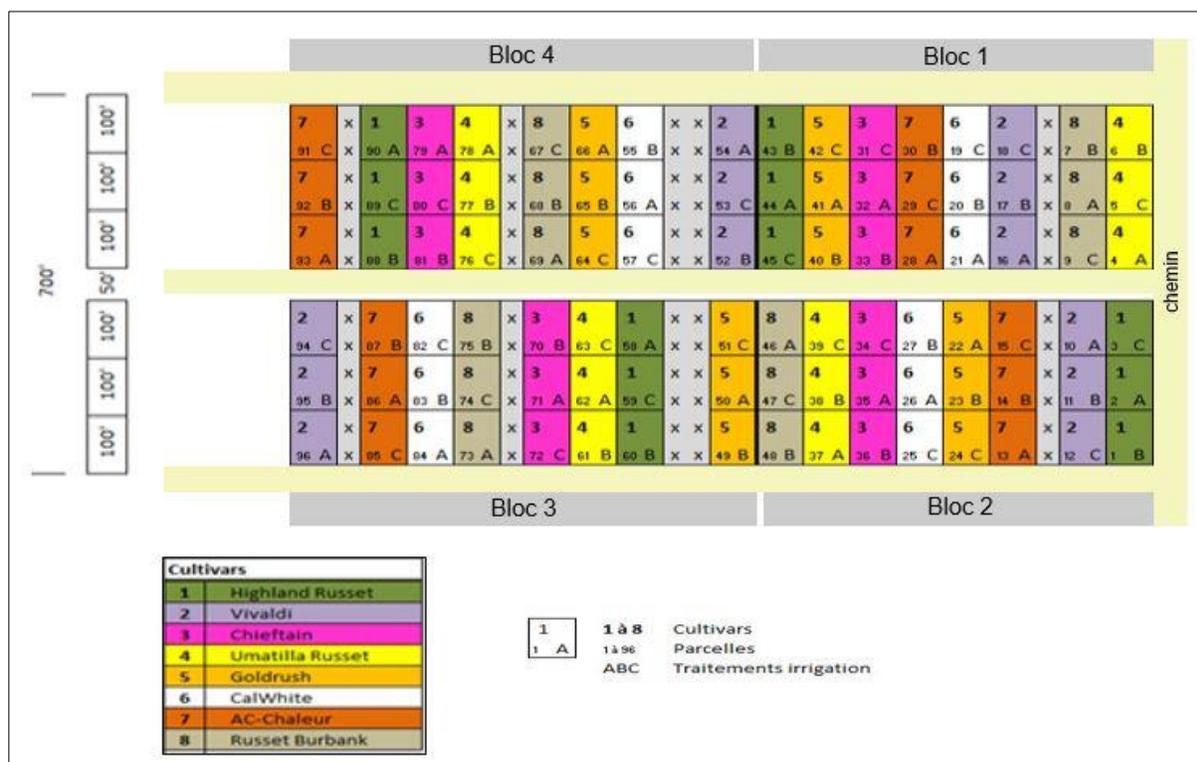


Figure 3.3 : Plan du dispositif expérimental de l'année 2016 (Source IRDA)

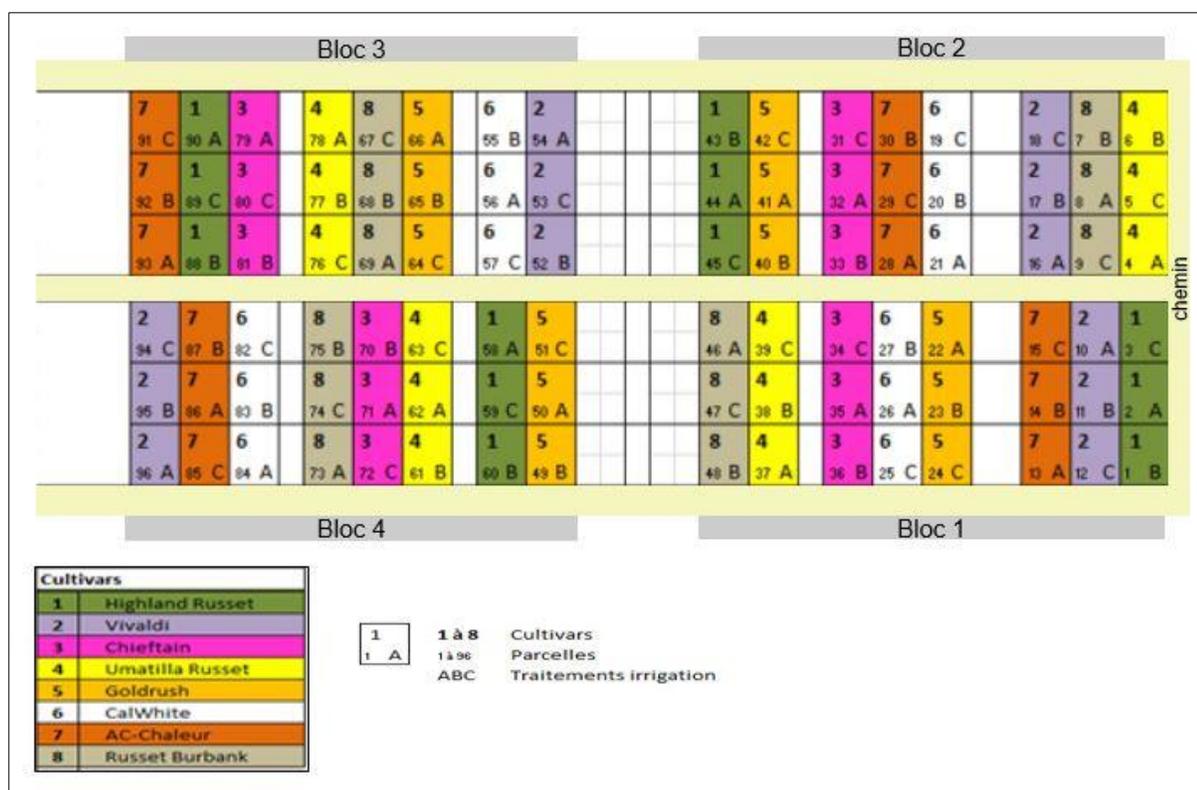


Figure 3.4 : plan du dispositif expérimental de l'année 2017 (Source IRDA)

La figure 3.5 présente le plan d'implantation du système d'irrigation de l'année 2016 composé de tubulures implantées pour l'irrigation, situées sur les 4 rangs centraux de chaque parcelle et placées sur le dessus des buttes de ces rangs centraux. Les tubes de goutte-à-goutte (PowerTape, Irritec) qui ont une longueur linéaire de 11 520 m ont été légèrement enfouis. Par conséquent, cet espacement de 4 rangs a permis de respecter une zone tampon suffisante entre les parcelles de traitements différents.

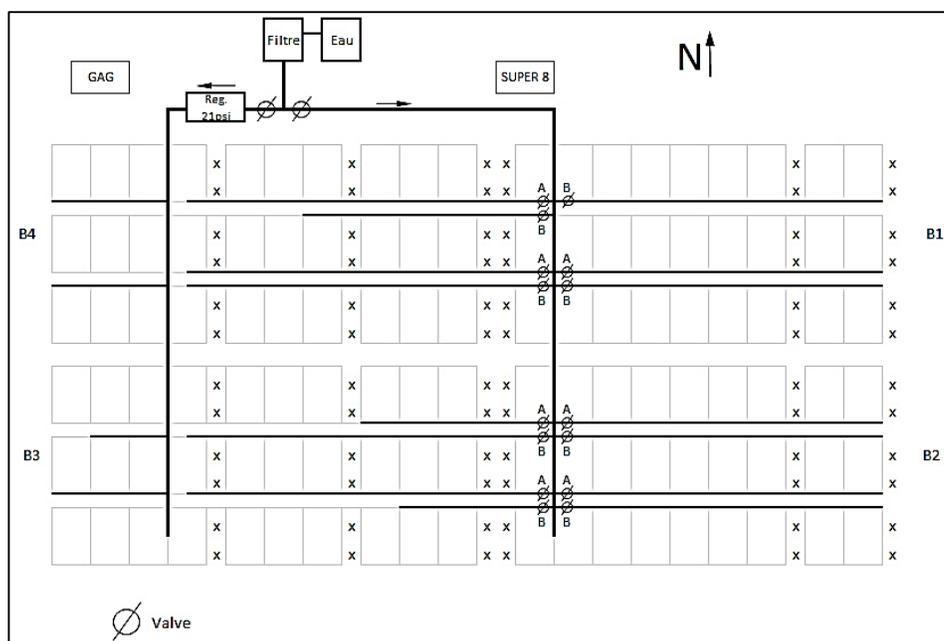


Figure 3.5 : Plan d'implantation du système d'irrigation de l'année 2016 (Source : IRDA). Avec B1= Bloc 1, B2= Bloc 2, B3= Bloc 3, B4= Bloc 4

3.2.2 Données agro-météorologiques

Les indicateurs agro-météorologiques sont des variables météorologiques donnant les conditions qui affectent la croissance des cultures (température, radiation solaire, évapotranspiration, etc.) en un lieu et un moment précis (Bernardi 2001). Selon (Kotchi, 2015), l'estimation des indicateurs agro-météorologiques dans l'espace et dans le temps permet de contrôler et de prévenir les ravageurs et les maladies des cultures. Les indicateurs dérivés de données de télédétection permettent également d'estimer les conditions de croissance des cultures (Seelan et al. 2003).

Il faut souligner l'importance de connaître les conditions météorologiques avant de réaliser un vol de drone, car la présence des pluies ou de vent pourrait influencer l'acquisition des images par drone et donner des résultats aberrants. Les données météorologiques relatives aux périodes de campagnes de terrain (température de l'air, précipitations, vitesse de vent, humidité de l'air) ont été obtenues à partir d'une station située à proximité de la parcelle expérimentale et opérée par l'IRDA.

Le suivi du statut hydrique de la culture de pomme de terre s'est effectué à l'aide d'une série de tensiomètres (TX3, TX3web, Hortau) et des sondes TDR (CS625, Campbell Scientific) qui ont été bien installées dans les parcelles de régies A et B pour les huit cultivars permettant de suivre la teneur en eau volumique du sol en continu à tout moment.

A- Calcul de l'évapotranspiration

Pour simplifier le calcul, nous avons adopté la classification de l'agence canadienne d'inspection des aliments (Tableau 3.1) pour regrouper les 8 cultivars en 3 classes suivant les jours de récolte (ACIA, 2015). :

Tableau 3-1 : classification des cultivars suivant le nombre de jours de croissance

Classes	Nombre de jours de croissance	Cultures
Cultures hâtives	103 -104 jours	Vivaldi et AC Chaleur
Cultures mi- saison	118 – 120 jours	Goldrush, Chieftain et Calwhite
Cultures tardives	131 – 132 jours	Russet Burbank, Highland Russet et Umatilla Russet

Afin de calculer l'évapotranspiration, nous avons estimé le coefficient cultural (Kc) pour la culture de pomme de terre dans les conditions de l'environnement du Québec pour les 3 classes de cultivars en se basant sur la courbe généralisée (Figure 3.6) adaptée par Doorenbos et Pruitt (1977) cité dans Gallichand et al. (1990). Le coefficient cultural (Kc) varie en fonction de stade de croissance et de type de culture et varie de 0,51 pour le stade initial, 1,05 pour le stade mi- saison et 0,7 à la fin de maturité.

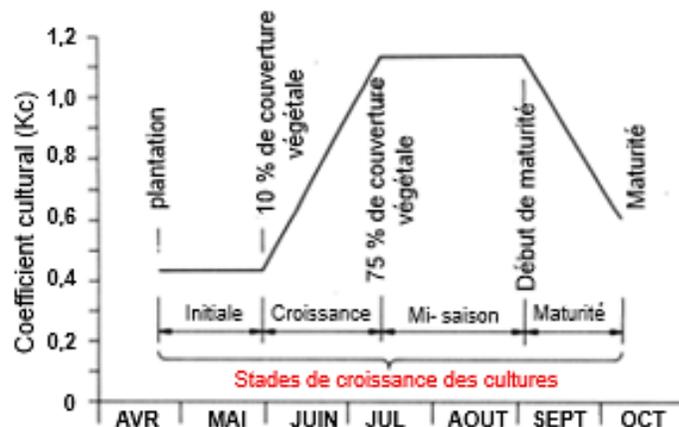


Figure 3.6 : Variation du coefficient cultural (Kc) en fonction de stades de croissance des cultures (adapté à partir de Doorenbos et Pruitt, (1977) cité dans Gallichand et al., (1990))

Pour évaluer les besoins en eau de la culture et valider la performance du système d'irrigation goutte-à-goutte utilisée, un calcul de bilan hydrique s'avère nécessaire en se basant sur les indicateurs agrométéorologiques, la réserve en eau de la plante,

l'évapotranspiration réelle (ET_r). L'évapotranspiration potentielle (ET_p) est estimée à partir de la formule Penman-Mentheith (FAO56) (équation 2). par les services météorologiques. Ensuite, le (ET_r) est calculé à partir de l'équation 7 suivante (Allen et al. 1998) :

$$ET_r = K_s \cdot K_c \cdot ET_p \quad (7)$$

Où

K_s est le coefficient de stress

K_c est le coefficient cultural

ET_p est l'évapotranspiration potentielle (mm)

B- Calcul des indices de stress hydrique

Parmi les indices utilisés pour déchiffrer le statut hydrique des cultures et des sols, la température de surface a été utilisée depuis les années 1970, présente un bon indicateur de stress hydrique (Krishna 2018). Dans notre cas, l'indice ($T_c - T_a$) représente la variation de la température de l'air ($^{\circ}C$) mesurée par la station météorologique et la température du couvert végétal représentée par les valeurs de pixel des images thermiques acquises par drone. Comme Jackson et al. (1981) ont montré que le CWSI est inversement lié à l'utilisation de l'eau par la culture, ce qui peut être une autre alternative au calcul du coefficient de stress K_s à partir des données sur l'eau du sol (Eq. (8)) (Allen et al. (1998)).

$$K_s = \frac{TAW - Dr}{TAW - RAW} \quad (8)$$

Où

TAW est la quantité totale d'eau disponible dans le sol dans la zone racinaire (mm)

Dr est l'appauvrissement de la zone racinaire (mm)

RAW est l'eau prête à la consommation (mm)

D'après l'équation 7, l'indice K_s peut être calculé comme suit :

$$K_s = \frac{E_{Tr}}{E_{Tp} * K_c} \quad (9)$$

Pour simplification, nous avons calculé un indicateur de stress I_s (équation 10) dont les valeurs varient entre 0 (pas de stress hydrique) et 1 (stress hydrique supérieur). I_s est inversement proportionnel à K_s et positivement proportionnel à CWSI.

$$I_s = 1 - \frac{E_{Tr}}{E_{Tp} * K_c} \quad (10)$$

3.2.3 Données acquises par drone

Les données dans l'infrarouge thermique ont été obtenues par une caméra thermique de modèle Optris PI640 qui peut faire une acquisition dans la bande allant de 7,7 μm à 13 μm . Cette caméra est embarquée sur un drone de modèle Hydra-12 OnyxStar (Figure 3.7). Ce drone est un drone de l'INRS de gros calibre à voilures tournantes, équipé par 12 moteurs et est piloté par un membre de l'équipe du laboratoire TED.



Figure 3.7: Drone de modèle Hydra-12 OnyxStar

Le géoréférencement des images thermiques a été réalisé à l'aide d'un récepteur GPS RTK qui a été utilisé également pour le positionnement des relevés manuels dans chaque parcelle (Figure 3.8).

Les données acquises par GPS ont été effectuées au centre de chaque parcelle où on a mis des drapeaux permettant de faire le suivi de la température foliaire au même endroit à des dates de vol de drone différentes et de géoréférencer les images thermiques acquises par drone.



Figure 3.8: Géoréférencement à l'aide d'un récepteur GPS RTK

Les vols de l'année 2016 ont été faits le 10 août, le 5 septembre et le 16 septembre. La première et la deuxième campagne de terrain sont caractérisées par un bon ensoleillement, peu de nuages et un faible vent. La densité du couvert végétal de la pomme de terre était moins élevée dans la deuxième sortie, car il y avait une absence de deux cultivars qui étaient récoltés (Vivaldi et AC-Chaleur). De même, la 3^{ème} campagne de terrain a été caractérisée par un bon ensoleillement, peu de nuages et faible vent. Cependant, la densité du feuillage a été moins importante que la deuxième campagne, car il y avait seulement trois cultivars qui sont : Highland Russet, Umatilla Russet et Russet Burbank.

Il est nécessaire de réaliser des corrections radiométrique et géométrique sur les données thermiques pour qu'elles soient exploitables. L'objectif de ces corrections est de minimiser l'influence de l'atmosphère sur la qualité de l'image et d'ajuster les écarts de mesure liés au système optique de capteur.

Les vols ont été effectués dans des périodes où les conditions agro-météorologiques étaient différentes durant la saison estivale 2016 (mois d'août et septembre) et durant le mois d'août 2017.

3.2.4 Traitement des données acquises par drone

A- Extraction et Correction radiométrique

La Figure 3.9 présente la trajectoire de plan de vol qui a été utilisée pour faire l'extraction des données thermiques.

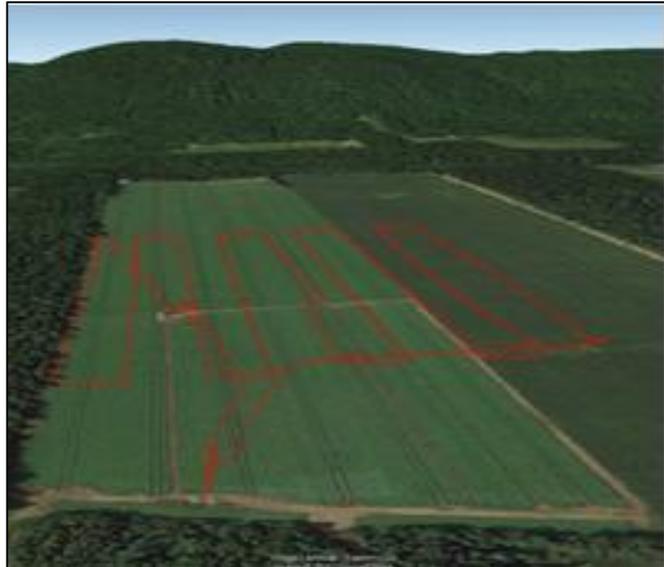


Figure 3.9: trajectoire de plan de vol

Les images thermiques ont été extraites à l'aide du logiciel «Optris PI Connect » à partir d'une vidéo enregistrée par la caméra thermique embarquée sur le drone (Figure 3.10).



Figure 3.10: Enregistrement d'une vidéo thermique par la camera Optris

En changeant manuellement le pas d'acquisition des images (0,5s ; 1s ; 1,5s ; 2s) pour obtenir le meilleur chevauchement entre eux (environ 70%), avec un pas de deux secondes on a pu obtenir environ 600 images pour chaque vol. Ce logiciel permet de sauvegarder pour chaque image un fichier de format *xs/x* qui contient les valeurs de températures pour chaque pixel de l'image acquise ainsi qu'un fichier *txt* qui contient les coordonnées GPS au centre de chaque image. Cette caméra thermique permet de donner, à une faible altitude de vol (50 m), une résolution spatiale de 4,6 cm et une taille de la scène de l'ordre de 22,1 m x 29,65 m.

La correction radiométrique consiste à régler les erreurs et biais lors de la mesure de la température. Dans notre cas, une seule correction radiométrique a été appliquée et a concerné l'ajustement de l'émissivité selon le type de surface visé, puisqu'on a pris en compte des faits suivants :

- Il y a eu une calibration durant le vol pour corriger l'erreur de mesure de la température (chaque 12 secondes) étant donné que le logiciel *Plconnect* permet de corriger d'une façon automatique les distorsions radiales qui peuvent survenir avec les différentes lentilles.
- L'influence de l'atmosphère sur la qualité des images est négligeable (le drone vole à une faible altitude et acquiert les images au Nadir)

Étant donné que la caméra thermique considère la surface capturée comme un corps noir (émissivité est égale à 1), la température réelle de la canopée a été déterminée en appliquant une émissivité de l'ordre de 0,98 à partir de l'équation suivante dérivée de la loi de Stefan Boltzmann (Kotchi 2004) :

$$\varepsilon = \frac{T^4}{T^{\circ 4}} \quad (111)$$

Où :

ε est l'émissivité de la surface

T est la température de l'objet (en kelvin)

T° est la Température du corps noir acquise par la caméra thermique (en kelvin)

B- Mosaïquage des images et correction géométrique

L'orthomosaïque a été générée à l'aide du logiciel Pix4Dmapper Pro dont le laboratoire TED possède une licence (Figure 3.11). Le principe de ce logiciel est de chercher les pixels homologues dans chaque image prise consécutivement pour créer des nuages de points de correspondance afin d'aboutir à une image précise et géoréférencée qui couvre la totalité du site imagé. De ce fait, il corrige la perspective de la caméra thermique, l'orientation et le biais des photos causé par le mouvement du drone. Les images ont été géoréférencées automatiquement lors de la création de la mosaïque à l'aide de coordonnées GPS acquises par le drone. Les différentes cibles préalablement installées au sol dont les coordonnées ont été prises à l'aide de GPS RTK permettaient de corriger le géoréférencement de l'orthomosaïque.

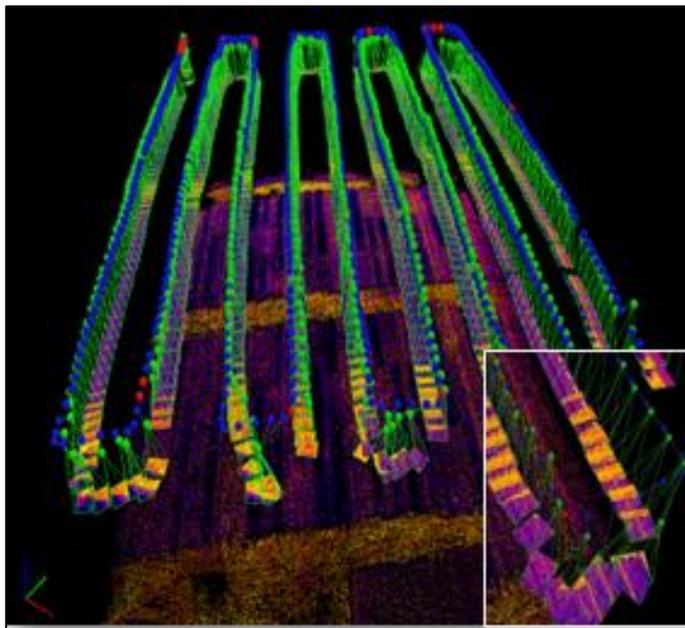


Figure 3.11: Création d'orthomosaïque à l'aide de logiciel Pix4D

C- Extraction de la température foliaire pour chaque parcelle

Une fois l'orthomosaïque générée, l'étape suivante est d'extraire les valeurs de la température qui sont stockées dans les fichiers Excel associés à chaque image. Chaque image est en mode RGB présentant seulement le visuel des températures vu que les valeurs des 3 canaux RGB sont codées en 8 bits (valeurs entre 0 et 255) alors que les valeurs de température en degré Celsius. Pour avoir ces valeurs de température en image, nous avons remplacé une des bandes RGB de chaque image par la valeur thermique de chaque pixel.

Par la suite, l'image résultante comporte toujours 3 bandes le rouge, le vert et la bande qui correspond à la valeur de température en degré Celsius. Enfin, à l'aide du logiciel ArcGIS, on a créé trois groupes de rectangles et repartis sur toutes les parcelles représentant les trois types d'irrigation. Un rectangle contient les 4 rangs centrés de chaque parcelle afin d'assurer l'effet d'irrigation sur la valeur de la température.

Dans le but de minimiser l'effet de sol sur les mesures de la température, l'objectif de cette étape est d'éliminer les températures très élevées qui ne peuvent pas être reliées à la végétation (sol ou autre). On a fixé un seuil supérieur de température à partir du graphe des fréquences des températures (Annexe 2) qui donne le nombre de pixels pour chaque valeur de température. Pour ne pas perdre de l'information liée à la végétation, on a sélectionné quelques pixels de différentes zones de la carte (contenant de la végétation) et on a vérifié que leurs températures n'ont pas dépassé le seuil établi. Par la suite, tous les pixels ayant une température supérieure à la valeur de ce seuil ont été masqués.

Les moyennes de températures de chaque parcelle ont été ensuite corrigées selon une émissivité de l'ordre de 0,98. Donc, dans la section suivante, on s'intéressera aux différents tests statistiques effectués afin de déterminer la relation entre les indicateurs agrométéorologiques de stress hydrique et les données d'imagerie thermique acquises et d'analyser l'effet des variables pouvant agir sur cette relation telles que : le stade de croissance de la pomme de terre, les conditions météorologiques, type et texture de sol.

3.3 Analyses statistiques des données

Dans cette étude, nous avons extrait les moyennes de la température de chaque parcelle selon les différentes consignes d'irrigation soit consigne A (bien irriguée), consigne B (moyennement irriguée) et consigne C (non irriguée), sur différentes dates de vol et sur 8 cultivars. Ensuite, nous avons calculé l'indicateur du stress hydrique K_s à partir de bilan hydrique qui se base sur des indicateurs agrométéorologiques (précipitation, température de l'air, évapotranspiration potentielle, etc.). Pour vérifier la corrélation entre les moyennes de température et les différents types de gestion d'irrigation et faire apparaître sa relation avec l'indicateur de stress hydrique, nous avons fait appel à des tests statistiques avec différents critères de classification.

A- Analyse de variance (ANOVA)

Le test le plus approprié pour comparer les moyennes de la température est l'analyse de variance (ANOVA) à un seul facteur de variabilité. L'ANOVA permet de comparer plusieurs moyennes sur plusieurs échantillons. Le modèle statistique de l'analyse de variance à un facteur s'écrit de la façon suivante (Stahle et World 1989):

$$Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \epsilon_{ij} \quad (12)$$

Où Y_{ij} est une variable d'indice (i,j)

μ est la moyenne de référence

α_i est le coefficient qui représente la moyenne avec $\sum_{i=0}^n \alpha_i = 0$

ϵ_{ij} est le résidu qui représente l'erreur de mesure

La forme générale de l'analyse de variance se base sur le test de Fisher. Ce test requiert des données distribuées d'une façon normale en supposant que l'hypothèse nulle (H_0) correspond au cas où les moyennes de plusieurs échantillons sont les mêmes tandis que l'hypothèse alternative (H_1) suppose que les moyennes ne sont pas identiques et nous prendrons un niveau de significativité (α) tel que :

$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_n$ avec μ_i est la moyenne de l'échantillon i

$H_1 : \text{Il existe au moins une moyenne } \mu_i \text{ des } \mu_n \text{ qui diffère des autres.}$

$\alpha = 0,05 = 5\%$

Par ailleurs, si on rejette l'hypothèse nulle, nous cherchons les modalités qui donnent des moyennes significativement plus grandes que la moyenne de référence et de même les modalités qui donnent des moyennes significativement plus petites que la moyenne de référence.

Dans le cas où nous cherchons l'interaction entre les facteurs de variabilité, nous avons appliqué une ANOVA à mesures répétées (analyse de variance à deux facteurs avec répétitions). Ce test vise à tester l'effet de premier facteur (variable explicative qualitative), l'effet de deuxième facteur et l'interaction entre les deux facteurs sur une variable expliquée. Le modèle statistique de l'analyse de variance à deux facteurs à mesures répétées s'écrit de la façon suivante :

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \quad (13)$$

Où Y_{ij} est une variable d'ordre k d'indice (i, j)

μ est la moyenne de référence

α_i est le coefficient qui représente la moyenne de premier facteur avec $\sum_{i=0}^n \alpha_i = 0$

β_j est le coefficient qui représente la moyenne de deuxième facteur avec $\sum_{i=0}^n \beta_i = 0$

$(\alpha\beta)_{ij}$ est le coefficient qui représente l'interaction entre les deux facteurs $\sum_{i=0}^n (\alpha\beta)_{ij} = 0$

(pour $i=1, \dots, n$; $j=1, \dots, n$)

ε_{ij} est le résidu qui représente l'erreur de mesure.

Dans notre cas, l'ANOVA à deux facteurs à mesures répétées est appliquée afin d'étudier l'interaction entre les deux facteurs : facteur (irrigation avec 3 modalités) et facteur (cultivar avec 8 modalités) sur la variable à expliquer (la température de surface). En fait, pour une même consigne d'irrigation et même cultivar nous avons 96 parcelles partagées sur 4 blocs et qui ont reçu le même traitement (cultivar/irrigation). On parle d'interaction entre deux critères de classification (facteurs) sur la température de la surface lorsque l'effet d'un facteur dépend de la modalité de l'autre facteur. L'ANOVA est réalisée par le package FactoMineR de logiciel R (Annexe 3).

B- Tests de comparaisons multiples « post-hoc »

L'analyse de variance permet de savoir si tous les échantillons suivent la même loi normale cependant il ne permet pas de savoir quels sont les échantillons qui ne suivent pas cette loi. Alors, pour déterminer ces échantillons, nous appliquerons un test de comparaisons multiple ou « post-hoc » afin de tester la significativité statistique : c'est le test de signification d'un coefficient en testant t de la loi de Student à un seuil de signification $\alpha=0,05$. Dans notre cas, nous avons appliqué le Test Tukey DSH qui est généralement utilisé après effectuer une ANOVA pour évaluer la significativité entre des groupes testés.

4 Résultats et discussion

4.1 Élaboration des cartes thermiques et extraction des températures à partir des données acquises par le drone

La température de surface extraite des images aéroportées qui sont générées par l'orthomosaïquage, parcourt le même schéma que la structure des traitements d'irrigation décrite dans le site expérimental. La variabilité spatiale de la température de canopée est clairement démontrée par la différence des couleurs entre les parcelles expérimentales dont la couleur brune représente les valeurs de température les plus élevées telles que le chemin et les parcelles non irriguées qui sont caractérisées par un sol sec et lorsque la couleur tend vers la couleur jaune, la température représente les parcelles irriguées qui sont caractérisées par un sol humide (Figure 4.1.B). Il est remarquable que pour les deux saisons de croissance 2016 et 2017, les valeurs de la température foliaire les plus élevées soient détectées pour les parcelles les plus stressées. La figure (4.2.) montre que l'image thermique permet de différencier la végétation du sol nu qui n'est pas le cas pour une image visible.

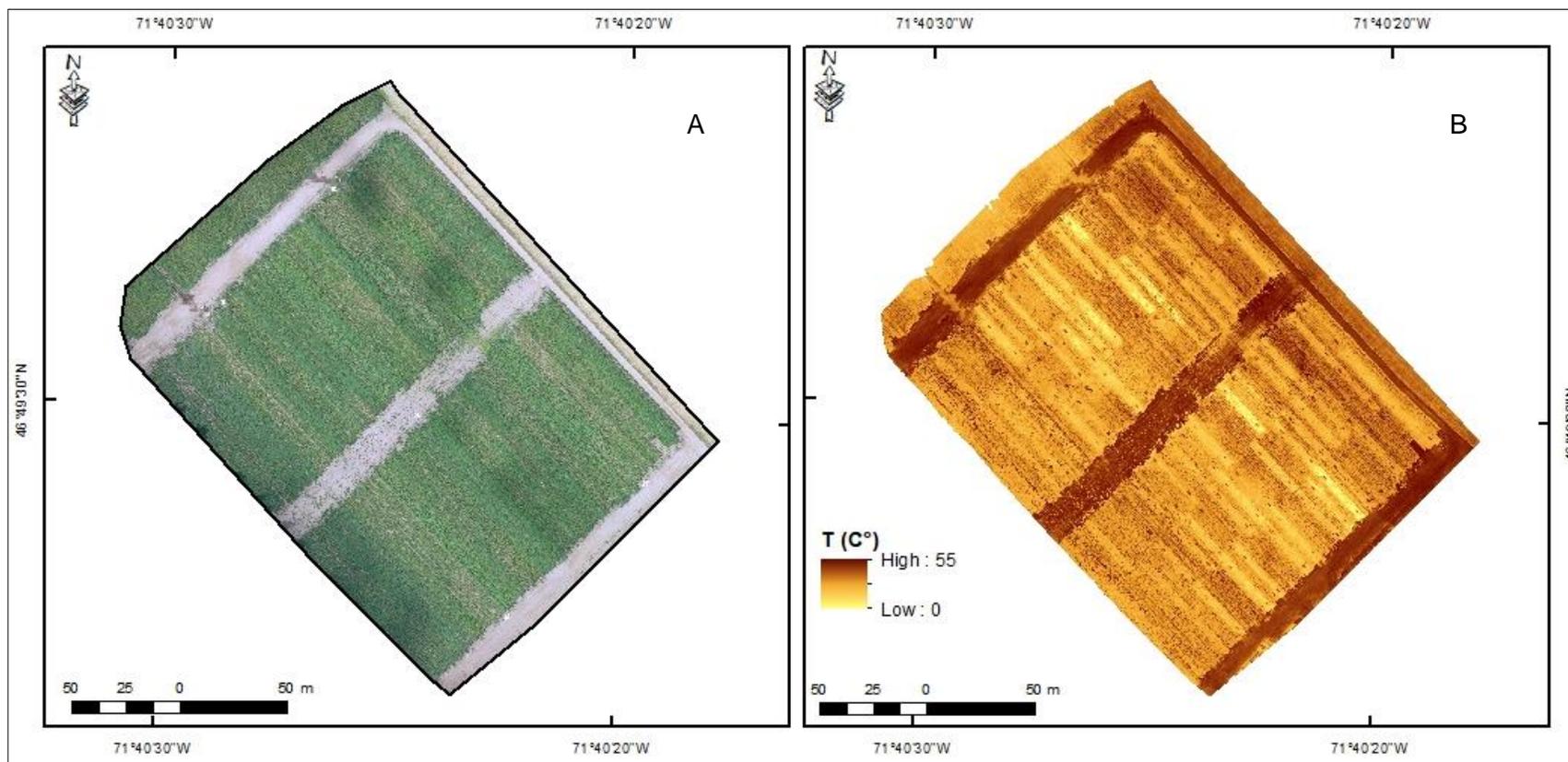


Figure 4.1: (A) : Orthomosaïque des images visibles obtenues à l'aide de camera visible embarquée sur drone; (B) : Orthomosaïque des images thermiques obtenues à l'aide de caméra infrarouge thermique embarquée sur drone

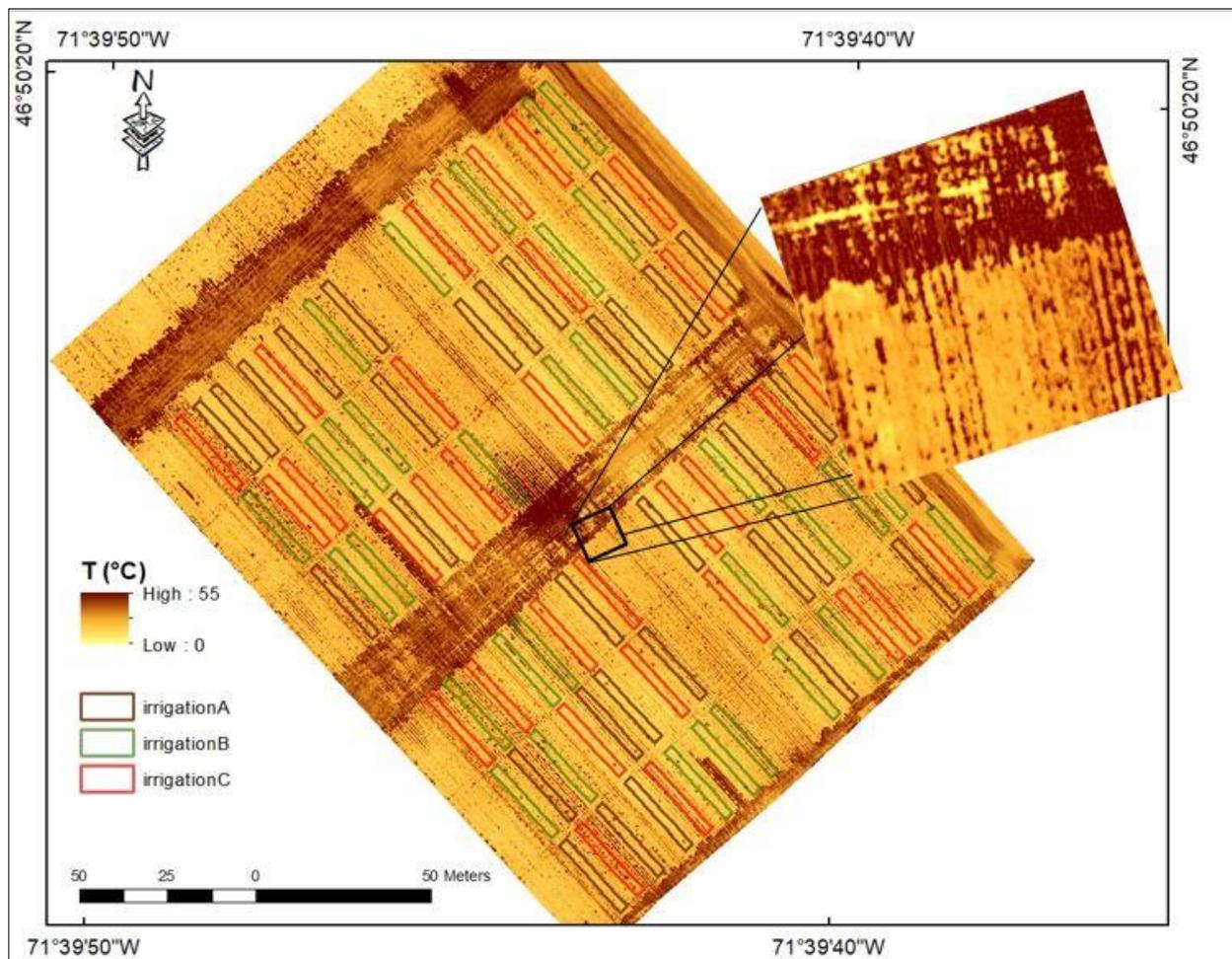


Figure 4.2 : A gauche une carte thermique pour l'identification des zones de stress hydrique (saison 2017) avec les parcelles d'extraction de la température selon les différents modes d'irrigation A, B et C et à droite c'est la composition d'image thermique avec des couleurs jaunes et brunes des zones sèches et humides

4.2 Analyse statistique des données

A- Statistiques descriptives de la température

Après avoir corrigé les moyennes de températures des parcelles de différents modes d'irrigation selon une émissivité de l'ordre de 0,98, nous avons appliqué des tests statistiques afin de déterminer la corrélation entre les facteurs qui peuvent influencer la température de surface du couvert végétal.

B- Variabilité de la température de surface selon les types d'irrigation

En 2016, l'analyse des moyennes de température selon les types d'irrigation a montré qu'il existe une variation globale entre les types d'irrigation A, B et C pour les deux dates de vol. Les Figures 4.3 et 4.4 indiquent que la plus faible moyenne de température est associée à l'irrigation A (la plus irriguée) et est égale à 23°C pour le vol du 10 août et 22°C pour le vol du 5 septembre tandis que la plus grande valeur est associée à celle de l'irrigation C d'une valeur de 29°C pour le premier vol (10 août) et de 34.6°C pour le deuxième vol (5 septembre). De même, pour le dernier vol (16 septembre) représenté dans la Figure 4.5, la plus faible moyenne de température est enregistrée pour les parcelles de l'irrigation A (18.7 °C), mais la plus grande valeur est enregistrée pour l'irrigation B ainsi que pour le mode d'irrigation C (20.7°C).

En 2017, les Figures 4.6 et 4.7 montrent qu'il n'y a pas une variation globale entre les différents modes d'irrigation A, B et C pour les deux vols (9 et 31 août). En effet, la moyenne de température a été comprise entre 25°C (type A) et 30°C (type C) dans le cas du premier vol (9 août), également pour le deuxième vol (31 août), la moyenne de température a été comprise entre 27 °C et 28 °C. La plus faible moyenne de température est associée aux parcelles de l'irrigation A qui sont les plus irriguées et la plus grande moyenne de température est associée aux parcelles non irriguées pour les deux saisons de croissance 2016 et 2017.

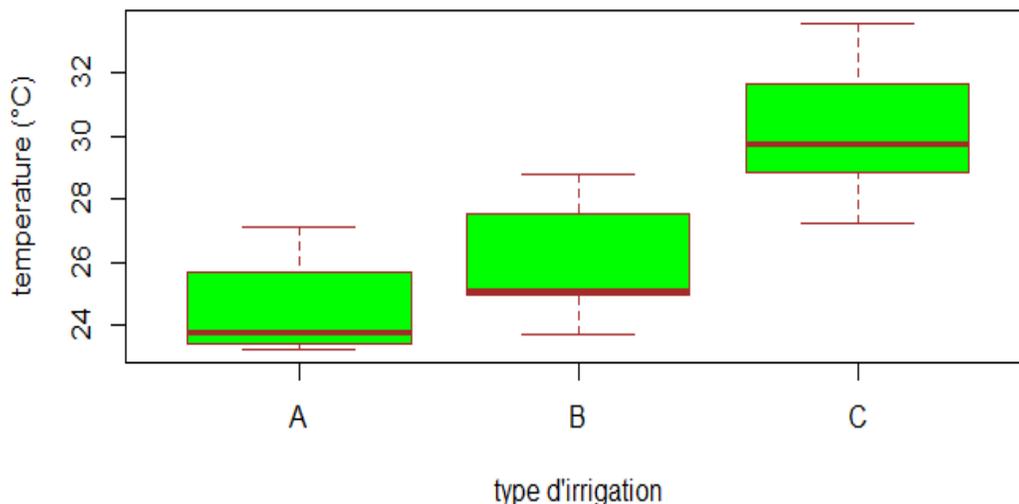


Figure 4.3: Moyenne de température corrigée (vol 10 août saison 2016)

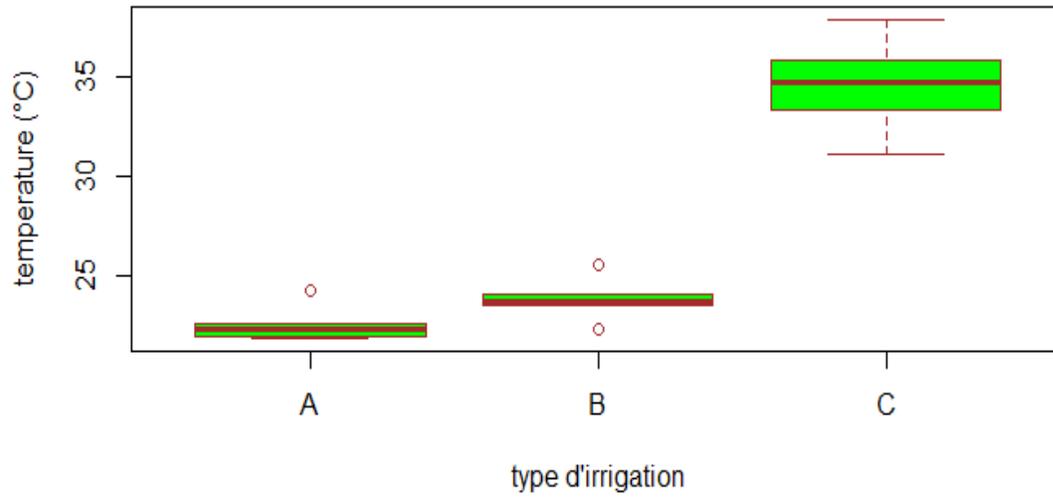


Figure 4.4: Moyennes de température corrigée (vol 5 septembre saison 2016)

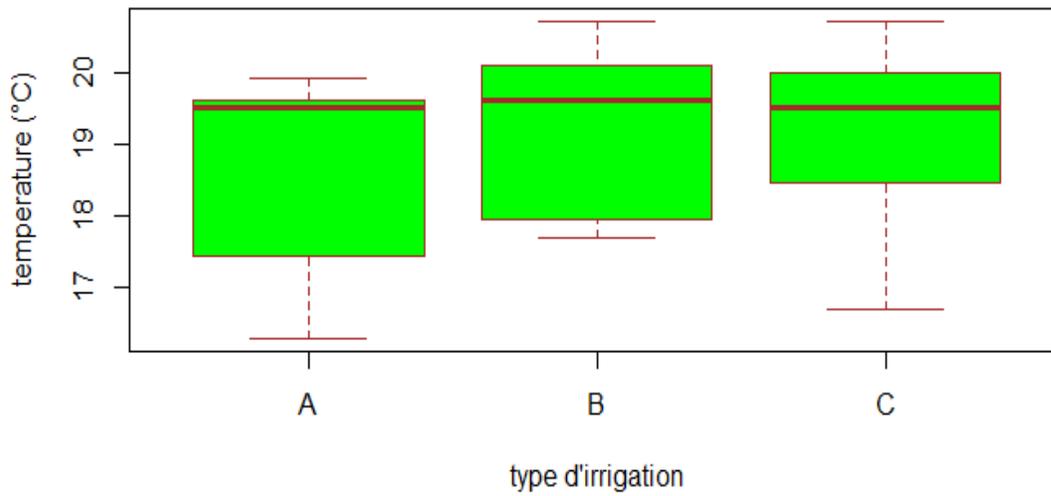


Figure 4.5 : Moyennes de température corrigée (vol 16 septembre saison 2016)

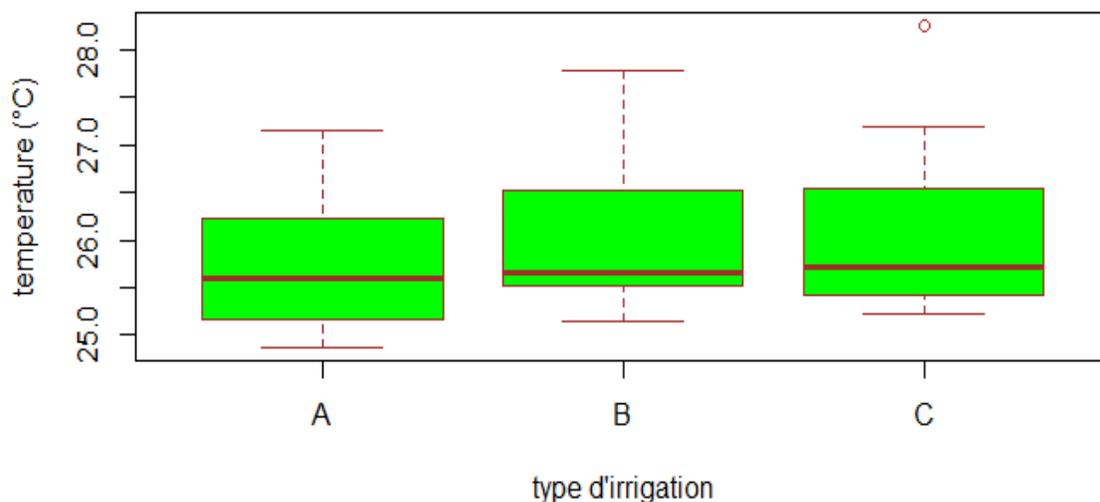


Figure 4.6 : Moyennes de température corrigée (vol 9 août saison 2017)

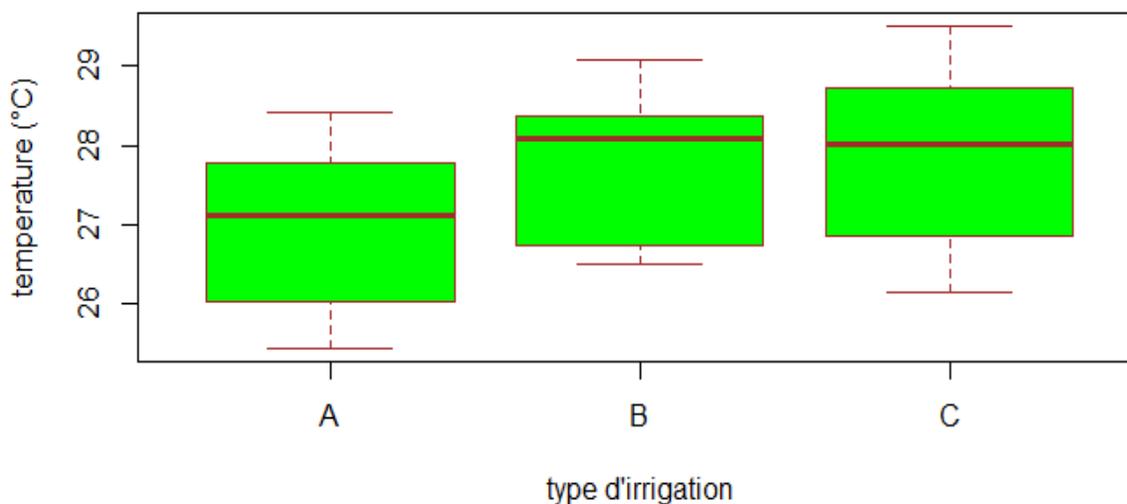


Figure 4.7 : Moyenne de température corrigée (vol 31 août saison 2017)

Ensuite, une analyse de variance à un facteur (ANOVA) est effectuée afin de vérifier s'il existe une différence significative entre les moyennes de température dans les différents modes d'irrigation. Conséquemment, nous avons posé l'hypothèse nulle H_0 tel que les moyennes de températures sont significativement différentes et l'hypothèse alternative H_1 est que les moyennes de températures ne sont pas significativement différentes. Un exemple de sortie de l'ANOVA est représenté par la Figure 4.8 :

```

              Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
groups        2   2.18    1.090   0.486  0.617
Residuals    93 208.72    2.244
> |

```

Figure 4.8 : Exemple de la sortie de logiciel R (ANOVA), pour le premier vol (saison 2017)

Le tableau 4.1 représente les différents résultats trouvés pour les différents vols de deux saisons de croissance 2016 et 2017. L'ANOVA révèle une différence significative de température entre les différents modes d'irrigation autant pour le vol du 10 août que pour le vol du 5 septembre de l'année 2016.

Tableau 4-1 : Comparaison entre les probabilités (Pr) associées à une différence significative dans la mesure de la température de feuillage selon les différents modes d'irrigation pour les saisons 2017 et 2016

Saison de croissance	Date de vol	Pr (Irrigation)
2016	10 Aout	9,87 10⁻⁶*
	5 Septembre	1,28 10⁻⁹*
	16 Septembre	0,643
2017	9 Aout	0,719
	30 Aout	0,222

*Les valeurs sont significativement différentes lorsqu'elles sont inférieures au seuil d'erreurs $\alpha = 0.05$

Puis en effectuant le test de comparaison multiple (Test tukeyHSD) afin de trouver le type d'irrigation qui est significativement différent aux autres, nous avons remarqué que pour les trois couples (A, B), (A, C) et (B, C), seulement le couple (A, B) qui n'est pas significativement différents pour les deux vols en 2016 (Annexe 3). Par conséquent, l'état hydrique du sol était homogène d'un traitement à l'autre dans l'année 2017. La différence s'installe après un certain nombre de jours sans précipitations. En effet, cette conclusion a été approuvée par l'étude de (Boivin et al. 2018) sur l'efficacité de l'utilisation de l'eau sur les cultivars, sept cultivars en 2016 ont bien répandu aux consignes d'irrigation à l'exception de cultivar Calwhite qui a répandu seulement au traitement A. La consigne C non irriguée a été bénéfique pour deux cultivars (Calwhite et la Highland Russet) qui ont donné un important rendement et parfois élevée comparativement aux cultivars irrigués. Cependant, l'irrigation n'a pas donné un effet sur les cultivars, mais elle a été valorisée que pour un cultivar (Russet Burbank) pendant la saison de croissance 2016 (Boivin et al. 2018). Par la suite, cette variation de température de feuillage pourrait être expliquée par plusieurs facteurs. En 2016, la variation entre les deux premiers vols est due principalement à l'absence de deux cultivars (Vivaldi et

AC-Chaleur) suite à leur récolte lors de la deuxième campagne de terrain. De même, cette variation est remarquable pendant le dernier vol suite à la récolte des trois cultivars de mi-saison et la présence de trois cultivars seulement (Highland Russet, Umatilla Russet et Russet Burbank) ainsi que la présence du dernier stade phénologique (stade de sénescence). Ensuite, pour la même période du mois d'août des deux saisons qui coïncident avec le début de stade de maturité de la pomme de terre, nous avons constaté que les moyennes de températures sont plus grandes pour la saison de 2016 que pour la saison 2017.

Cette différence pourrait être expliquée d'une part par la variabilité de la condition météorologique d'une saison à une autre. Généralement, la saison de croissance 2016 a été plus chaude qu'en 2017, car d'une part l'ensoleillement a été plus important en 2016 et également les précipitations sont légèrement supérieures à celles de 2017 avec une valeur de l'ordre de 458 mm comparée à 433 mm en 2017. D'autre part, l'évapotranspiration a été plus importante en 2016 (463 mm) comparé à 2017 (431 mm).

D'autre part, la date de plantation de 2017 a été retardée de cinq jours par rapport à celle de 2016. Ce retard a été rattrapé qu'à partir de mi-juin pour la culture. Par conséquent, une forte fluctuation de la demande en eau de la culture a été remarquée pendant les deux saisons (2016 et 2017) pour les différentes variétés hâtives, mi-saisons et tardives (Figures 4.9 et 4.10).

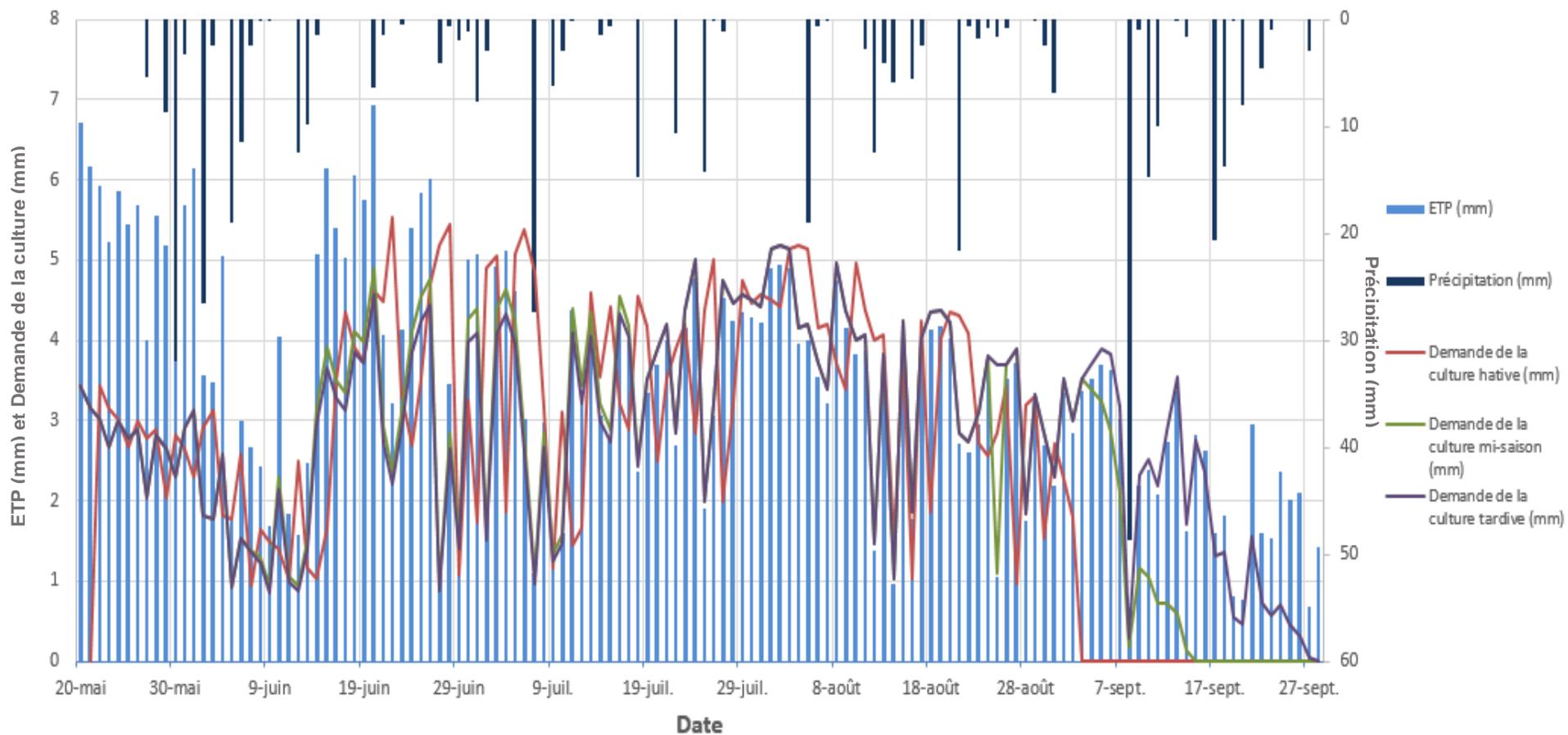


Figure 4.9 : Demande en eau de variétés de la culture de pomme de terre pendant la saison de croissance 2016

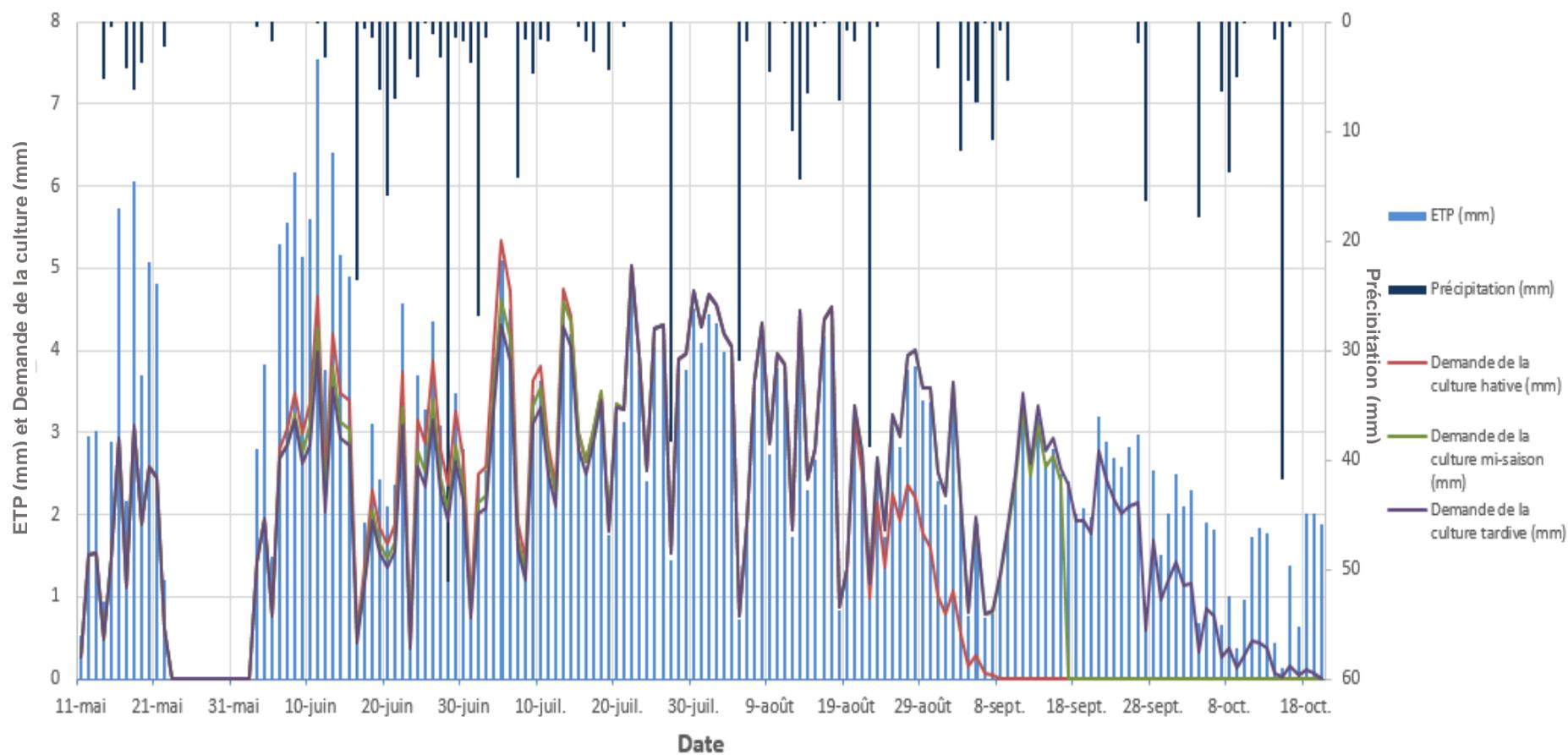


Figure 4.10 : Demande en eau de variétés de la culture de pomme de terre pendant la saison de croissance 2017

C- Variabilité de la température de surface selon les cultivars

Les cinq figures ci-après (Figures 4.11-4.15) montrent que la moyenne de température varie non pas seulement en fonction de type d'irrigation, mais également en fonction de types de cultivars. En d'autres termes, il existe des cultivars qui ont une température plus chaude que d'autres et c'est remarqué pendant les années de croissance 2016 et 2017. En 2016, d'après les figures 4.11 et 4.12, les variétés hâtives (cultivar 2 (Vivaldi) et cultivar 7 (AC-Chaleur)) sont les cultivars qui ont la plus grande valeur de température pendant les premiers vols de 2016 et 2017 d'une valeur supérieure à 28°C tandis que les plus petites valeurs de température sont accordées aux cultivars tardifs (cultivar 1 (Highland Russet), cultivar 4 (Umatilla Russet) et cultivar 8 (Russet Burbank)) d'une valeur de l'ordre de 25°C. Cette variation de température est expliquée par le développement des stades de croissance de la culture de pommes de terre. En fait, les cultivars hâtifs ont un cycle plus court que les autres cultivars (103 à 104 Jours). Ainsi, la période du mois d'août représente le stade de développement des tubercules pour ces variétés ou les besoins en eau sont importants (FAO 2008). Dans cette période, la plante perdait de l'énergie pour extraire l'eau du sol, par conséquent une augmentation de température des feuillages s'apparaîtra. De plus, parmi les variétés mi-saison, nous avons remarqué que le cultivar 3 (Chieftain) a une température plus élevée (27 °C) que les autres de variétés mi-saison (Figure 4.12). Également le cultivar 4 (Umatilla Russet) montre une température plus élevée (20°C) que les autres cultivars tardifs (Figure 4.13).

En 2017, une variation de la température entre les différents cultivars est remarquable pendant les deux vols. Les cultivars hâtifs ont les températures les plus élevées tandis que les cultivars tardifs ont les températures les plus faibles (Figures 4.14 et 4.15).

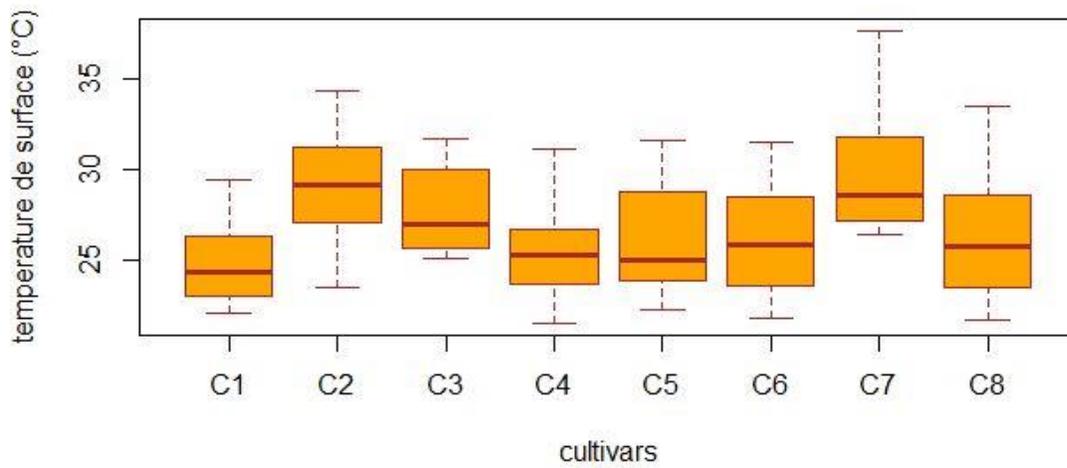


Figure 4.11: Moyenne de température corrigée de cultivars (vol 10 août saison 2016) (ou les cultivars sont : C1 : Highland Russet, C2 : Vivaldi, C3 : Chieftain, C4 : Umatilla Russet, C5 : Goldrush, C6 : Calwhite, C7 : AC-chaieur, C8 : Russet Burbank)

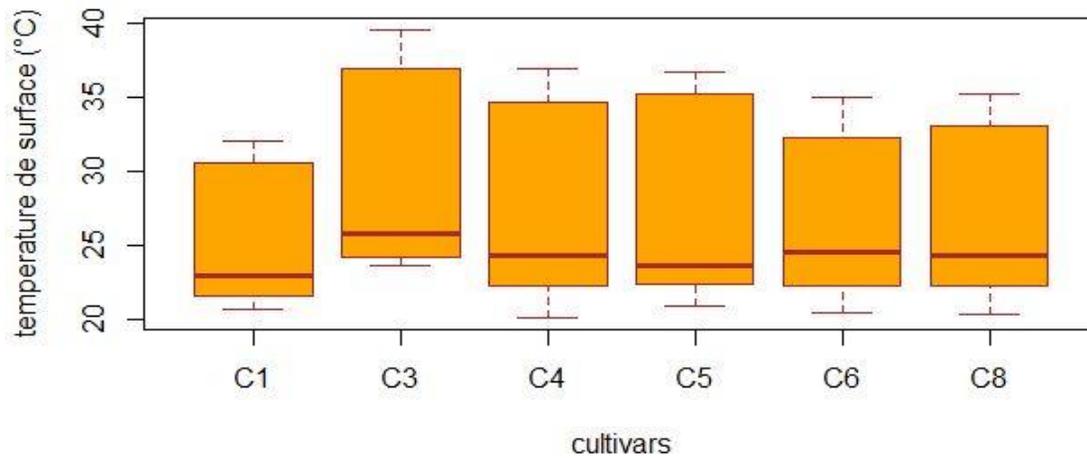


Figure 4.12: Moyenne de température corrigée de cultivars (vol 5 septembre saison 2016)

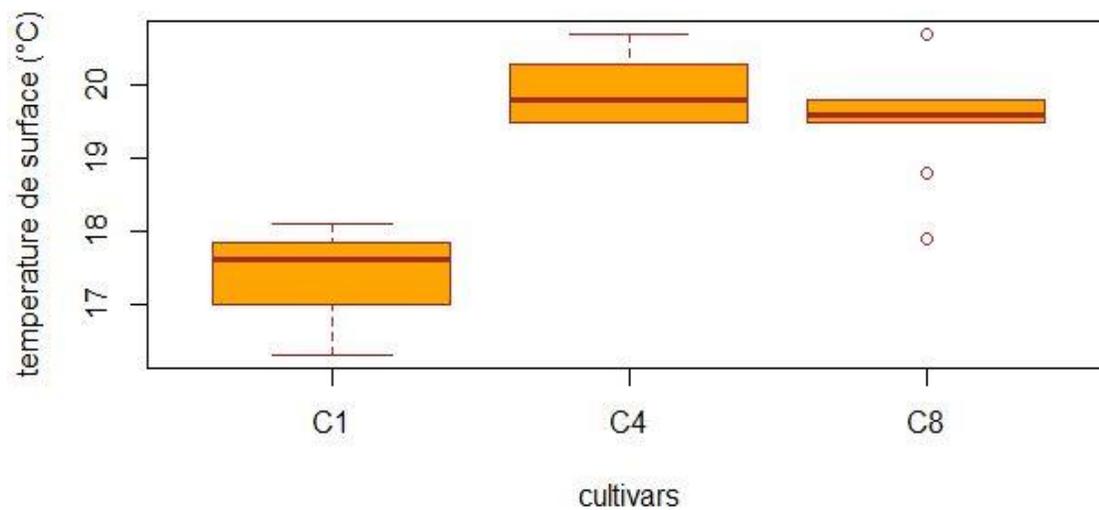


Figure 4.13: Moyenne de température corrigée de cultivars (vol 16 septembre saison 2016)

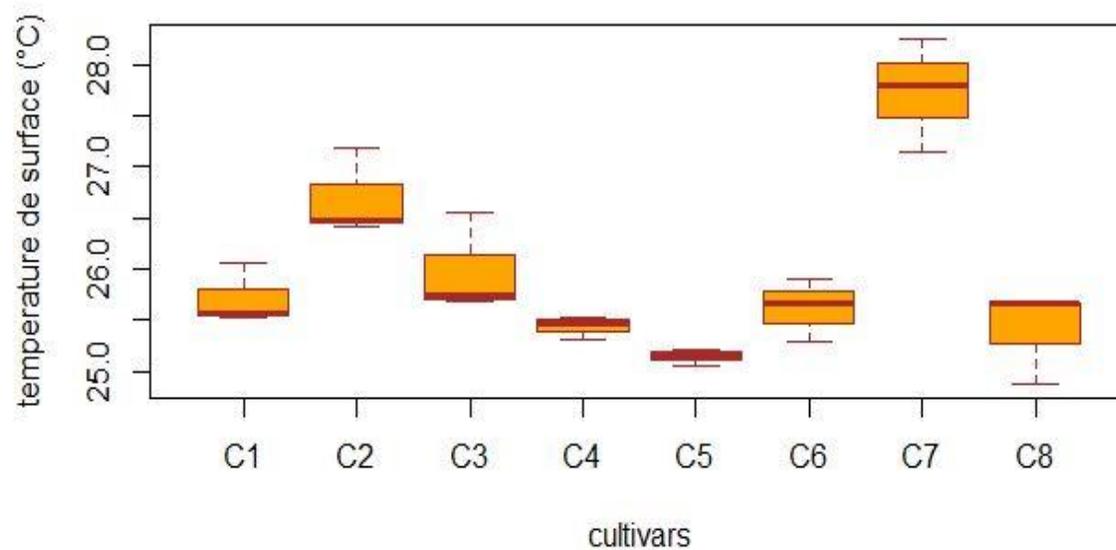


Figure 4.14: Moyenne de température corrigée de cultivars (vol 9 août saison 2017)

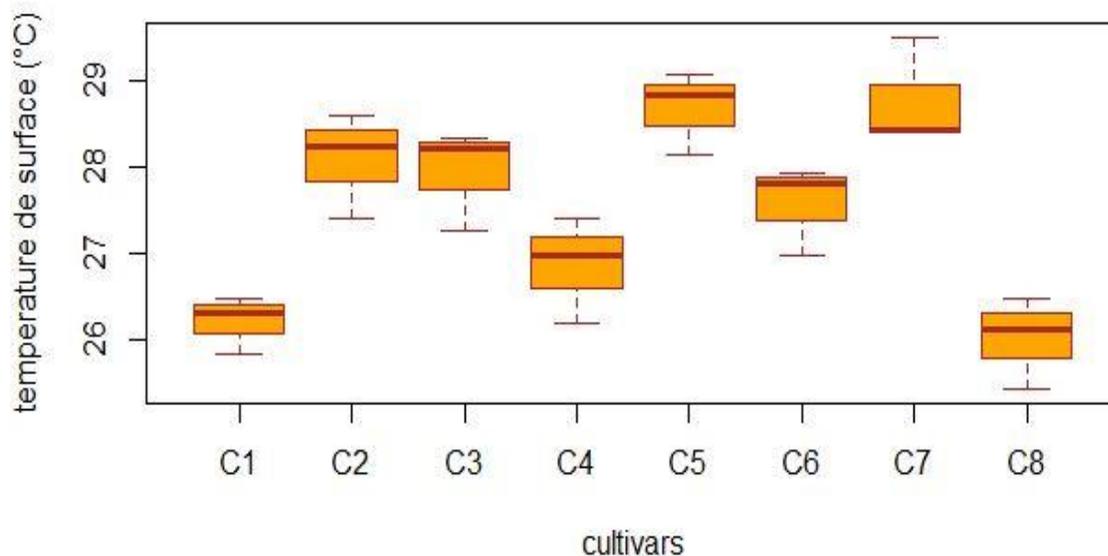


Figure 4.15 : Moyenne de température corrigée de cultivars (vol 31 août saison 2017)

Ensuite, les résultats d'ANOVA (Tableau 4.2) ont dévoilé qu'il existe une différence significative entre la température de feuillage des cultivars du dernier vol de l'année 2016 et les vols de l'année 2017. En effet, il existe des cultivars qui ont une température plus haute que d'autres si on utilise la même consigne d'irrigation et de même il existe une régie d'irrigation qui conduit à des valeurs de températures d'un cultivar significativement plus grandes par rapport aux autres.

Tableau 4-2: Comparaison entre les probabilités (Pr) associées à une différence significative dans la mesure de la température de feuillage selon les différents cultivars pour les saisons 2017 et 2016

Saison de croissance	Date de vol	Pr(Cultivars)
2016	10 Aout	0,447
	5 Septembre	0,985*
	16 Septembre	0,417.10⁻⁸*
2017	9 Aout	0,497. 10⁻⁷*
	30 Aout	0,382. 10⁻⁶*

*Les valeurs sont significativement différentes lorsqu'elles sont inférieures au seuil d'erreurs $\alpha = 0.05$

Le test Tukey appliqué aux résultats significativement différents a montré que les variétés hâtives sont significativement différentes d'autres cultivars pendant le premier vol, mais nous avons constaté que le cultivar 1 (Highland Russet), le cultivar 2 (Vivaldi), le cultivar 8 (Russet Burbank), le cultivar 5 (Goldrush) et le cultivar 7 (AC-Chaleur) sont significativement différents des autres cultivars pendant le deuxième vol de 2017 (Annexe 4). Conséquemment, cette variation a indiqué que certains cultivars ont des valeurs de températures de feuillage significativement plus élevées si on applique la même consigne d'irrigation. Cela a été approuvé par le calcul de poids de matière sèche des cultivars selon les traitements appliqués en 2016 et 2017 réalisés par l'IRDA. En effet, Boivin et al. (2018) ont montré que pour 2016, le gain en rendement vendable en contexte irrigué varie de 12 à 40 % pour 7 des 8 cultivars où seul le cultivar Umatilla Russet a été indifférent à l'apport ou non d'eau par l'irrigation. Hormis pour le cultivar CalWhite, où la consigne A a permis d'obtenir un rendement vendable supérieur à la consigne B, aucune différence n'a été observée entre la consigne A et B. Autrement dit, les ressources impliquées à maintenir le statut hydrique du sol plus humide ne se traduisent pas en rendement vendable supplémentaire. En 2017, un seul cultivar a répondu significativement à l'irrigation. En effet, la consigne B, a permis à la Russet Burbank de produire un rendement 20 % supérieur au témoin non irrigué. Lorsque comparé ensemble, les rendements vendables mesurés avec la consigne A et B ne sont pas différents. Lorsque comparé à celui de 2016, le rendement vendable de 2017, pour un même cultivar, est 7 à 49 % plus bas, hormis pour le cultivar Umatilla Russet qui a maintenu une productivité quasi équivalente.

En conclusion, la différence de la température observée entre les cultivars indique que l'impact de stress hydrique est bien différent selon le cultivar et par la suite cela aidera les producteurs à valider la performance de cultivars de pomme de terre et maximiser le rendement en choisissant le mode d'irrigation le plus adéquat selon les besoins en eau des cultivars.

D- Effet de l'irrigation et de type des cultivars et son interaction sur la température

Une ANOVA à mesures répétées est effectuée sur les valeurs des températures de différentes variétés de pommes de terre afin de vérifier si la variation de température observée entre les consignes d'irrigation, les cultivars et les blocs sont significativement différents (Tableau 4.3).

Pour les deux saisons 2016 et 2017, nous avons constaté qu'il existe un effet significatif sur la température pour les deux critères de classification «irrigation» et «cultivar», tandis que

l'ANOVA ne révèle pas une différence significative pour l'interaction « cultivars*irrigation. Par contre, une différence significative est remarquable entre les blocs de la culture pour les vols de 10 août et 5 septembre, cela affirme que le positionnement spatial a un effet sur la variation de la température de couvert végétal.

Tableau 4-3: analyse de variance (ANOVA) pour les deux saisons de croissance (2016 et 2017)

Saison de croissance	Date de vol	Pr(Répétitions (Blocs))	Pr(Cultivars)	Pr (Irrigation)	Pr(Interaction Cultivars*Irrigation)
2016	10 Aout	0,651. 10⁻⁷	0,917. 10⁻¹⁴	0,22.10⁻¹⁷	0,8487
	5 septembre	0,046	0,26. 10⁻⁸	0,2. 10⁻¹⁷	0,056
	16 septembre	0,911	0,004	0,54	0,47
2017	9 Aout	0,484	0,0003	0,57	0,99
	30 Aout	0,357	0,0003	0,57	0,97

*Les valeurs sont significatives lorsqu'elles sont inférieures au seuil d'erreurs $\alpha = 0.05$

Il est raisonnable de penser que ces résultats dépendent de la variation spatiale des indicateurs agro-météorologiques tels que les propriétés du sol et de la culture (type de sol, taux de couvert végétal, humidité de sol et de l'air, les précipitations et vitesse de vent). La différence de température entre les blocs pourrait être expliquée par l'hétérogénéité des propriétés de sol sur la totalité de terrain (Heege 2013) ainsi que l'informité de l'irrigation (Fuchs 1990) qui pourrait engendrer une variabilité au niveau de captage de l'eau par les plantes. De plus, l'effet de brise-vent engendré par la végétation située à la bordure ouest des cultures pourrait être une cause influençant les valeurs des températures de la surface de canopée.

4.3 Effet de la variabilité temporelle des indicateurs agro-météorologiques sur le stress hydrique

Nous avons calculé l'indicateur de stress (Is) à partir des données agrométéorologique en fonction de la variation de la température ($T_c - T_a$) entre la température de l'air ambiant et la température de feuillage acquise par drone dans la perspective de développer un modèle de prédiction de niveau de stress en se basant sur les données thermiques.

Le coefficient I_s varie entre 0 et 1 et est représenté dans les Figures 4.16-4.18 en fonction de la variation de la température ($T_c - T_a$). De sorte que pour une variation inférieure ou égale à 0 ($(T_c - T_a) < 0$), le feuillage est en équilibre avec la température de l'air et les besoins en eau de la plante sont comblés. Pour une variation positive ($T_c - T_a > 0$), la culture est exposée au stress hydrique et l'eau dans le sol devient insuffisante (Patel et al. 2001).

Les Figures 4.16-4.18 montrent la régression linéaire entre l'indicateur de stress I_s et la variation de température T . Les variétés ont une réponse différente face au stress hydrique où les points colorés représentent les moyennes de différents modes d'irrigation de chaque cultivar.

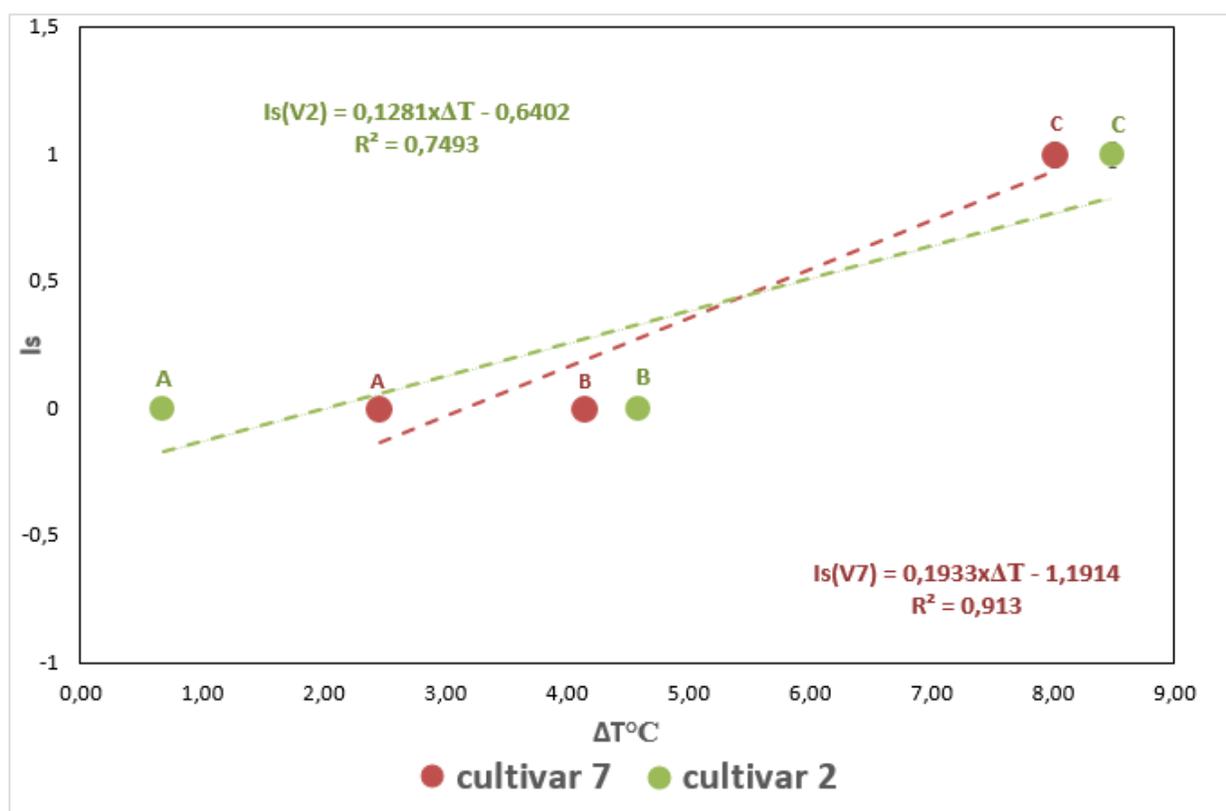


Figure 4.16 : Variation de l'indicateur I_s en fonction de la variation de la température du couvert végétal et l'air ambiant pour les variétés hâtives

Pour les variétés hâtives (AC-chaueur (cultivar 7) et Vivaldi (cultivar 2)), L' I_s de AC-chaueur est plus corrélé à la variation de la température que Vivaldi tandis que 75% d' I_s est expliqué par la variation de la température pour la variété (V-2).

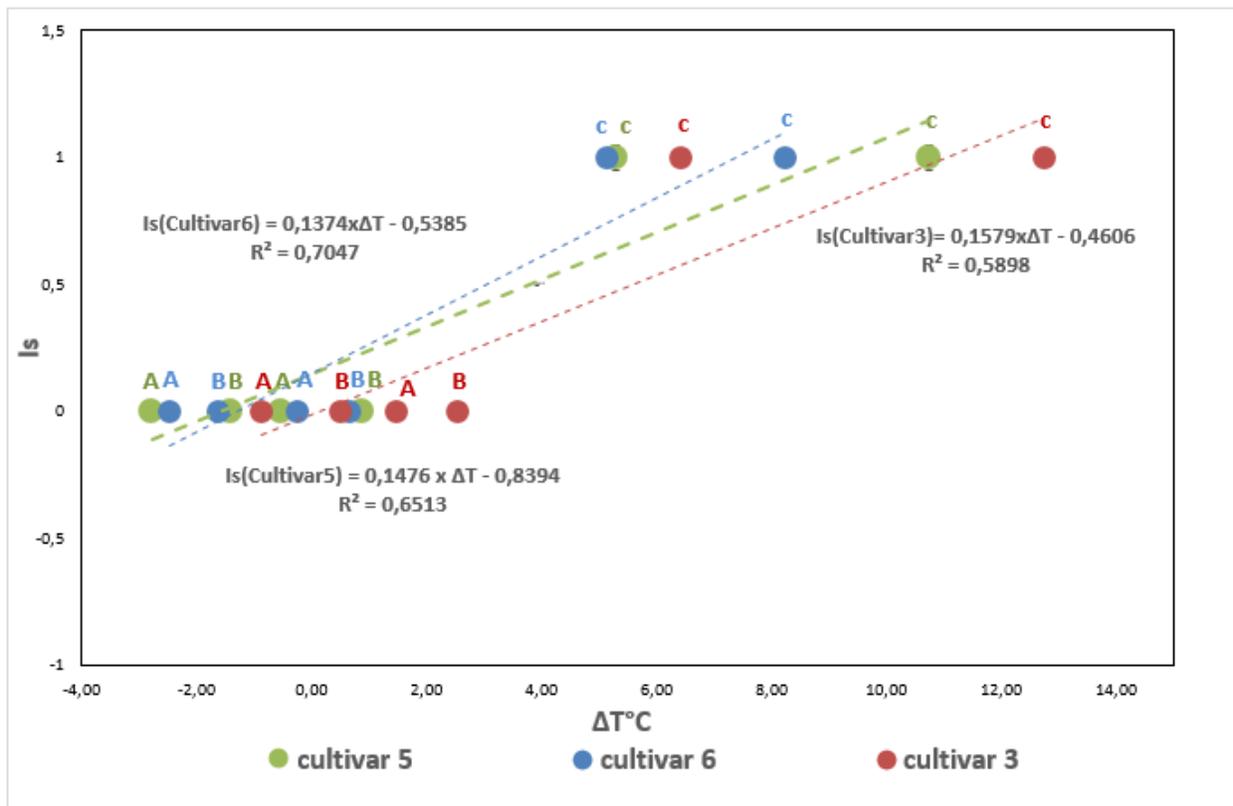


Figure 4.17 : Variation de l'indicateur Is en fonction de la variation de la température du couvert végétal et l'air ambiant pour les variétés mi-saison

Pour les variétés mi-saison (calwhite (cultivar 6), Chieftain (cultivar 3), Goldrush (cultivar 5)), le Is de calwhite (V-6) est plus corrélé à la variation de la température que les autres cultivars avec un coefficient de détermination R^2 est égale à 0,7.

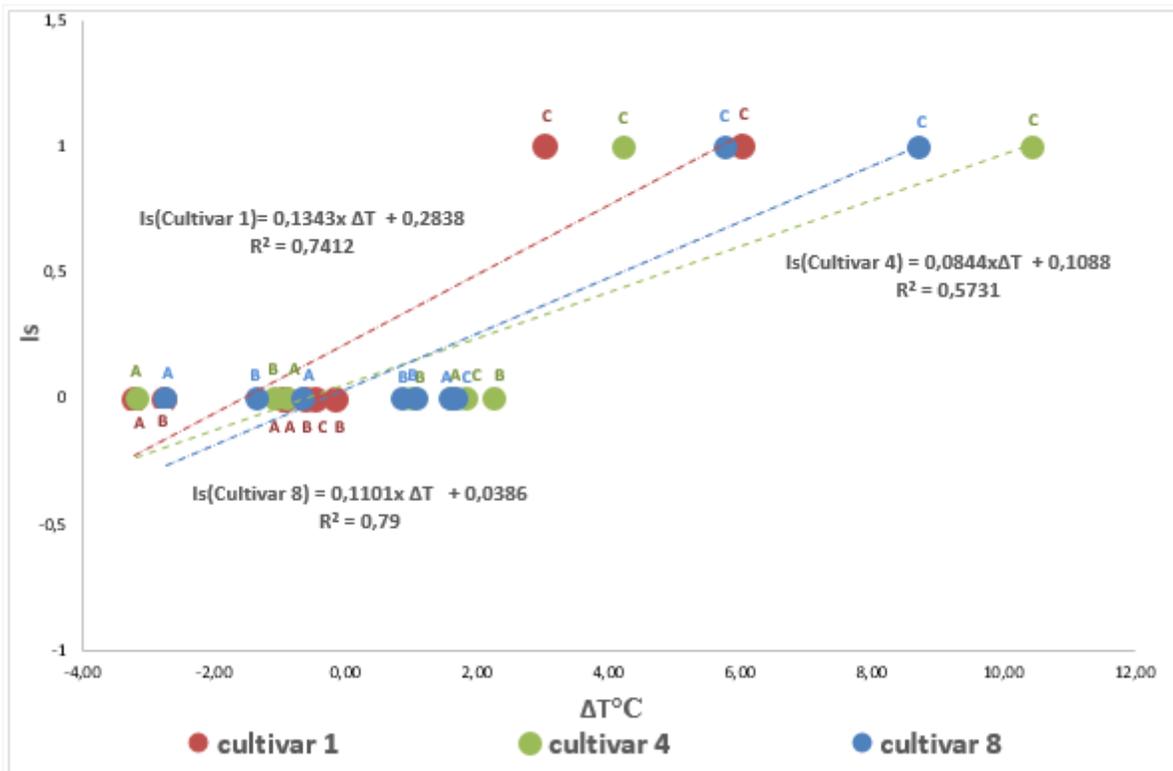


Figure 4.18 : Variation de l'indicateur Is en fonction de la variation de la température du couvert végétal et l'air ambiant pour les variétés tardives

Pour les variétés tardives (Highland Russet (cultivar 1), Umatilla Russet (cultivar 4), Russet Burbank(cultivar 8)), le Is de Russet Burbank (cultivar 8) est plus corrélé à la variation de la température que les autres cultivars avec un coefficient de détermination R^2 égale à 0,79.

Nous remarquons que les cultivars non irrigués durant la campagne 3 montrent un Is nul et une faible variation de $(T_c - T_a)$ comprise entre 0 et 2 (Figure 4.18). Ceci est dû aux précipitations importantes durant la semaine qui précède le jour du troisième vol de drone (Figure 4.19). Ceci a engendré une diminution de la différence entre les types d'irrigation en termes de conditions hydriques de sol. En outre, la diminution de la température de l'air observée (10°C) dans cette période (16 septembre 2016) a causé une faible différence de la valeur de $(T_c - T_a)$ entre les types d'irrigation A, B et C pour les trois cultivars tardifs. En général, la bonne corrélation entre Is et $T_c - T_a$ est évidente dans les parcelles étudiées. Toutefois, le nombre de points de régression est relativement faible, ainsi, pour pouvoir développer un modèle d'estimation d'IS à partir des mesures thermiques par drone, des observations supplémentaires et plus nombreuses de l'Is seront nécessaires pour un cultivar donné.

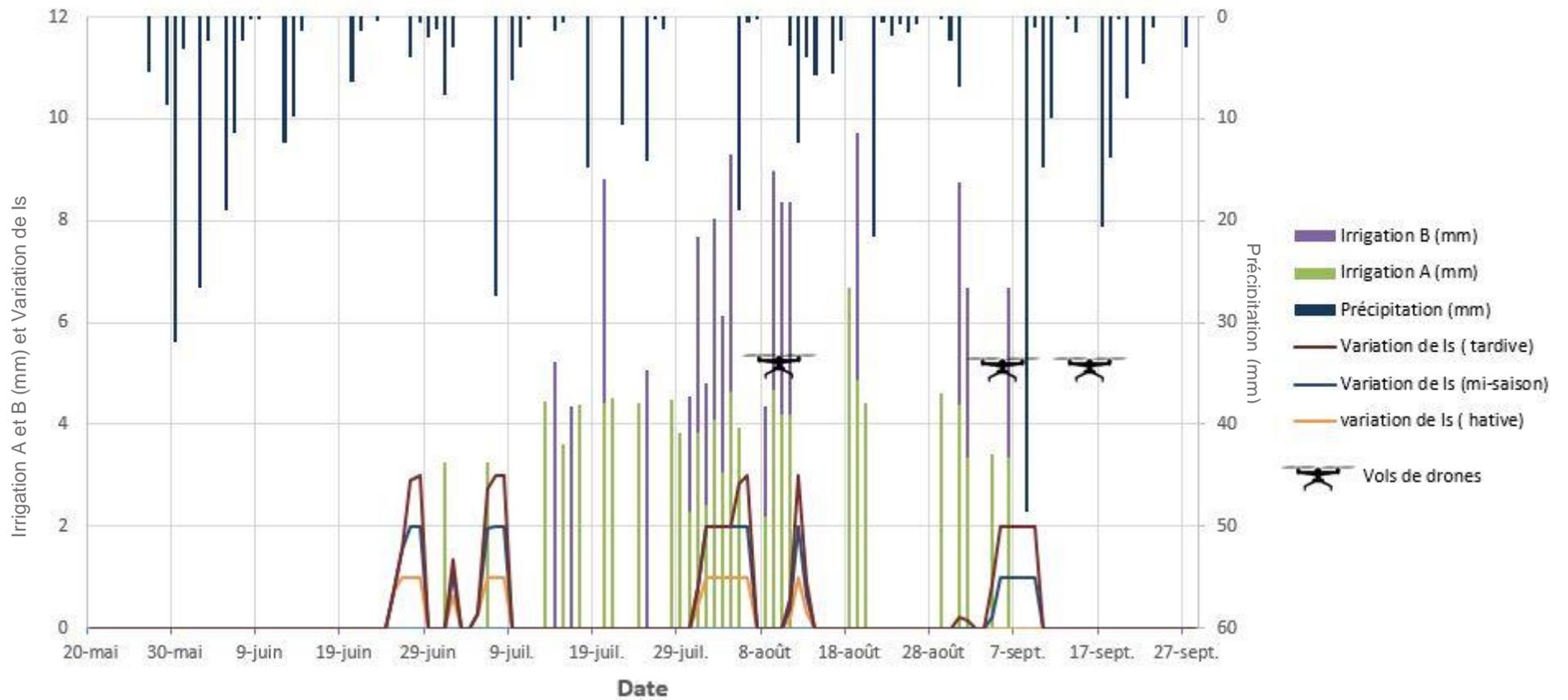


Figure 4.19 : Variation de l'indicateur de stress hydrique Is de la saison de croissance 2016

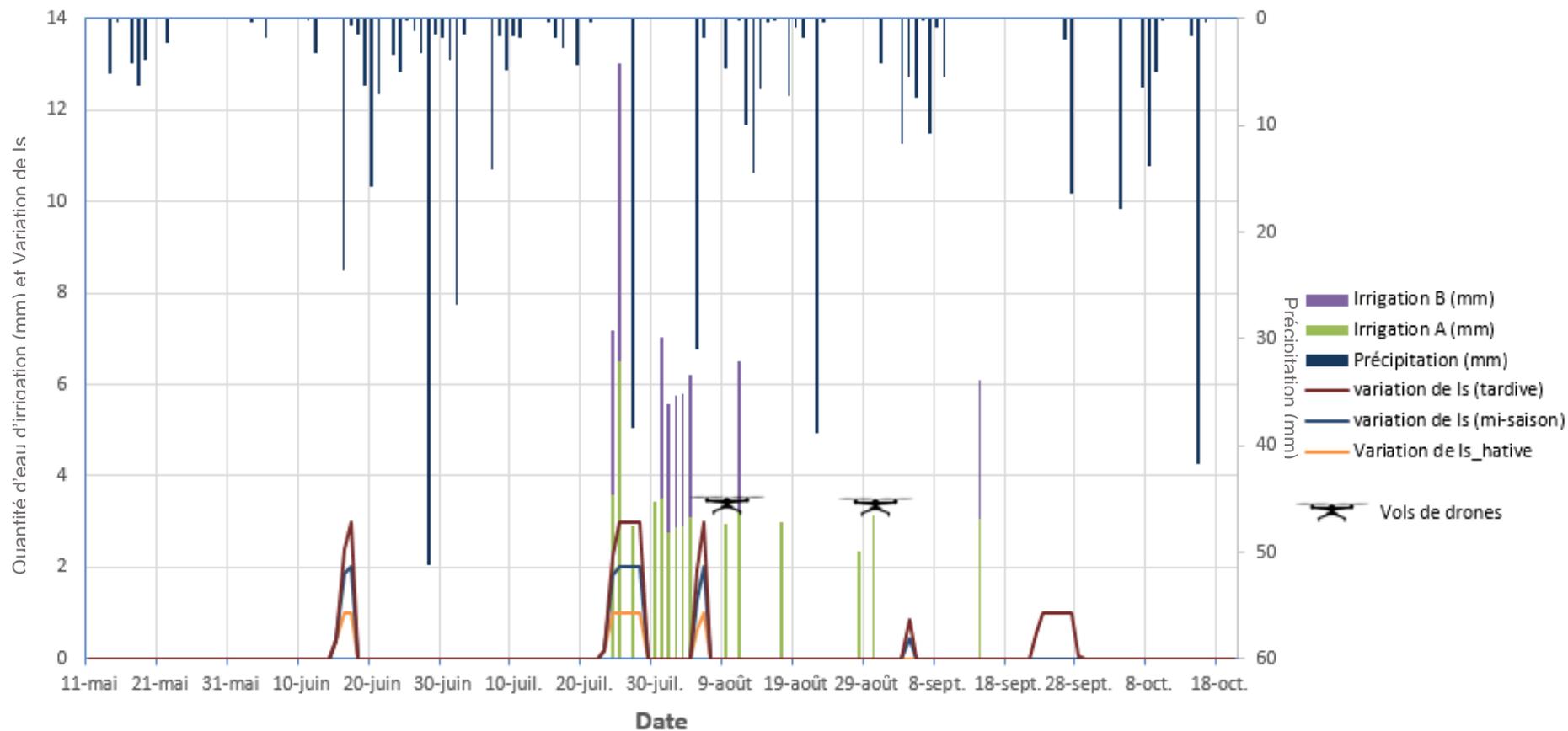


Figure 4.20 : Variation de l'indicateur de stress hydrique Is de la saison de croissance 2017

En 2017, on n'a pas pu construire une corrélation entre la variation de température ($T_c - T_a$) et l'indicateur I_s parce que ce dernier est égal à 0 durant toutes les prises de la température par drone suite à des précipitations importantes avant les jours des vols de drone (Figure 4.20).

En ce qui concerne la variation de la température de canopée et température de l'air ($T_c - T_a$) de l'année 2016, on constate que les cultivars hâtifs ont une variation ($T_c - T_a$) qui est positive pour tous les modes d'irrigation, elle est comprise entre 0°C et 2°C pour le type d'irrigation A, est égale à 4°C pour le type d'irrigation B et elle est de l'ordre 8°C pour les non irrigués (type C). Pour les variétés mi-saison, on remarque que la variation ($T_c - T_a$) est supérieure à 4°C pour les parcelles non irriguées (type C) et atteint un maximum de 12°C pour le cultivar 3 (Chieftain), elle est négative pour le type d'irrigation A et comprise entre 0°C et 2°C pour le type d'irrigation B. Pour les variétés tardives, on constate que la variation de ($T_c - T_a$) est supérieure à 4°C pour la plupart des parcelles non irriguées et atteint un maximum de 10°C pour le cultivar 4 (Umatilla Russet), elle est négative pour la plupart des parcelles bien irriguées (irrigation A) et atteint $1,6^\circ\text{C}$ pour quelques parcelles du cultivar 4 (Umatilla Russet) et cultivar 8 (Russet Burbank) durant le dernier vol (16 septembre). Pour le type d'irrigation B, une variation de température est comprise entre 0°C et 2°C pour les cultivars 4 et 8 (Umatilla Russet et Russet Burbank) et est négative pour le cultivar 1 (Highland Russet).

En 2017, pour les cultivars hâtifs, le cultivar 2 (Vivaldi) a une variation ($T_c - T_a$) qui est positive pour tous les types d'irrigations, elle est comprise entre 2°C et 4°C et atteint 4° dans les parcelles non irriguées durant le deuxième vol (31 août). Pour le cultivar 7 (AC chaleur), La variation de température ($T_c - T_a$) atteint $4,5^\circ\text{C}$ pour le mode d'irrigation C, est comprise entre 2°C à 4°C pour le type d'irrigation A et B et elle est de l'ordre $4,12^\circ\text{C}$ pour le cultivar 7 (AC chaleur), mais elle est négative pour tous les modes d'irrigation pendant le dernier vol. Pour les variétés mi-saison, la variation ($T_c - T_a$) est comprise entre 0°C et 2°C pour tous les modes d'irrigation et admet un maximum de $3,15^\circ\text{C}$ pour les parcelles non irriguées de cultivar 6 (Calwhite). Pareillement pour les cultivars mi-saison, les cultivars tardifs ont une variation positive pour tous les modes d'irrigation et comprise entre 2°C et 4°C sauf quelques parcelles qui ont une variation inférieure à 2°C (de l'ordre de 1°C pour le type A pour le cultivar 8 (Russet Burbank) et atteint un maximum de $2,75^\circ\text{C}$ pour les parcelles non irriguées du cultivar 4 (Umatilla Russet).

Pour conclure, la présente étude a confirmé que la température de canopée mesurée par infrarouge thermique est un bon indicateur pour évaluer le statut hydrique dans la culture avec de différents cultivars dans de différentes dates de la saison. Les imageries thermiques

aéroportées à haute résolution spatiale confirment le potentiel de détection du stress hydrique en se basant sur l'indice de stress I_s calculé à partir des indicateurs agrométéorologiques. De plus, les résultats affirment la corrélation entre la différence de température de canopée et la température de l'air ($T_c - T_a$) avec I_s (qui est corrélé avec le CWSI et inversement proportionnel à K_s) pour des différentes parcelles ou nous avons appliqué trois consignes d'irrigation différentes.

Ces résultats sont en conformité avec plusieurs études dans différentes de cultures. Citons l'exemple de (Gonzalez-Dugo et al. 2013) qui ont estimé le statut hydrique de sol dans cinq cultures (Amande, Abricot, Pêche, Citron et Orange) à partir des images infrarouges thermiques acquises par drone. Les images ont été capturées trois fois par jour sur des parcelles irriguées et non irriguées, c'est qui a leur permis de confirmer la précision des données obtenues à l'aide de drone et de montrer une forte corrélation entre la différence de températures de canopée et la température de l'air ($T_c - T_a$) avec le CWSI (proportionnelle à l'indice I_s). De même, plusieurs travaux ont utilisé la température de surface dérivée de l'infrarouge thermique pour évaluer le stress hydrique à partir de coefficient K_s (Ihuoma et Madramootoo 2017). Citons l'exemple d' Olivera-Guerra et al. (2018) qui ont proposé une nouvelle approche qui combine les données thermiques avec les composantes de bilan hydrique pour déterminer les besoins en eau de la culture de blé. Cette méthode a affirmé l'estimation de coefficient de stress K_s à partir des images infrarouges thermiques MODIS, ASTER et Landsat.

Étant donné que les indicateurs de suivi de l'état de l'eau dans la culture deviennent de plus en plus efficaces aidant à la gestion de l'agriculture de précision (Fernandez et Cuevas 2010). Cependant, ils restent limités puisqu'ils ne représentent pas la variabilité spatiale de l'eau dans la culture. D'après Fereres et Soriano (2007), dans le cas d'un déficit hydrique causé par un manque d'eau d'irrigation, il est nécessaire de caractériser la variabilité de l'eau dans le sol sans recours à l'installation d'un grand nombre de capteurs, d'où l'utilité des images thermiques qui deviennent une alternative importante afin d'aider à la gestion de l'irrigation (Gonzalez-Dugo et al. 2012). Il convient de noter que la corrélation entre la variation de la température de canopée moins la température de l'air ($T_c - T_a$) avec l'indicateur de stress hydrique I_s est un bon indicateur de statut hydrique de l'eau dans la culture. Ce résultat corrobore avec les résultats précédents de plusieurs travaux sur l'utilisation de la température de feuillage comme un indicateur de déficit hydrique chez les plantes (Jackson et al. 1981; Kotchi 2004; Berni et al. 2009). Plus de travaux sont nécessaires pour évaluer les aspects autres qu'hydriques tels que les aspects physiologiques (par exemple : conductance stomatique) pour analyser la relation de ($T_c - T_a$) avec

l'indice ls puisqu'il est confirmé par plusieurs études qu'en cas de pénurie d'eau les plantes ferment les stomates et par conséquent, leurs températures de feuillage augmentent. Ballester et al. (2013) ont montré qu'une connaissance sur la régulation stomatique s'avère nécessaire si la température de feuillage est considérée comme étant un indicateur de stress hydrique. De plus, la réponse des stomates est différente d'une culture à une autre et même d'un cultivar à un autre tel qu'il est confirmé par l'étude de Gonzalez-Dugo et al. (2012) dans la culture d'amandes. Ainsi, Santesteban et al. (2017) ont montré que l'imagerie thermique acquise par drone permet d'évaluer la variation instantanée de l'état de l'eau dans un vignoble en se basant sur la corrélation entre le CWSI et la conductance stomatique et le potentiel hydrique de la tige.

Les vols de drones sont influencés par la variabilité des indicateurs agro-météorologiques. Au Québec, les conditions climatiques sont très variables d'une journée à l'autre et pourraient influencer l'acquisition des images thermiques. Pour évaluer la variabilité spatio-temporelle de stress hydrique dans la culture, il est important de prendre en considération les effets environnementaux (vitesse de vent, température de l'air, rayonnement solaire, présence de nuage) avant d'effectuer les vols de drones afin de bien détecter la variation de stress hydrique (Pádua et al. 2017). Des recherches ont été menées dans plusieurs cultures telles que dans la culture de pistaches (Testi et al. 2008) ou encore dans un verger commercial d'amandier, Gonzalez-Dugo et al. (2012) ont confirmé que les données acquises vers midi seront plus sensibles au stress hydrique et pourraient décrire mieux la variabilité spatiale de la température de la canopée, mais ça nécessite plus d'études pour confirmer cette conclusion.

Étant donné que la comparaison de deux saisons de 2016 et 2017 n'est pas robuste et que le modèle de régression réalisé ne donne pas de l'information suffisante sur la variation de la pente ($T_c - T_a$) en indiquant les limites inférieures et supérieures de la droite de régression, une comparaison sur plus de deux saisons de croissances avec plus des vols dans la journée et même une comparaison avec d'autres cultures pourrait être nécessaire pour confirmer la robustesse de modèle de régression et les résultats trouvés.

Certes la méthodologie utilisée dans ce projet nous a permis d'avoir des résultats encourageants qui répondent à nos objectifs de recherche, cependant il convient de noter qu'il existe certaines limites non négligeables dans l'application des drones en agriculture de précision. Tout d'abord, la réglementation de transport Canada exige un certificat d'opérations aériennes spécialisées (COAS) qui est relativement lourd pour l'utilisation des drones pour des fins autres que récréatives afin d'assurer la sécurité des personnels et du public. De plus, il faut souligner que plusieurs facteurs pourraient présenter un défi pour la précision des données acquises par

drone tels que : la variation des indicateurs agro-météorologiques (la vitesse de vent, les précipitations, l'humidité de sol, la température de l'air et de sol, etc.) qui peuvent influencer l'acquisition des données pendant le vol de drone. Ainsi, le traitement des images thermiques qui représente une phase préliminaire et importante pourrait causer également une limitation puisqu'il est nécessaire de prendre en considération certains paramètres lors de planification de plan de vol et de la génération de l'orthomosaïque tels que : le recouvrement entre les images, la résolution spatiale souhaitée et l'altitude de vol, le grand volume des données, les perturbations radiométriques dues au dysfonctionnement de capteur, par conséquent, il est nécessaire d'appliquer des méthodes de correction géométrique et radiométrique afin de compenser les effets perturbateurs et de représenter des cartes thermiques précises avec des propriétés spatiales des pixels qui sont bien améliorés.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Ce projet illustre le potentiel de l'imagerie thermique dans la détection du stress hydrique de la culture de pommes de terre. L'utilisation des drones est en grand essor pour la télédétection agricole en offrant une couverture totale de champs avec une haute résolution spatiale. À l'heure actuelle, les drones sont de plus en plus utilisés dans le domaine agricole grâce à leurs nombreux avantages par rapport aux plateformes classiques de télédétection et permettent de répondre aux besoins de l'agriculture de précision. Les données thermiques acquises par drone ont montré leur apport significatif pour la détection hâtive du stress hydrique causé par un manque d'eau.

Les résultats obtenus permettent d'offrir des cartes thermiques précisant la température de surface à des moments différents et sont utilisables par la suite pour évaluer l'état hydrique de la culture en temps quasi-réel. Les images thermiques sont acquises à une altitude de vol de 50 mètres et une résolution spatiale de 4,6 centimètres. Le protocole expérimental a été exploité pour déterminer les propriétés thermiques de la culture de pomme de terre pour pouvoir l'utiliser dans des travaux futurs. Les résultats pourraient aider les agriculteurs à estimer la disponibilité de l'eau du sol à la culture et déterminer l'efficacité de l'irrigation pour effectuer les apports en eau à l'échelle de la variation intra-parcellaire.

La présente étude montre qu'une évaluation de la variation spatio-temporelle des indicateurs agro-météorologiques spécifiques au site s'avère nécessaire pour mieux répondre aux besoins de la culture, prédire le stress hydrique et assurer des rendements plus élevés. En effet, cette variation a montré que pour les deux saisons de croissance (2016 et 2017), les cultivars ont une réponse différente face au stress hydrique. L'irrigation a été bénéfique pour certains cultivars ayant bien répondu aux traitements appliqués. Cette étude démontre également que la variation de la température entre le couvert végétal et l'air ambiant ($T_c - T_a$) est bien corrélée avec l'indice de stress I_s . Cette variation ($T_c - T_a$) pourrait être utilisée comme un indice de détection de déficit hydrique chez les plantes. Ceci permet d'évaluer les besoins en eau de la culture en temps réel et par la suite d'appliquer l'irrigation à la bonne dose au bon endroit et au bon moment.

D'autre part, la présente étude a démontré le potentiel de la combinaison entre la technologie des drones et l'imagerie infrarouge thermique pour la détection précoce du stress hydrique dans la culture de pommes de terre. Toutefois, des améliorations peuvent être recommandées pour des travaux futurs. En premier lieu, le nombre de vols de drone est un point très important sur lequel se construit la base des données. Par conséquent, pour avoir des

résultats précis, il conviendrait d'effectuer plus de vols en choisissant des dates qui sont distinctes l'une de l'autre dans de différentes périodes phénologiques afin de quantifier l'évolution du stress hydrique pendant le développement des plantes tout en modifiant les paramètres de vols (altitude, résolution spatiale, éclairage, etc.). En premier lieu, la possibilité d'effectuer plus de deux vols de drone dans des périodes de la journée temporellement différentes permettrait d'avoir une variation horaire de l'état hydrique et obtenir une information sur le moment où le pique de stress apparaîtra durant le jour même. Ceci permettrait d'avoir des résultats plus améliorés en se basant sur des images acquises par drone pour de différentes conditions agro-météorologiques.

En deuxième lieu, il semble clair que le modèle de régression ne permet pas de montrer la corrélation entre la variation de la température entre l'air ambiant et le couvert végétal ($T_a - T_c$) et l'indicateur de stress hydrique I_s des différentes saisons de croissance de la culture. Conséquemment, il sera recommandable d'analyser plus de deux saisons en analysant un nombre des parcelles plus grand en se focalisant sur un seul cultivar. Ceci permettrait d'obtenir des résultats plus robustes avec plus des données avec une méthode plus performante.

Plusieurs paramètres pourraient être analysés pour valider les résultats obtenus. La photosynthèse, la surface foliaire ou encore la conductance stomatique sont des paramètres écophysologiques. Ils pourraient accompagner la température acquise par drone afin de montrer la réponse des plantes face au stress hydrique causé par une carence d'eau. De plus, l'émissivité présentait quant à elle un paramètre primordial dans le traitement des images thermiques. Il serait recommandé de corriger les données thermiques en faisant varier l'émissivité. Ceci pourrait expliquer d'une part les valeurs aberrantes de la température dans certaines zones d'étude et d'autre part de mieux distinguer la végétation et le sol.

L'association de l'imagerie infrarouge thermique avec l'imagerie hyperspectrale ou/et RGB pourrait être considérée comme un volet intéressant et porteur de l'information sur une autre plage spectrale. Ceci ouvre la porte sur la possibilité d'exploiter d'autres indices spectraux, de caractériser les seuils de stress hydrique de la culture de pomme de terre et de pousser le sujet sur la tentation de l'appliquer sur des différentes cultures (blé, maïs, etc.).

Finalement, nous pouvons conclure que l'imagerie infrarouge thermique acquise par drones présente un potentiel important dans l'application de l'agriculture de précision. Ainsi, elle devient de plus en plus abordable et accessible avec un coût moins élevé qui permettrait aux producteurs d'exploiter les données acquises. Toutefois, certains développements seront nécessaires en posant les questions suivantes : comment un producteur pourrait-il utiliser cette

technique pour gérer l'irrigation tout au long de la saison de production? Suivant la fréquence des vols, est-ce que les résultats sont disponibles immédiatement ?

RÉFÉRENCES

AAC, 2017. Agriculture et Agroalimentaire Canada. Profil de la culture de la pomme de terre au Canada, 2014. Rapport préparé par le programme de réduction des risques liés aux pesticides, Centre de la lutte antiparasitaire, p98.

ACIA, 2015. Agence canadienne d'inspection des aliments. 2. Calibre - Archivée - Pommes de terre - Aliments. Available at: <http://www.inspection.gc.ca/aliments/directives-archivees-sur-les-aliments/fruits-et-legumes-frais/inspection-de-la-qualite/manuels-d-inspection-des-legumes-frais/pommes-de-terre> [Accessed May 24, 2018].

Allen, R.G., Pereira LS., Raes D., Smith M., 1998. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements - FAO Irrigation and drainage paper 56, p.6541, pp.1-15.

Anderson, L., 2016. Détermination de la stratégie d'irrigation optimale de la fraise basée sur le potentiel matriciel du sol et un modèle climatique, Mémoire de Maîtrise (M.Sc). Université laval, p.66.

B.J.Daniels-lake, 2015. Pomme de terre, l'Encyclopédie Canadienne. Available at: <https://www.thecanadianencyclopedia.ca/fr/article/pomme-de-terre> [Accessed October 12, 2018].

Ballester, C., Castel, J., Intrigliolo, D. S., Castel, J. R. 2013. Response of Navel Lane Late citrus trees to regulated deficit irrigation: Yield components and fruit composition. *Irrigation Science*, 31(3), pp.333–341.

Baluja, J., Diago, M.P., Balda, P., Zorer, R., Meggio, F., Morales, F., Tardaguila, J., 2012. Assessment of vineyard water status variability by thermal and multispectral imagery using an unmanned aerial vehicle (UAV). *Irrigation Science*, 30, pp.511-522.

Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., Huete, A. R., 1995. A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*, 13(1–2), pp.95–120.

Baret, F. et Guyot, G., 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35(2–3), pp.161–173.

Bellvert, J., Zarco-Tejada, P.J., Girona, J., Fereres, E., Girona, Á.J., Zarco-Tejada, P.J., Fereres, Á.E., Fereres, E., 2016. Airborne thermal imagery to detect the seasonal evolution of crop water status in peach, nectarine and Saturn peach orchards. *Precision Agric*, 8(1), pp.1 - 17.

Bendig, J.V., 2015. Unmanned aerial vehicles (UAVs) for multi-temporal crop surface modelling. A new method for plant height and biomass estimation based on RGB-imaging, Thèse de Doctorat, Université de Cologne, p.156.

Bergeron, D., 2012. L'irrigation de la pomme de terre au Québec : état de la situation et tendances, Colloque sur la pomme de terre CRAAQ, p.2.

Bergeron, D., 2010. Régie de l'irrigation goutte à goutte dans la production de fraises à jours neutres au Québec. Mémoire de maîtrise (M.Sc), Université Laval, p.57.

Bergeron, D., 2006. Une bonne gestion de l'irrigation: un gage de qualité, Colloque sur la pomme de terre CRAAQ, p.2.

Bernardi, M., 2001. Linkages between FAO agroclimatic data resources and the development of GIS models for control of vector-borne diseases. *Acta Tropica*, 79(1), pp.21–34.

Berni, J., Zarco-Tejada, P.J., Suarez, L., Fereres, E., 2009. Thermal and Narrowband Multispectral Remote Sensing for Vegetation Monitoring From an Unmanned Aerial Vehicle. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(3), pp.722–738.

Boivin, C. et Bergeron, D., 2017. Facteurs de succès pour une irrigation optimale de la pomme de terre. Présentation au colloque sur la pomme de terre Saint-Ambroise, p.65.

Boivin, C., Vallée, J et Bergeron, D., 2018. Rapport final Améliorer l'efficacité de l'utilisation de l'eau dans la pomme de terre : investiguer du côté des cultivars. Rapport final présenté au MAPAQ dans le cadre du Programme Innv Action agroalimentaire, IRDA, p.31.

Bonn, F. et Rochon, G., 1992. Précis de télédétection, Principes et méthodes. Association des universités partiellement ou entièrement de langue française, UREF, 1(2), p.485.

Bouroubi, Y., Bugnet, P., Nguyen-xuan, T., Gosselin, C., Bélec, C., Longchamps, L., Vigneault, P., 2018. Pest Detection on UAV Imagery using a Deep Convolutional Neural Network. 14th International Conference on Precision Agriculture, pp.1–11.

Cahn, M.D., Hummel, J.W. et Brouer, B.H., 1994. Spatial Analysis of Soil Fertility for Site-Specific Crop Management. *Soil Science Society of America Journal*, 58(4), p.1240.

Cambouris, A.N., Zebarth, B J., Ziadi, N., Perron, I., 2014. Precision Agriculture in Potato Production. *Potato Research*, 57, pp.249–262.

Carter, G.A., et Knapp, A.K., 2001. Leaf optical properties in higher plants: linking spectral characteristics to stress and chlorophyll concentration; Leaf optical properties in higher plants: linking spectral characteristics to stress and chlorophyll concentration. *American Journal of botany*, 88(4), pp. 677-684.

Chrétien, L.P., 2016. Détection et dénombrement de la moyenne et grande faune par imagerie visible et infrarouge thermique acquise à l'aide d'un aéronef sans pilote (ASP). Mémoire de maîtrise (M.Sc), université de Sherbrooke, p.178.

Colomina, I. et Molina, P., 2014. Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 92, pp.79–97.

Cressault, Y., 2001. Propriétés des plasmas thermiques dans des mélanges argon-hydrogène-cuivre. Thèse de doctorat, université Paul Sabatier Toulouse III, p.236.

Duval, M.J., 2015. Solanacées : pomme de terre. Fiche technique de pomme de terre soumis à ITAB, p.13. p.347-371.

FAO, 2008. Food and Agriculture Organization of the United Nations. L'Année internationale de la pomme de terre 2008, la Pomme de terre et les ressources hydriques. P.2. Available at: www.potato2008.org [Accessed August 27, 2018].

Faye, E. Rebaudo, F., Yáñez-Cajo, D., Cauvy-Fraunié, S., Dangles, O., 2016. A toolbox for studying thermal heterogeneity across spatial scales: From unmanned aerial vehicle imagery to landscape metrics. *Methods in Ecology and Evolution*, 7(4), pp.437–446.

Fereres, E. et Soriano, M.A., 2007. Deficit irrigation for reducing agricultural water use. *Journal of Experimental Botany*, 58(2), pp.147–159.

Fernández, J.E. et Cuevas, M. V., 2010. Irrigation scheduling from stem diameter variations: A review. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150(2), pp.135–151.

FLIR Systems, I., 2015. Thermomètres à visée laser IR de FLIR. Manuel d'utilisation FIIR TG54_TG56 User Manuel, p.32.

Fuchs, M., 1990. Theoretical and Applied Climatology Infrared Measurement of Canopy Temperature and Detection of Plant Water Stress*. *Theoretical and Applied Climatology*, 42, pp.253-261.

Fulton, J., Hawkins, E., Taylor, R., Franzen, A., Shannon, D.K., Clay, D.E., Kitchen, N.R., 2018. Yield Monitoring and Mapping. *Precision Agriculture basics*, pp.36-77.

Gago, J., Douthe, C., Coopman, R E., Gallego, P P., Ribas-Carbo, M., Flexas, J., Escalona, J. Medrano, H., 2015. UAVs challenge to assess water stress for sustainable agriculture. *Agricultural Water Management*, 153, pp.9–19.

Gallichand, J., Broughton, RS., Boisvert, J., Rochette, P., 1990. Simulation of irrigation requirements for major crops in South Western Quebec. *Canadian Agricultural Engineering*, pp. 3 - 4.

Gavelle, E., 2015. Département de géomatique appliquée. Mémoire de Maitrise (M.Sc), Université de Sherbrooke, p.97.

Geipel, J., Link, J., Claupein, W., Geipel, J., Link, J., Claupein, W., 2014. Combined Spectral and Spatial Modeling of Corn Yield Based on Aerial Images and Crop Surface Models Acquired with an Unmanned Aircraft System. *Remote Sensing*, 6(11), pp.10335–10355.

Gerber, F., Marion, R., Olioso, A., Jacquemoud, S., Ribeiro da Luz, B., Fabre, S. 2011. Modeling directional-hemispherical reflectance and transmittance of fresh and dry leaves from 0.4µm to 5.7µm with the PROSPECT-VISIR model. *Remote Sensing of Environment*, 115(2), pp.404–414.

Gilliot, J.M., Vaudour, E., Michelin, J., Houot, S., 2017. Estimation des teneurs en carbone organique des sols agricoles par télédétection par drone. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, pp.213–214.

Gogarty, B. et Robinson, I., 2011. Unmanned Vehicles: A (Rebooted) History, Background and Current State of the Art. *Journal of Law, Information and Science*, 21.

Gonzalez-Dugo, V., Zarco-Tejada, P., Berni, J.A.J., Suárez, L., Goldhamer, D., Fereres, E., 2012. Almond tree canopy temperature reveals intra-crown variability that is water stress-dependent. *Agricultural and Forest Meteorology*, 154, pp.156–165.

Gonzalez-Dugo, V., Zarco-Tejada, P., Nicolás, E., Nortes, P A., Alarcón, J J., Intrigliolo, D.S., Fereres, E., Zarco-Tejada, P., Fereres, Á E., Nicolás, E., Intrigliolo, D S., Fereres, E., 2013. Using high resolution UAV thermal imagery to assess the variability in the water status of five fruit tree species within a commercial orchard. *Precision Agric*, 14, pp.660–678.

Guénette, C., 2003. Évaluation du potentiel de l'infrarouge spectral pour la détection hâtive du stress nutritif chez les végétaux de grandes cultures. Application à la culture de la pomme de terre. Mémoire de maitrise (M.Sc), université Laval, p.117.

Guibert, S., 2007. La thermographie infrarouge à détection synchrone appliquée aux matériaux composites. Mémoire de maîtrise, Université Laval, p.88.

Gupta, S.G., Ghonge, M.M. et Jawandhiya, P., 2013. Review of Unmanned Aircraft System (UAS) Security aware routing protocol for MANET View project vehicle routing algorithm View project Review of Unmanned Aircraft System (UAS), 2(4), pp.1646-1658. Available at: www.ijarcet.org.

Haboudane, D., Miller, John R., Pattey, Elizabeth., Zarco-tejada, Pablo J., Strachan, Ian B., 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies : Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 90, pp.337–352.

Hardin, P. et Jensen, R., 2011. Small-scale unmanned aerial vehicles in environmental remote sensing: Challenges and opportunities. *GIScience and Remote Sensing*, 48(1), pp.99–111.

Hardin, P.J. et Hardin, T.J., 2010. Small-Scale Remotely Piloted Vehicles in Environmental Research. *Geography Compass*, 4(9), pp.1749-1311.

Heege, H.J., 2013. Precision in Crop Farming. *Agricultural Systems Engineering*, University of Kiel, Germany, p356.

Hodgson, A., Kelly, N. et Peel, D., 2013. Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) for Surveying Marine Fauna: A Dugong Case Study. *PLoS ONE*, 8(11), p.79556.

Hoffmann, H., Jensen, Rasmus., Thomsen, A., Nieto, H., Rasmussen, J., Friberg, T., 2016. Crop water stress maps for an entire growing season from visible and thermal UAV imagery. *Biogeosciences*, 13(24), pp.6545–6563.

Holden, Z.A., Smith, A. M.S., Morgan, P., Rollins, M. G., Gessler, P.E., 2005. Evaluation of novel thermally enhanced spectral indices for mapping fire perimeters and comparisons with fire atlas data. *International Journal of Remote Sensing*, 26(21), pp.4801–4808.

Huete, A.R., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), pp.295–309.

Hunt, E.R., Hively, W. D., Fujikawa, S., Linden, D., Daughtry, C.S., McCarty, G., 2010. Acquisition of NIR-Green-Blue Digital Photographs from Unmanned Aircraft for Crop Monitoring. *Remote Sensing*, 2(1), pp.290–305.

Idso, S.B., Jackson, R.D., Pinter, P.J., Reginato, R.J., Hatfield, J.L., 1981. Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability. *Agricultural Meteorology*, 24, pp.45–55.

Idso, S.B., Jackson, R.D. et Reginato, R.J., 1977. Remote sensing for agricultural water management and crop yield prediction. *Agricultural Water Management*, 1(4), pp.299–310.

Ihuoma, S.O. et Madramootoo, C.A., 2017. Recent advances in crop water stress detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 141, pp.267–275.

Ishimwe, R., Abutaleb, K. et Ahmed, F., 2014. Applications of Thermal Imaging in Agriculture—A Review. *Advances in Remote Sensing*, 3(3), pp.128–140.

Islam, A.S. et Bala, S.K., 2008. Assessment of potato phenological characteristics using MODIS-Derived NDVI and LAI information. *GIScience and Remote Sensing*, 45(4), pp.454–470.

Ivushkin, K., Bartholomeus, Harm., Bregt, A.K., Pulatov, A., Franceschini, M.H.D., Kramer, H., van Loo, E.N., Jaramillo Roman, V., Finkers, R., 2019. UAV based soil salinity assessment of cropland. *Geoderma*, 338, pp.502–512.

Jackson, R., Idso, S.B., Reginato, R.J., Pinter JR, P.J., 1981. Canopy temperature as a crop water stress indicator. *Water Resources Research*, 17(4), pp. 1133-1138.

Jiang, J., Cai, W., Zheng, H., Cheng, T., Tian, Y., Zhu, Y., Ehsani, R., Hu, Y., Niu, Q., Gui, L., Yao, X., 2019. Using Digital Cameras on an Unmanned Aerial Vehicle to Derive Optimum Color Vegetation Indices for Leaf Nitrogen Concentration Monitoring in. *Remote Sensing*, 11(22), p.2667.

Jones, H.G., 2004. Application of Thermal Imaging and Infrared Sensing in Plant Physiology and Ecophysiology. *Advances in Botanical Research*, 41, pp.107–163.

Jones, H.G., 1999. Use of infrared thermometry for estimation of stomatal conductance as a possible aid to irrigation scheduling. *Agricultural and Forest Meteorology*, 95(3), pp.139–149.

Jullien, A. et Huet, P., 2005. Agriculture de précision. *Agricultures et territoires*, (1993), pp.223–238.

Kaivosoja, J., Pesonen, L., Kleemola, J., Pölönen, I., Salo, H., Honkavaara, E., Saari, H., Mäkyänen, J., Rajala, A., 2013. A case study of a precision fertilizer application task generation for wheat based on classified hyperspectral data from UAV combined with farm history data. *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XV*, 8887, p.88870H.

Kaufman, Y.J. et Tanré, D., 1992. Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), pp.261–270.

Khanal, S., Fulton, J. et Shearer, S., 2017. An overview of current and potential applications of thermal remote sensing in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 139, pp.22–32.

Koehl, A., 2012. Modélisation, observation et commande d'un drone miniature à birotor coaxial. Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré- Nancy I, p.211.

Kogan, F.N., 1995. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Advances in Space Research*, 15(11), pp.91–100.

Kolbe, H. et Stephan-beckmann, S., 1997. Development, growth and chemical composition of the potato crop (*solanum tuberosum* L.). II. Tuber and whole plant. *Potato Research*, 40(2), pp.135–153.

Kotchi, S.O., 2004. Détection du stress hydrique par thermographie infrarouge. Application à la culture de la pomme de terre, Mémoire de maîtrise, Université Laval, Québec, p.130.

Kotchi, S.O., 2015. Estimation et évaluation d'incertitude d'indicateurs agrométéorologiques par télédétection en vue de supporter la lutte phytosanitaire Estimation et évaluation d'incertitude d'indicateurs agrométéorologiques par télédétection en vue de supporter I. These de doctorat, Université Laval, p 476.

Krishna, K., 2018. *Agricultural Drones: A Peaceful Pursuit*. Apple Academic Press, p.413.

Landry, C., Boivin, C. et Vallée, J., 2014. Relations entre le statut hydrique du sol et les stades de développement de la pomme de terre irriguée. Rapport final remis au CDAQ, IRDA, p.58.

Li, J., Zhang, F., Qian, X., Zhu, Y., Shen, G., 2015. Quantification of rice canopy nitrogen balance index with digital imagery from unmanned aerial vehicle. *Remote Sensing Letters*, 6(3), pp.183–189.

Liu, Q., Gu, X., Li, X., Jacob, F., Hanocq, J.F., Fried, M., Strahler, A. H., Yu, T., Tian, Guoliang 2000. Study on thermal infrared emission directionality over crop canopies with TIR camera imagery. *Science in China, Series E: Technological Sciences*, 43, pp.101–103.

Luquet, D., 2002. Suivi de l'état hydrique des plantes par infrarouge thermique : analyse expérimentale et modélisation 3D de la variabilité des températures au sein d'une culture en rang

de cotonniers. Thèse de doctorat, Sciences de la terre : Institut national agronomique Paris-Grignon, p.166.

MAPAQ, 2019. Ministère de l'Agriculture, des Pêcheries et de l'Alimentation. Portrait-diagnostic sectoriel de l'industrie de la pomme de terre au Québec. Rapport remis au MAPAQ, p.34.

Markinos, A.T., Gemtos, T. A., Pateras, D., Toullos, L., Zerva, G., Papaeconomou, M. 2005. The influence of cotton variety in the calibration factor of a cotton yield monitor. *Operational Research*, 5(1), pp.165–176.

McCornack, B., Weiss, J., Gonzalez, F., Hamilton, G., Barnhart, K., Campbell, D., Pegg, G. S., 2018. Optimizing surveillance protocols using unmanned aerial systems. *Science Exchange* 2016, pp.25-28

Mejias, L., Lai, J. et Bruggemann, T., 2015. Sensors for Missions. In *Handbook of Unmanned Aerial Vehicles*. Springer Netherlands, pp. 385–399.

Monchau, J., 2014. Mesure d'émissivité pour la thermographie infrarouge appliquée au diagnostic quantitatif des structures. Thèse de doctorat, Centre d'Etude et de Recherche en Thermique, Environnement et Systèmes CERTES - EA3481, Université Paris-Est Créteil - Val de Marne, p.136.

Moran, M.S., Clarke, T. R., Inoue, Y., Vidal, A., 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 49(3), pp.246–263.

Olivera-Guerra, L., Merlin, O., Er-Raki, S., Khabba, S., Escorihuela, M.J., 2018. Estimating the water budget components of irrigated crops: Combining the FAO-56 dual crop coefficient with surface temperature and vegetation index data. *Agricultural Water Management*, 208, pp.120–131.

Pádua, L., Vanko, J., Hruška, J., Adão, T., Sousa, J.J., Peres, E., Morais, R., 2017. UAS, sensors, and data processing in agroforestry: a review towards practical applications. *International Journal of Remote Sensing*, 38(8–10), pp.2349–2391.

Patel, N.R., Mehta, A.N. & Shekh, A.M., 2001. Canopy temperature and water stress quantification in rainfed pigeonpea (*Cajanus cajan* (L.) Millsp.). *Agricultural and Forest Meteorology*, 109(3), pp.223–232.

Pearson, R.L et Miller, L.D., 1972. Remote Mapping of Standing Crop Biomass for Estimation of the Productivity of the Shortgrass Prairie. *Remote sensing of environment*, p.1355.

Pérez-Ortiz, M., Gutiérrez, P.A., Peña, J.M., Torres-Sánchez, J., Hervás-Martínez, C.,

López-Granados, F., 2015. An Experimental Comparison for the Identification of Weeds in Sunflower Crops via Unmanned Aerial Vehicles and Object-Based Analysis. In Springer, Cham, pp. 252–262.

Prakash, A., 2000. Thermal remote sensing: concepts, issues and applications. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, XXXIII, pp.239–243. Available at: http://www.isprs.org/proceedings/XXXIII/congress/part1/239_XXXIII-part1.pdf.

Quiquerez, A., Chevigny, E., Allemand, P., Curmi, P., Petit, C., Grandjean, P., 2014. Assessing the impact of soil surface characteristics on vineyard erosion from very high spatial resolution aerial images (Côte de Beaune, Burgundy, France). Catena, 116, pp.163–172.

Richardson, A.J. et Wiegand, C.L., 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 43(12), pp.1541–1552.

Rouse, J., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., 1974. Monitoring the vernal advancement of retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. Rapport préparé pour Goddard Space Flight Center Greenbelt, Maryland 20771, p.120.

Santesteban, L.G., Di Gennaro, S. F., Herrero-Langreo, A., Miranda, C., Royo, J. B., Matese, A., 2017. High-resolution UAV-based thermal imaging to estimate the instantaneous and seasonal variability of plant water status within a vineyard. Agricultural Water Management, 183, pp.49–59.

Seelan, S.K., Laguet, S., Casady, G.M., Seielstad, G.A., 2003. Remote sensing applications for precision agriculture: A learning community approach. Remote Sensing of Environment, 88(1–2), pp.157–169.

Shock, C. et Wang, F., 2011. Soil Water Tension, a Powerful Measurement for Productivity and Stewardship. HortScience, 46(2), pp.178–185.

Sliti, B., 2014. Optimisation des paramètres de l'équation de Van Genuchten pour la gestion d'irrigation d'un champ de canneberges. Mémoire de maîtrise (M.Sc), Université Laval, p.102.

Spooner, D. et Knapp, S., 2013. Solanum tuberosum | Solanaceae Source. Available at: <http://solanaceaesource.org/content/solanum-tuberosum> [Accessed October 21, 2018].

Stahle, L. et World, S., 1989. Analysis of Variance (ANOVA). *Journal of Advanced Transportation*, 6, pp.259–272.

statcan, 2016. Méthodes d'irrigation et pratiques de conservation utilisées dans les exploitations agricoles canadiennes ,2014.

Statcan, 2017. Superficie, production, ventes hors secteur et recettes monétaires des pommes de terre, par région administrative, Québec, 2017p. Available at: http://www.stat.gouv.qc.ca/statistiques/agriculture/pommes-terre/pt01_2017.htm [Accessed July 21, 2017].

Sullivan, D.G., Fulton, J.P., Shaw, J.N., Bland, G., Fulton, J.P., Sullivan, D.G., 2007. Evaluating the sensitivity of an unmanned thermal infrared aerial system to detect water stress in a cotton canopy. *Transactions of the ASABE*, 50(6), pp.1963–1969.

Swain, K.C., Thomson, S.J. et Jayasuriya, H.P.W., 2010. Adoption of an Unmanned Helicopter for Low-Altitude Remote Sensing to Estimate Yield and Total Biomass of a Rice Crop. *Transactions of the ASABE*, 53(1), pp.21–27.

Testi, L., Goldhamer, D. A., Iniesta, F., Salinas, M., 2008. Crop water stress index is a sensitive water stress indicator in pistachio trees. *Irrigation Science*, 26(5), pp.395–405.

Thibault, P., 2003. L'importance d'une irrigation adéquate dans la culture de la pomme de terre. Colloque sur la pomme de terre CRAAQ. Le défi : concilier la production, l'environnement et le marché, p.5.

Transports Canada, 2018. Utiliser votre drone de façon sécuritaire et légale - Transports Canada. Available at: <http://www.tc.gc.ca/fr/services/aviation/securite-drones/utiliser-drone-facon-securitaire-legale.html> [Accessed September 1, 2018].

Ullah, S., 2013. Thermal plants : characterizing vegetation parameters using mid to thermal infrared hyperspectral remote sensing. Thèse de doctorat, University of twente, p.150.

Vadivambal, R. et Jayas, D.S., 2011. Applications of Thermal Imaging in Agriculture and Food Industry-A Review. *Food and Bioprocess Technology*, 4(2), pp.186–199.

Vallée, J., Bergeron, D. et Boivin, C., 2017. Irrigation goutte à goutte de la pomme de terre. Rapport remis à l'IRDA, p.25.

Vanegas, F., Bratanov, D., Powell, K., Weiss, J., Gonzalez, F., 2018. A novel methodology for improving plant pest surveillance in vineyards and crops using UAV-based hyperspectral and spatial data. *Sensors (Switzerland)*, 18(1), pp.1–21.

Watts, A.C., Ambrosia, V.G., Hinkley, E.A., Watts, A.C. Ambrosia, V.G., Hinkley, E.A., 2012. Unmanned Aircraft Systems in Remote Sensing and Scientific Research: Classification and Considerations of Use. *Remote Sensing*, 4(6), pp.1671–1692.

Zhang, C., Kovacs, J.M., Zhang, C., Kovacs, J M., 2012. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review. *Precision Agric*, 13, pp.693–712.

Zhang, N., Wang, M. et Wang, N., 2002. Precision agriculture a worldwide overview. *Computers and Electronics in Agriculture*, 36(2–3), pp.113–132.

Zheng, H., Cheng, T., Li, D., Zhou, X., Yao, X., Tian, Y., Cao, W., Zhu, Y., 2018. Evaluation of RGB, color-infrared and multispectral images acquired from unmanned aerial systems for the estimation of nitrogen accumulation in rice. *Remote Sensing*, 10(6), P.17.

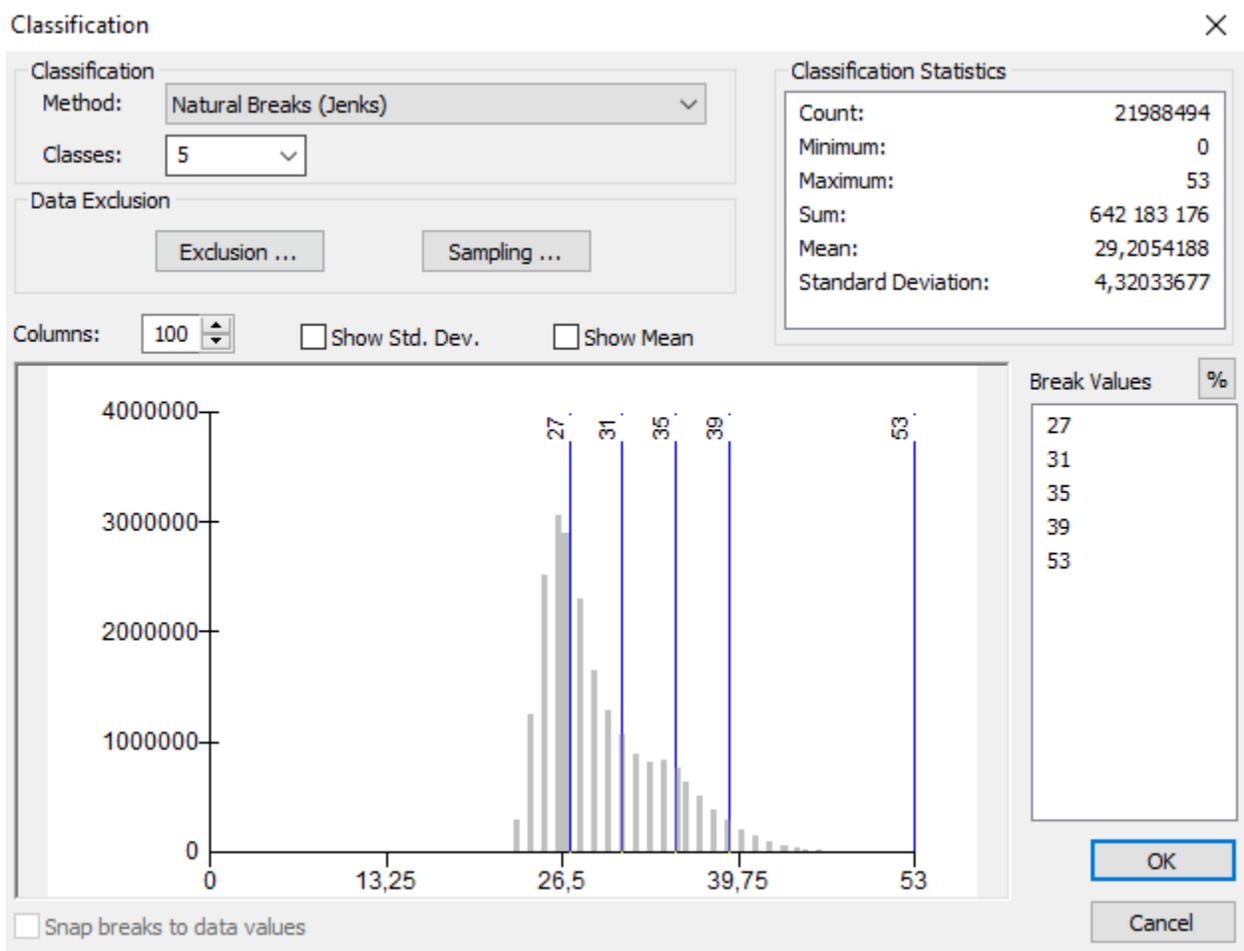
ANNEXES

Annexe 1 : Indices de végétations

	Abréviation	Formule	Auteurs	Applications et caractéristiques
Indices de végétation sans compensation des effets du sol	VIN (Vegetation Index Number)	$VIN = \frac{PIR}{R}$	(Pearson & Miller 1972)	
	NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)	$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$	(Rouse et al. 1974)	Est le plus utilisé pour étudier l'état de couvert végétal
Indices de végétation avec compensation des effets du sol	SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index)	$SAVI = \frac{(PIR - R)}{PIR + R + L} \times (1 + L)$ L = 1 très faible densité végétale, L = 0,5 densité moyenne, L = 0,25 densité faible.	(Huete 1988)	Appliqué lors d'une faible couverture du sol par le couvert végétatif pour réduire la contribution du sol pour que la sensibilité de l'indice ne concerne que la végétation
	PVI (Perpendicular Vegetation Index)	$PVI = \frac{(PIR - a \times R - b)}{\sqrt{(1 + a^2)}}$ a est la pente de la droite des sols dans l'espace (R, PIR) b est l'ordonnée à l'origine de la droite des sols.	(Richardson & Wiegand 1977)	Basé sur la théorie de la ligne de sol nu pour déterminer la densité de la végétation
	TSAVI (Transformed Soil Adjusted Vegetation Index)	$TSAVI = \frac{a \times (PIR - a \times R - b)}{a \times PIR + R - a \times b + 0,08 \times (1 + a^2)}$	(Baret & Guyot 1991)	Possède l'avantage de décrire le couvert végétal ainsi que le fond du sol indépendamment de capteur utilisé.
Indices de végétation avec compensation des effets de l'atmosphère	ARVI (Atmospherically Resistant Vegetation Index)	$ARVI = \frac{PIR - RB}{PIR + RB}$ RB = R - γ (B - R) γ est le facteur d'autocorrection atmosphérique.	(Kaufman & Tanré 1992)	Est moins sensible aux effets de l'atmosphère que l'indice NDVI
Indices de végétation avec compensation des effets du sol et de l'atmosphère	TSARVI (Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index)	$TSARVI = \frac{a_{R,B} \times (PIR - a_{R,B} \times RB - b_{R,B})}{RB + a_{R,B} \times PIR - a_{R,B} \times b_{R,B} + 0,08 \times (1 + a_{R,B}^2)}$ $a_{R,B}$ est la pente de la droite des sols dans l'espace (R,B). $b_{R,B}$ est l'ordonnée à l'origine.	(Bannari et al. 1995)	Faire le suivi de la dynamique de la végétation en en corrigeant les effets conjugués des sols et d'atmosphère.

PIR est la réflectance de la bande proche infrarouge ; R est la réflectance de la bande rouge et B est la réflectance de la bande bleue (modifié à partir de (Bannari et al. 1995))

Annexe 2 : Graphe de fréquences de températures



Annexe 3 : Code d'ANOVA sur le package R

```
library(readxl)
donnees=read_xlsx("traitement ABC.xlsx",sheet="ABC")
A=donnees[,4]
B=donnees[,9]
C=donnees[,14]
Combined_Groups=data.frame(cbind(A,B,C))
Combined_Groups
Summary(Combined_Groups)
Stacked_Groups=stack(Combined_Groups)
Stacked_Groups
groups=as.factor(Stacked_Groups[,2])
temperature=(Stacked_Groups[,1])
# Compute the analysis of variance
res.aov <- aov(temperature ~ groups)
# Summary of the analysis
summary(res.aov)
D24 <- read.table("anova_2017_vol2.csv",header = TRUE, sep = ";")
res.lm <- lm(temperature~cultivars+irrigation+blocs+irrigation*cultivars,data=D24)
summary(res.lm)
anova(lm(temperature ~ irrigation+blocs+cultivars+irrigation*cultivars,data=D23))
```

Annexe 4 : Exemple de calcul de coefficient Is sur Excel

K38 : X ✓ f_x =SI((I38-J38)>0;I38-J38;0)

	A	B	C	D	E	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
2	date	JDA	Etp (mm)	Kc-Hat	Demande-cult (mm)	P (mm)	I (mm)	Eau-actuel (mm)	ETR (mm)	Eau-fin (mm)	Ks	Eau-ini (mm)	P (mm)	I (mm)	Eau-actuel (mm)	ETR (mm)	Eau-fin (mm)	Ks
3	20/05/2016	140	6,724	0,51	3,43	0	0	29,12	3,43	25,69	0,00	29,12	0	0	29,12	3,43	25,69	
38	24/06/2016	175	5,398	0,87	4,70	0	0	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0	0	0,00	0,00	0,00	0,00
39	25/06/2016	176	5,838	0,89	5,18	0	0	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0	0	0,00	0,00	0,00	0,00
40	26/06/2016	177	6,017	0,91	5,45	0	0	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0	0	0,00	0,00	0,00	0,00
41	27/06/2016	178	1,174	0,92	1,08	4	0	4,00	1,08	2,92	0,00	0,00	4	0	4,00	1,08	2,92	
42	28/06/2016	179	3,457	0,94	3,26	0,6	0	3,52	3,26	0,26	0,00	2,92	0,6	0	3,52	3,26	0,26	
43	29/06/2016	180	1,801	0,96	1,73	2	0	2,26	1,73	0,53	0,00	0,26	2	0	2,26	1,73	0,53	
44	30/06/2016	181	5,02	0,98	4,91	1,2	0	1,73	1,73	0,00	0,65	0,53	1,2	0	1,73	1,73	0,00	
45	01/07/2016	182	5,084	1,00	5,06	7,6	0	7,60	5,06	2,54	0,00	0,00	7,6	0	7,60	5,06	2,54	
46	02/07/2016	183	1,836	1,01	1,86	3	0	5,54	1,86	3,67	0,00	2,54	3	0	5,54	1,86	3,67	
47	03/07/2016	184	4,927	1,03	5,08	0	0	3,67	3,67	0,00	0,28	3,67	0	0	3,67	3,67	0,00	
48	04/07/2016	185	5,128	1,05	5,38	0	0	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0	0	0,00	0,00	0,00	
49	05/07/2016	186	4,62	1,05	4,85	0	0	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0	0	0,00	0,00	0,00	
50	06/07/2016	187	3,015	1,05	3,17	0	0	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0	0	0,00	0,00	0,00	
51	07/07/2016	188	1,101	1,05	1,16	27,4	0	27,40	1,16	26,24	0,00	0,00	27,4	0	27,40	1,16	26,24	
52	08/07/2016	189	2,966	1,05	3,11	0	0	26,24	3,11	23,13	0,00	26,24	0	0	26,24	3,11	23,13	
53	09/07/2016	190	1,368	1,05	1,44	6,2	0	29,12	1,44	27,68	0,00	23,13	6,2	0	29,12	1,44	27,68	
54	10/07/2016	191	1,591	1,05	1,67	3	0	29,12	1,67	27,45	0,00	27,68	3	0	29,12	1,67	27,45	
55	11/07/2016	192	4,373	1,05	4,59	0,2	0	27,65	4,59	23,06	0,00	27,45	0,2	0	27,65	4,59	23,06	
56	12/07/2016	193	3,374	1,05	3,54	0	0	23,06	3,54	19,52	0,00	23,06	0	0	23,06	3,54	19,52	
57	13/07/2016	194	4,202	1,05	4,41	0	0	19,52	4,41	15,10	0,00	19,52	0	0	19,52	4,41	15,10	
58	14/07/2016	195	3,071	1,05	3,22	1,4	0	16,50	3,22	13,28	0,00	15,10	1,4	5,21219	21,72	3,22	18,49	
59	15/07/2016	196	2,755	1,05	2,89	0,6	0	13,88	2,89	10,99	0,00	18,49	0,6	0	19,09	2,89	16,20	
60	16/07/2016	197	4,326	1,05	4,54	0	0	10,99	4,54	6,44	0,00	16,20	0	4,351897	20,55	4,54	16,01	
61	17/07/2016	198	3,975	1,05	4,17	0	0	6,44	4,17	2,27	0,00	16,01	0	0	16,01	4,17	11,83	
62	18/07/2016	199	2,369	1,05	2,49	14,8	0	17,07	2,49	14,58	0,00	11,83	14,8	0	26,63	2,49	24,15	

Annexe 5 : Résultat de test de comparaison multiple (Test Tukey) pour les valeurs de la température selon les types d'irrigation

Vol 1 (saison 2016) :

```
> TukeyHSD(res.aov)
  Tukey multiple comparisons of means
  95% family-wise confidence level

Fit: aov(formula = D1$temperature ~ D1$irrigation, data = D1)

$`D1$irrigation`
      diff      lwr      upr    p adj
B-A 1.428770 -0.8451439 3.702683 0.2744377
C-A 5.620484  3.3465702 7.894397 0.0000102
C-B 4.191714  1.9178006 6.465628 0.0003919
```

Vol 2 (saison 2016) :

```
> TukeyHSD(res.aov)
  Tukey multiple comparisons of means
  95% family-wise confidence level

Fit: aov(formula = D4$temperature ~ D4$irrigation, data = D4)

$`D4$irrigation`
      diff      lwr      upr    p adj
B-A 1.258798 -1.081567  3.599162 0.3672053
C-A 12.020693  9.680328 14.361057 0.0000000
C-B 10.761895  8.421531 13.102260 0.0000000

~ |
```

Annexe 6 : Résultat de test de comparaison multiple (Test Tukey) pour les valeurs de la température selon les cultivars

Vol 1 (saison 2017)

```

`D8$cultivars`
      diff      lwr      upr      p adj
cultivar 2-cultivar 1  0.98252273 -0.08223954  2.04728501 0.0818336
cultivar 3-cultivar 1  0.27885661 -0.78590567  1.34361889 0.9809935
cultivar 4-cultivar 1 -0.27750240 -1.34226468  0.78725988 0.9814974
cultivar 5-cultivar 1 -0.56967930 -1.63444158  0.49508298 0.5976450
cultivar 6-cultivar 1 -0.10286452 -1.16762680  0.96189776 0.9999650
cultivar 7-cultivar 1  2.01942341  0.95466113  3.08418569 0.0001389
cultivar 8-cultivar 1 -0.30816659 -1.37292887  0.75659569 0.9674603
cultivar 3-cultivar 2 -0.70366612 -1.76842840  0.36109616 0.3559288
cultivar 4-cultivar 2 -1.26002514 -2.32478742 -0.19526286 0.0148120
cultivar 5-cultivar 2 -1.55220204 -2.61696432 -0.48743976 0.0023346
cultivar 6-cultivar 2 -1.08538726 -2.15014954 -0.02062498 0.0440818
cultivar 7-cultivar 2  1.03690068 -0.02786160  2.10166296 0.0591923
cultivar 8-cultivar 2 -1.29068932 -2.35545160 -0.22592704 0.0121990
cultivar 4-cultivar 3 -0.55635902 -1.62112130  0.50840326 0.6233932
cultivar 5-cultivar 3 -0.84853592 -1.91329820  0.21622636 0.1742163
cultivar 6-cultivar 3 -0.38172114 -1.44648342  0.68304114 0.9072393
cultivar 7-cultivar 3  1.74056680  0.67580452  2.80532908 0.0007277
cultivar 8-cultivar 3 -0.58702320 -1.65178548  0.47773908 0.5641712
cultivar 5-cultivar 4 -0.29217690 -1.35693918  0.77258538 0.9754864
cultivar 6-cultivar 4  0.17463788 -0.89012440  1.23940016 0.9988491
cultivar 7-cultivar 4  2.29692581  1.23216353  3.36168809 0.0000294
cultivar 8-cultivar 4 -0.03066419 -1.09542647  1.03409809 1.0000000
cultivar 6-cultivar 5  0.46681478 -0.59794750  1.53157706 0.7878644
cultivar 7-cultivar 5  2.58910272  1.52434044  3.65386500 0.0000064
cultivar 8-cultivar 5  0.26151272 -0.80324956  1.32627500 0.9867290
cultivar 7-cultivar 6  2.12228794  1.05752566  3.18705022 0.0000772
cultivar 8-cultivar 6 -0.20530206 -1.27006434  0.85946022 0.9968330
cultivar 8-cultivar 7 -2.32759000 -3.39235228 -1.26282772 0.0000249

```

Vol 2 (saison 2017):

\$`D10\$cultivars`

			diff	lwr	upr	p adj
cultivar	2-cultivar	1	1.87147957	0.3301623	3.4127969	0.0120337
cultivar	3-cultivar	1	1.72921355	0.1878963	3.2705308	0.0223760
cultivar	4-cultivar	1	0.64855970	-0.8927576	2.1898770	0.8182948
cultivar	5-cultivar	1	2.47243737	0.9311201	4.0137547	0.0008882
cultivar	6-cultivar	1	1.36213013	-0.1791872	2.9034474	0.1041960
cultivar	7-cultivar	1	2.56477139	1.0234541	4.1060887	0.0006019
cultivar	8-cultivar	1	-0.19340396	-1.7347212	1.3479133	0.9997982
cultivar	3-cultivar	2	-0.14226602	-1.6835833	1.3990513	0.9999743
cultivar	4-cultivar	2	-1.22291987	-2.7642372	0.3183974	0.1777212
cultivar	5-cultivar	2	0.60095781	-0.9403595	2.1422751	0.8663074
cultivar	6-cultivar	2	-0.50934944	-2.0506667	1.0319678	0.9365771
cultivar	7-cultivar	2	0.69329182	-0.8480255	2.2346091	0.7672328
cultivar	8-cultivar	2	-2.06488353	-3.6062008	-0.5235662	0.0051580
cultivar	4-cultivar	3	-1.08065385	-2.6219711	0.4606634	0.2922115
cultivar	5-cultivar	3	0.74322382	-0.7980935	2.2845411	0.7051146
cultivar	6-cultivar	3	-0.36708342	-1.9084007	1.1742339	0.9888667
cultivar	7-cultivar	3	0.83555784	-0.7057595	2.3768751	0.5830828
cultivar	8-cultivar	3	-1.92261751	-3.4639348	-0.3813002	0.0096190
cultivar	5-cultivar	4	1.82387767	0.2825604	3.3651950	0.0148182
cultivar	6-cultivar	4	0.71357042	-0.8277469	2.2548877	0.7425479
cultivar	7-cultivar	4	1.91621169	0.3748944	3.4575290	0.0098928
cultivar	8-cultivar	4	-0.84196366	-2.3832809	0.6993536	0.5745424
cultivar	6-cultivar	5	-1.11030725	-2.6516245	0.4310100	0.2647212
cultivar	7-cultivar	5	0.09233401	-1.4489833	1.6336513	0.9999987
cultivar	8-cultivar	5	-2.66584133	-4.2071586	-1.1245240	0.0003952
cultivar	7-cultivar	6	1.20264126	-0.3386760	2.7439586	0.1914173
cultivar	8-cultivar	6	-1.55553408	-3.0968514	-0.0142168	0.0470937
cultivar	8-cultivar	7	-2.75817535	-4.2994926	-1.2168581	0.0002704
