

Imagerie thermique et changement d'échelle sur la Bassée : développements méthodologiques

E. Léger¹, F. Rejiba^{2,*}, A. Rivière³, C. Fauchard⁴, N. Flipo³, C. Finco², C. Schamper⁵, R. Antoine⁴, R. Levailant²

¹ Université Paris Saclay, UMR 8148 GEOPS

² Université de Rouen Normandie, UMR 6143 M2C

³ Centre de Géosciences, MINES ParisTech, Université PSL, ⁴CEREMA Rouen Normandie, Equipe ENDSUM

⁵ Sorbonne Université, UMR 7619 METIS

* faycal.rejiba@univ-rouen.fr

Résumé

La caractérisation des propriétés thermiques des plaines alluviales à l'échelle régionale requiert une approche par étape. L'utilisation de données radiométriques infrarouge à l'aide d'un drone a permis d'établir un protocole de changement d'échelle pour l'inférence des propriétés thermiques du sol depuis l'échelle locale à celle de la parcelle. Ce protocole, dont la validation opérationnelle est toujours en cours, consiste d'une part à établir un processus d'interpolation à l'échelle de la parcelle (quelques hectares) de mesures de températures multi-profondeurs contraintes par les données radiométriques par drone, et d'autre part à aborder le problème inverse permettant d'estimer les propriétés thermiques du sol à partir des séries de températures multi-profondeurs. Les premiers résultats permettent d'une part d'illustrer l'intérêt du formalisme géostatistique pour l'interpolation sous contrainte et d'autre part d'évaluer dans quelle mesure la résolution du problème inverse pour les propriétés thermiques du sous-sol sont bien posées.

Points clefs

- ✓ Traitement d'image de données radiométriques
- ✓ Co-krigeage et spatialisation de l'information thermique
- ✓ Analyse de sensibilité des propriétés thermiques

Abstract

Characterization of thermal properties of an alluvial plain at the regional scale requires a stepwise approach. The use of infrared radiometric data from a drone has allowed us to establish an upscaling protocol to assess soil thermal properties. This protocol still under construction consists of, on the one hand, in establishing a process of interpolation at the scale of the plot (a few hectares) of multi-depth temperature measurements constrained by radiometric drone borne data, and on the other hand in addressing the inverse problem of estimating the thermal properties of the soil from the multi-depth temperature series. The first results allow us to illustrate the interest of the geostatistical formalism for constrained interpolation and to evaluate if the inverse problem for the thermal properties of the subsurface is well posed.

Key points

- ✓ Image processing of IR data
- ✓ Co-kriging and interpolation of the temperature of the ground
- ✓ Sensitivity analysis of thermal properties

Introduction

La caractérisation du fonctionnement thermique d'une plaine alluviale, comme celle de la Bassée, constitue un marqueur très important de la compréhension de son fonctionnement hydrodynamique (Rejiba et al., 2019). La température du premier mètre de sol et sa variation spatiale et temporelle régulent une myriade de processus hydro-bio-géochimiques [Hubbard et al., 2018]. En effet, l'échange d'énergie et d'eau avec l'atmosphère est directement lié à la température du sol, notamment au travers des phénomènes de transport [Smits et al., 2011] ainsi que de réactions chimiques et biochimiques [Davidson and Janssens, 2006]. La température du sol est contrainte d'un côté par le climat et la couverture végétale [Jafarov et al., 2018], mais aussi par la variabilité interne du sous-sol [Pelletier et al., 2018].

Les mesures de températures permettent par conséquent d'inférer les propriétés thermiques apparentes, elles-mêmes dépendantes de l'organisation géométrique du sol et du sous-sol [Nicolosky et al., 2009, Tran et al., 2017]. D'un point de vue hydrologique, la variabilité thermique du sol a été utilisée pour caractériser les flux, notamment les échanges d'eau entre la surface, les nappes et rivières et la recharge en eau [Briggs et al., 2012, Stonestrom and Constantz, 2003, Tabbagh et al., 2017]. Ces études, basées sur des chroniques temporelles de températures, souffrent cependant de la difficulté à déterminer les conditions aux limites, notamment supérieures (*i.e.*, flux thermique incident) en particulier les flux radiatifs en surface [Tabbagh et al., 2017]. Depuis quelques années, la Télédétection Infrarouge Thermique (TIR) à haute résolution a été largement utilisée pour cartographier la variabilité de la température [Kelly et al., 2019], quantifier les échanges entre nappes et rivières [Loheide and Gorelick, 2006, Casas-Mulet et al., 2020], mettre en lumière la décharge des aquifères vers la mer [Lee et al., 2016], quantifier la stabilité du permafrost près de zones de glissement de terrain [Luo et al., 2018], mais aussi segmenter la végétation en contexte de pergélisol [Turner et al., 2014, Yang et al., 2020].

Dans le cadre de ces travaux, on se propose d'illustrer les premières étapes d'une méthodologie permettant de spatialiser l'information thermique à haute résolution, afin, à terme, d'en permettre l'utilisation pour l'inférence du fonctionnement hydrique et hydrogéologique à l'échelle régionale. Pour cela, on s'appuie sur les résultats obtenus à l'issue de deux stages de Master 2 (Ayari, 2021 ; Aubier, 2021) co-encadrés à l'université de Paris-Saclay (Geops) et l'université de Rouen Normandie (M2C). Les premières étapes nécessaires à la calibration des données de thermo-mosaïque IR sont présentées, ainsi que celles nécessaires à l'inversion des chroniques de températures pour l'estimation des propriétés thermiques du sol sur les 50 premiers centimètres (conductivités thermiques et chaleur spécifiques du sol).

1. Présentation de la zone d'étude

Le secteur étudié se situe au sein de la réserve naturelle de la Bassée, près de la commune de Noyen-sur-Seine (77), comme présenté Figure 1. D'un point de vue topographique, une légère dépression localisée à l'est est observée ainsi qu'une mare non pérenne au sud-est de la parcelle, ce qui peut signifier un engorgement durant l'hiver. Ce secteur se situe au cœur de la plaine alluviale de la Bassée. Cette plaine alluviale repose sur un socle calcaire du Campanien, vieux de plus de 54 millions d'années, et est constituée de craie blanche. Ce socle calcaire a été entaillé au début de l'ère quaternaire par la Seine et ses affluents et a été recouvert par deux couches alluvionnaires (anciennes et récentes). Au cours de la réalisation des profils pédologiques, une certaine homogénéité des sols a été constatée : des sols hydromorphes de type reductisol duplique et un sondage indiquant un sol non hydromorphe brun calcaire.

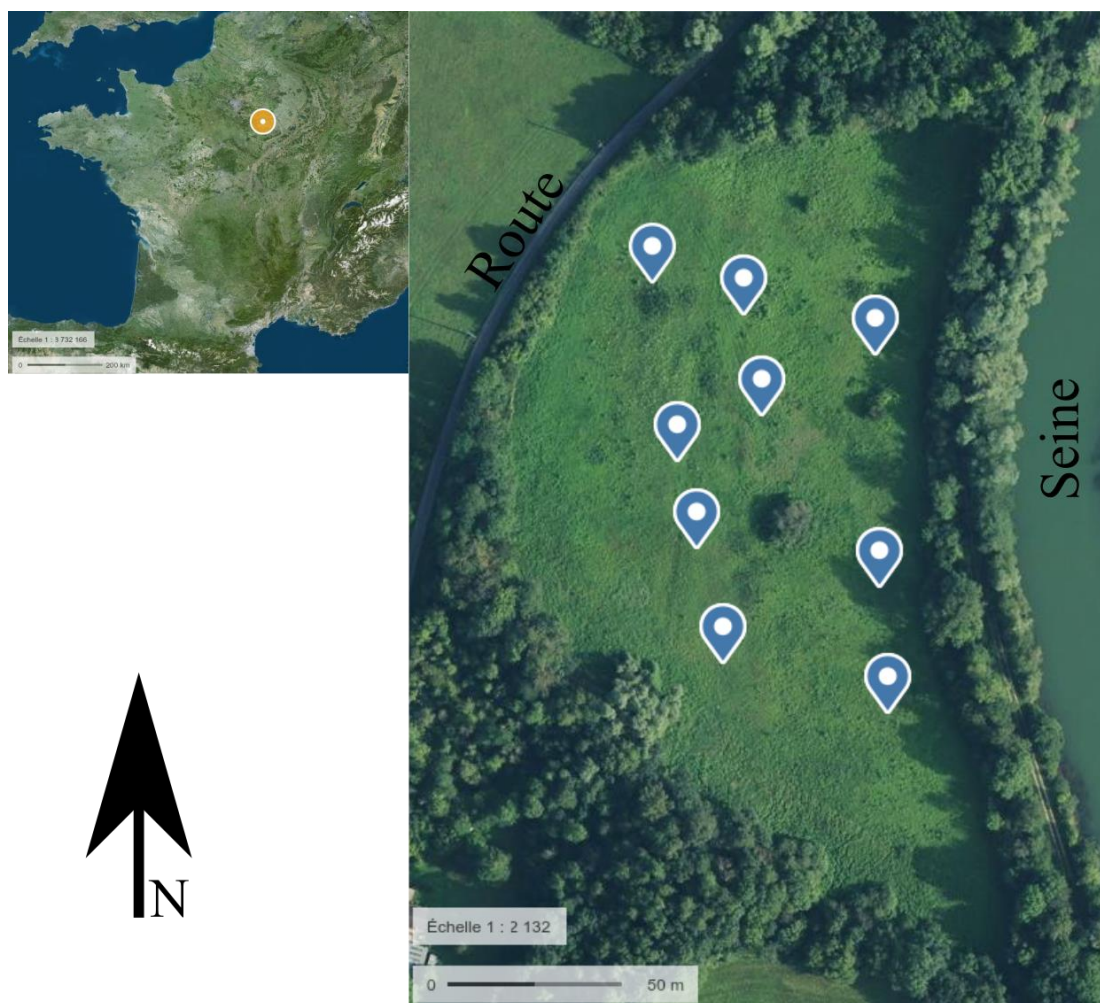


Figure 1. Vue satellitaire de la zone d'étude de la Bassée. Les points bleus indiquent la présence de sonde de température dans le premier mètre. Crédit fond de carte Géoportail/IGN

2. Calibration et interpolation spatiales des Thermo-mosaïques IR

Depuis quelques années, l'imagerie dans le visible, les longueurs d'onde thermiques voire Lidar par drone, s'est démocratisée (Beland et al. 2019). Historiquement, les premières applications furent (et sont toujours) orientées sur le « *tracking* » des eaux de différentes températures synonymes de différentes provenances, notamment avec les premières études de (Briggs, et al, 2013) et (Lee et al, 2016) liant les origines des eaux (nappes phréatiques, aquifère plus profonds, ou rivières adjacentes) aux anomalies thermiques.

Plus récemment, Caldwell et al., 2019, se sont penchés sur des acquisitions TIR sur des pas de temps plus courts afin de mettre en lumière et de potentiellement quantifier l'apport d'eau de fortes précipitations sur la rivière.

Dans le cas de la température du sol, la fonction de transfert thermique permettant de relier la température par drone et celle du sol est plus complexe à modéliser à cause de la variabilité du couvert végétal. Il est donc nécessaire de développer un traitement spécifique des données de TIR pour pouvoir remonter à un signal thermique réel de l'interface air-sol.

De nombreux travaux abordant cette problématique sont disponibles dans la littérature, notamment les études méthodologiques pour une acquisition et/ou une calibration des données adéquates. On peut notamment citer les travaux de Casas-Mulet et al, 2020; Maes et al, 2017; Kelly et al. 2019. Ces travaux montrent que les méthodes de calibration en sont encore à leurs débuts et sont souvent basées sur la même technique, à savoir la calibration à partir de capteurs se trouvant au sol. Les travaux présentés ici accompagnent des études récentes (Song et al. 2020), destinées à l'analyse de la segmentation fine de données TIR et de températures au sol, en fonction du revêtement de surface aménagé (toits, asphalte, bois, passage piétons et végétation). L'utilisation de la géostatistique destinée à la spatialisation de données thermiques sous contraintes commence également

à émerger (Jurad-Exposito et al, 2019). L'idée est donc d'utiliser ces approches dans le contexte de la Bassée à l'aide d'un quadrillage d'une parcelle test située le long de la route de Vezoult, où sont installées 10 sondes de mesure de températures multi-profondeurs (5-25-35-50 cm) avec un pas de temps de mesure de 15 mn. Les thermo-mosaïques IR mesurées le 13 avril 2019 donnent la pseudo-température de la surface sur toute la zone d'étude, mais uniquement à 10 instants bien précis (correspondant à 10 vols).

2.1. TIR : Matériels et méthodes

Deux campagnes de mesures par drone équipé d'une caméra infrarouge ont été effectuées en avril et juin 2019. Dans ce rapport, les résultats concernent l'analyse de la campagne effectuée le 13 avril 2019 ; l'acquisition a été effectuée à dix reprises à intervalles réguliers, correspondant à 10 thermo-mosaïques IR réparties sur l'ensemble de la journée (6h55-18h42). Le drone mis en œuvre est un Matrice 600 (DJI). La caméra visible est composée d'un capteur 4000×3000 pixels et constituée de 12 millions de pixels. La caméra thermique est fabriquée par Jenoptik ayant une résolution de capteur à 1024×768 pixels pour une sensibilité thermique de $0,05^\circ\text{C}$ [Rejiba et al., 2019]. Il est important de noter que des points de contrôle géoréférencés par RTK-GPS ont été utilisés pour contraindre la reconstruction d'orthomosaïque. Ces points de contrôle sont des plaques carrées métalliques.

2.2. TIR : Résultats

La Figure 2 représente 10 des 11 thermo-mosaïques IR acquises sur la journée du 13 avril 2019, représentées avec la même échelle de couleurs. Le signal IR, s'apparentant à de la pseudo température, varie approximativement de -5°C à $+3^\circ\text{C}$ pour la matinée avant d'aller au-dessus de 24°C pour les acquisitions de l'après-midi. Les deux thermo-mosaïques les plus chaudes correspondent bien à l'ensoleillement le plus vertical (Nadir entre 12h31 et 13h26), la Seine, sur la partie extrême est, est aussi bien visible du fait de sa faible variation de température.

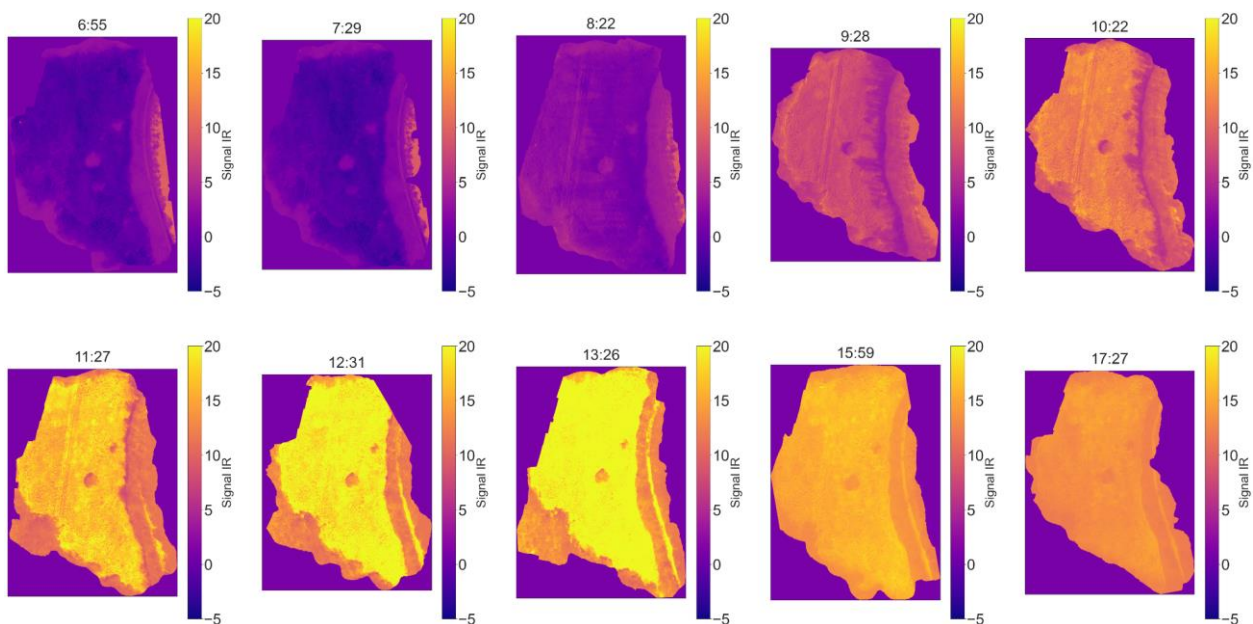


Figure 2. Thermo-mosaïques IR sur la zone d'étude. Les heures de mesures sont au-dessus de chaque TIR, les échelles de couleurs pour les pseudo-températures sont les mêmes pour chaque TIR.

La reconstruction des ortho- et thermo- mosaïques a nécessité l'utilisation de points de contrôle, matérialisés physiquement par des plaques métalliques. Ces plaques métalliques ont été disposées trop près des sondes de températures et ont donc nécessité un traitement spécifique dédié à la soustraction de l'effet de la plaque sur la réponse thermique du sol.

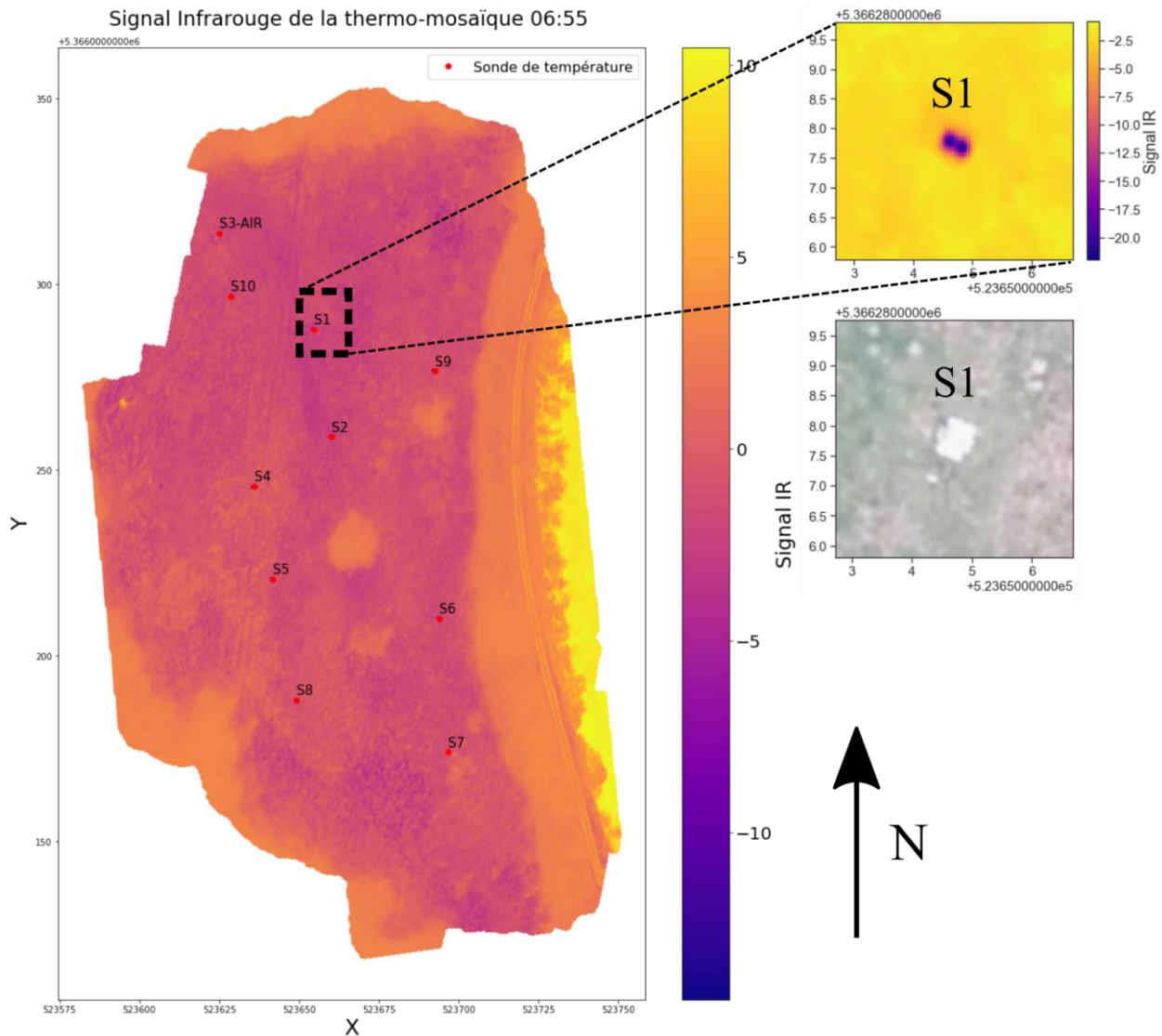


Figure 3. Thermo-mosaïque IR pour 6h55 avec sonde thermique S1-S10. Les encarts sont des agrandissements TIR et Visible (RGB), centrés sur une plaque.

En observant les Figures 2 et 3, on dénote différentes amplitudes et variations thermiques, qui sont clairement corrélées avec l'état de surface et d'une manière plus précise au couvert végétal. Il apparaît donc comme une étape naturelle d'essayer de segmenter les différents types de végétation en utilisant l'ortho-mosaïque dans le visible dans un premier temps pour identifier un protocole de segmentation uniquement sur des critères de couleur (donc de type de végétation).

C'est ce qui apparaît sur la Figure 4, où sont représentées différentes segmentations (*clustering* en anglais) par un algorithme de type K-means pour la décomposition de couleur RGB [Likas et al, 2003]. Ce traitement permet de séparer les surfaces dites non végétales (plaques/pierres/sol) des différents types de plantes. Il apparaît clairement que ce type de segmentation brutale, sans information *a priori* (apprentissage non supervisé) reste perfectible. Néanmoins, cela illustre déjà la possibilité rapide de trier les données, et surtout de constater l'évolution de la température par « végétation », comme présenté sur la Figure 5, où les buissons ou petits arbres (cluster 0.0) se détachent clairement de celles des autres espèces ou couverts.

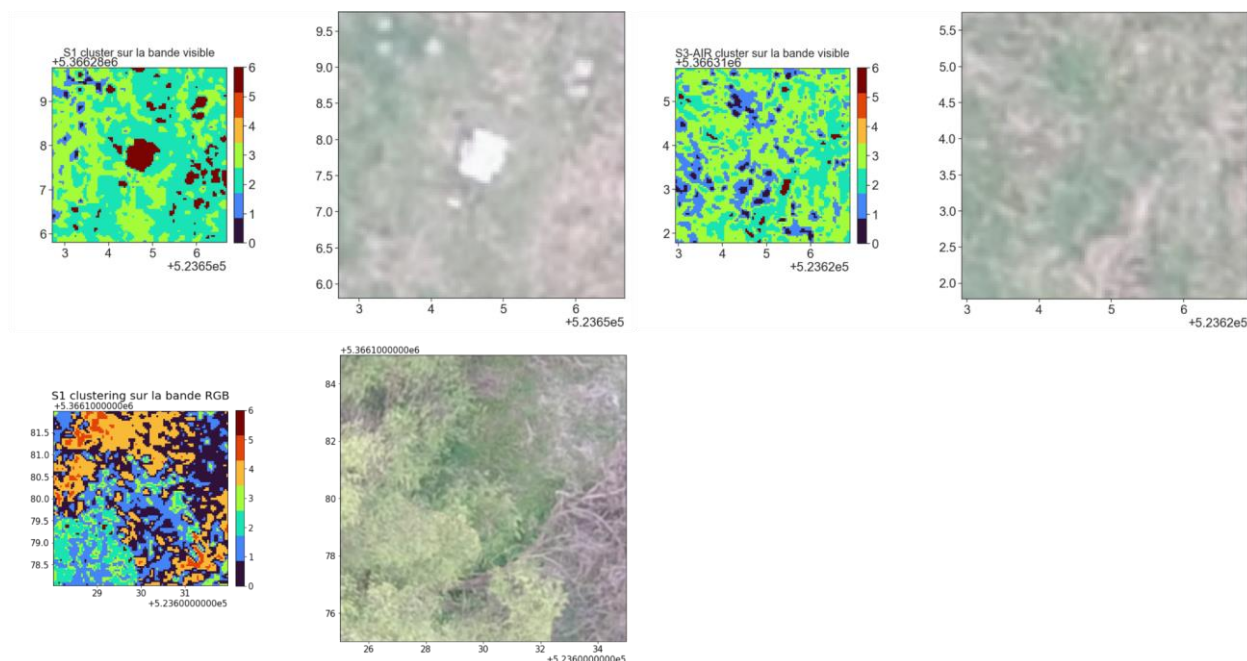


Figure 4. Clusterisation de certaines zones en RGB. Les légendes de chaque clusterisation sont indépendantes.

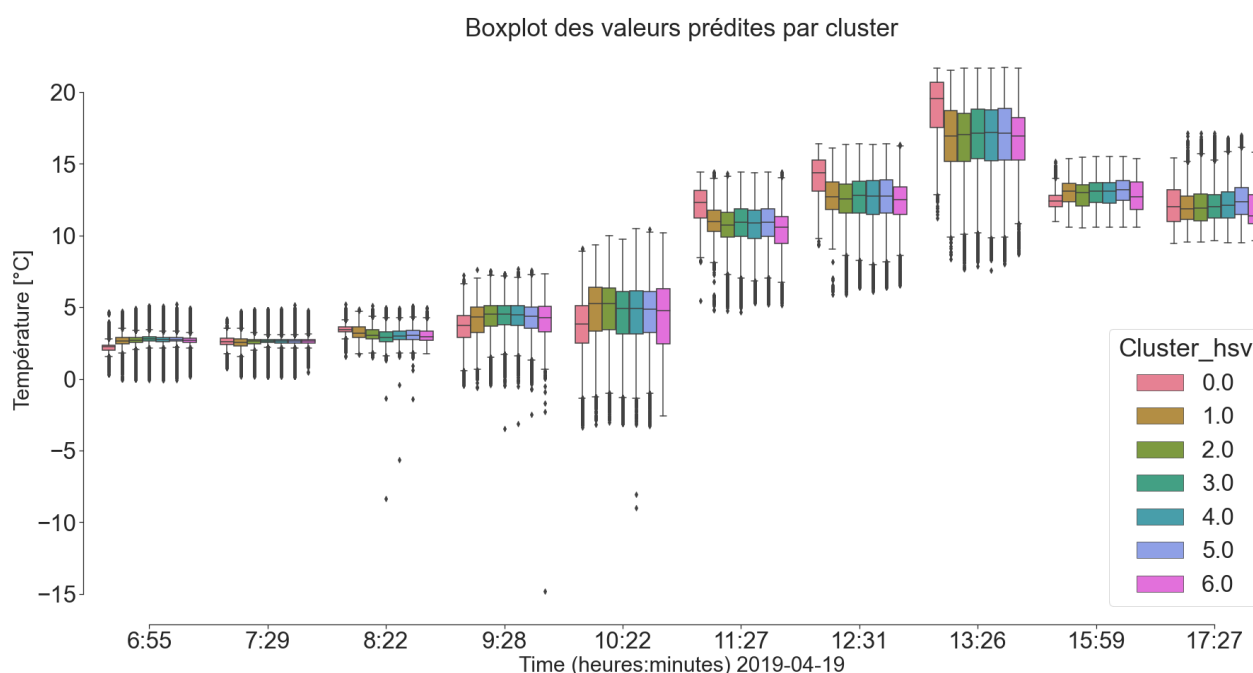


Figure 5. Variations des pseudo-températures IR en fonction de clusterisation dans le visible. Le cluster 0.0, correspond aux buissons ou petits arbres de la zone.

La Figure 6 permet d'illustrer les variations de températures moyennes de toutes les sondes à chaque profondeur, parallèlement à celle des pseudo-températures identifiées au droit de chacune des sondes. Le coefficient de Pearson de 0.88 valide une corrélation significative. Ce comportement est également visible sur les données d'une seule position de sonde (Figure 7), où la corrélation est la plus forte entre les données de drone et les données de sonde pour le capteur le plus proche de la surface.

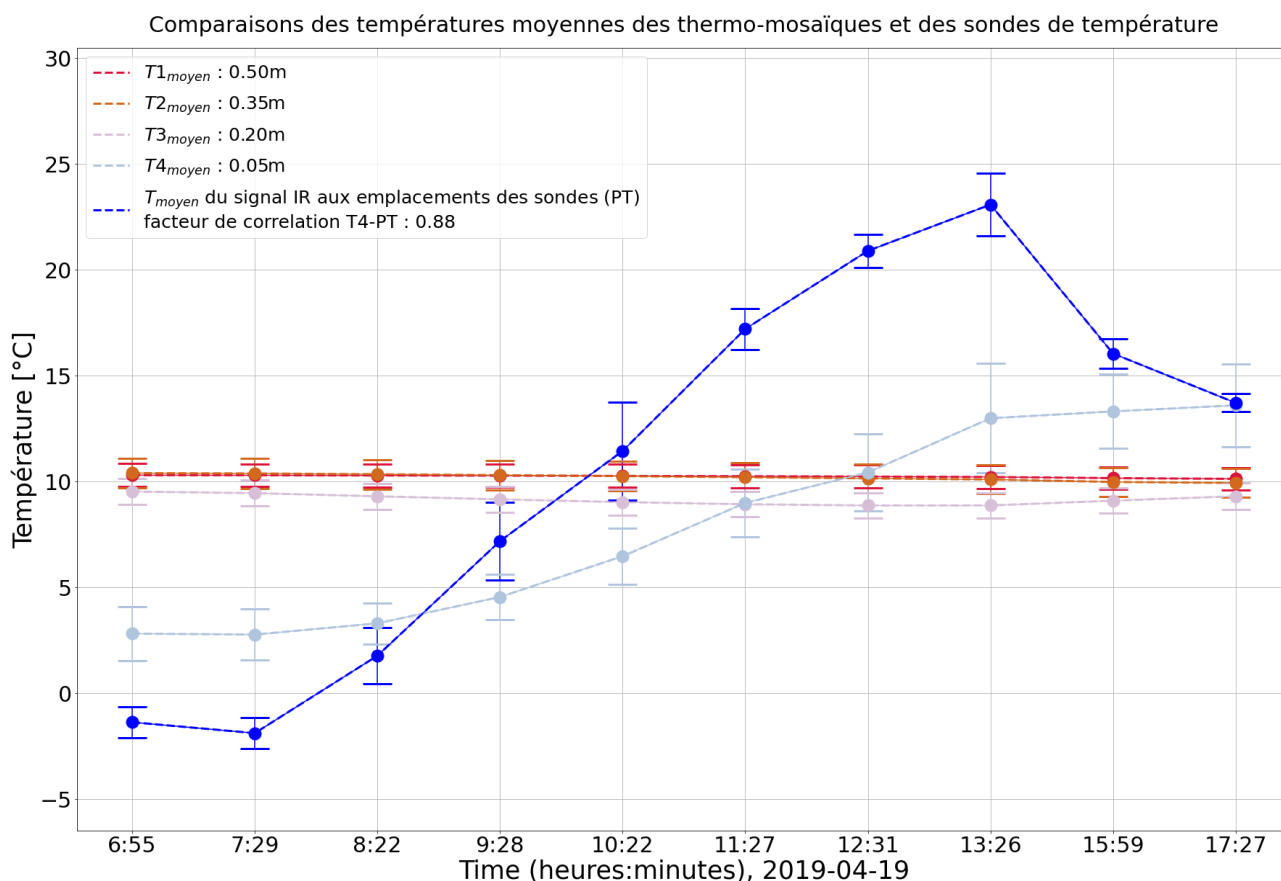


Figure 6. Températures moyennes de toutes les sondes en fonction de la profondeur et pseudo température en fonction du temps.

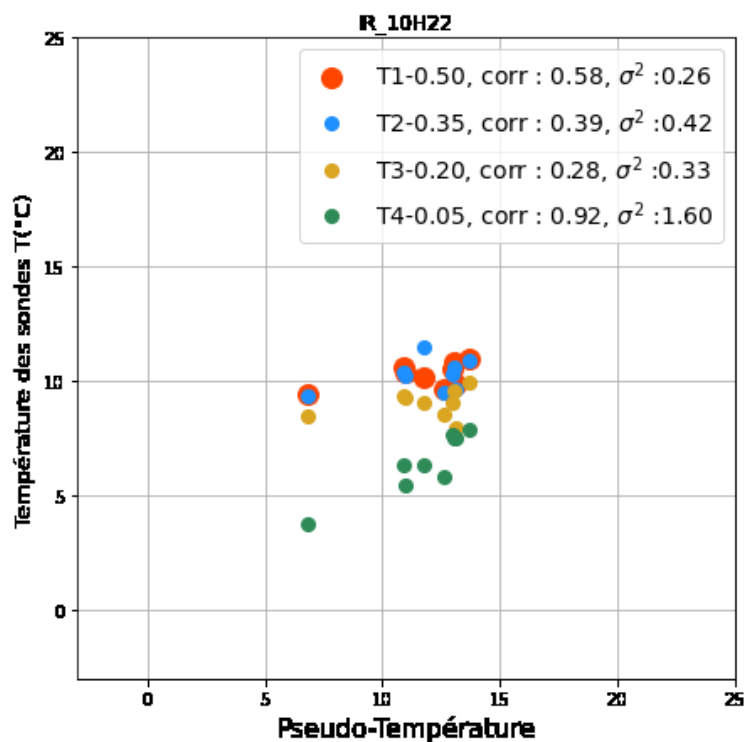


Figure 7. Scatterplot des données de températures de sondes en fonction des données de pseudo-températures IR. Les différentes couleurs sont associées aux différentes profondeurs. « Corr » correspond aux corrélations de Pearson.

Une fois ces premiers liens mis en lumière, une interpolation par co-krigeage intrinsèque colocalisé (ICCK) [Babak and Deutsch, 2009] a été effectuée avec des variables primaires, les températures des sondes à 5 cm de profondeur, mal échantillonnées spatialement (10 sondes sur toutes la zone d'étude), mais finement temporellement (15 mn), et en prenant comme variables secondaires les pseudo-températures IR fournies par le drone.

Le modèle de co-krigeage ICCK (Co-krigeage intrinsèque Colocalisé) est représenté sur la Figure 8, pour 8h22, en parallèle sont affichées les valeurs moyennes des sondes et du ICCK sur la Figure 9.

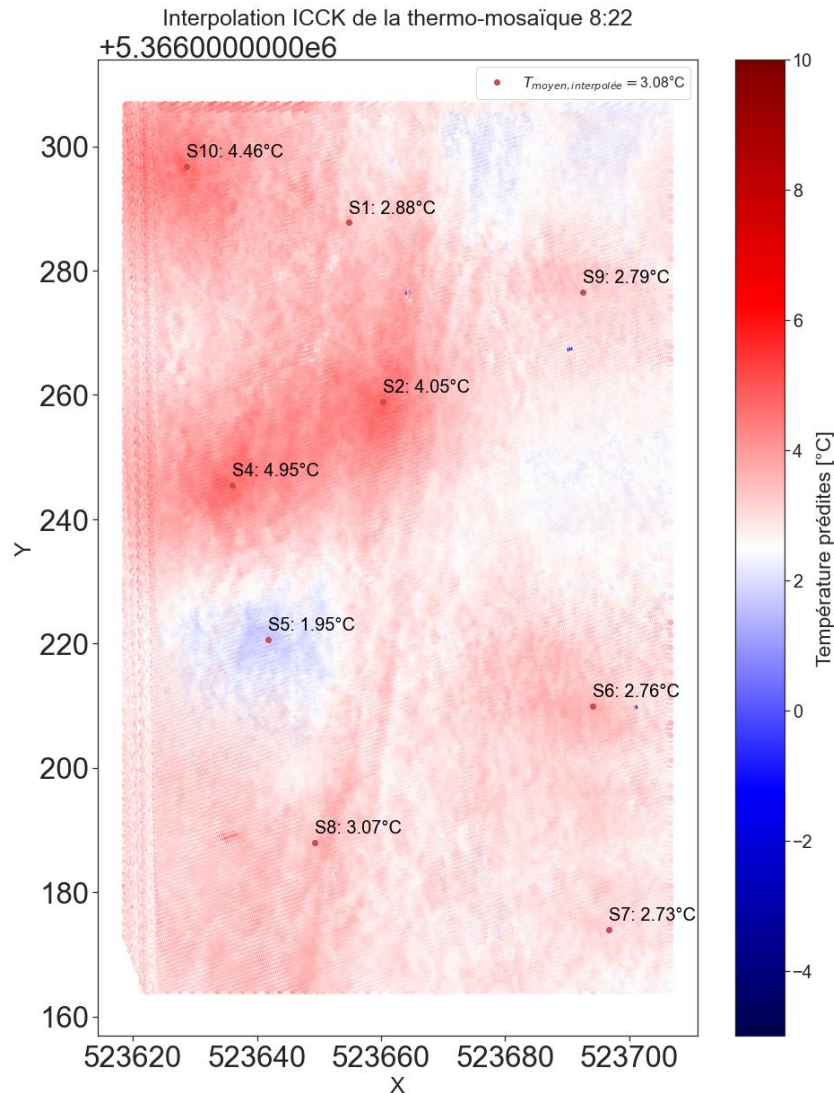


Figure 8. Co-Krigeage des données de TIR et des températures de sonde à 5 cm pour les données de 8h22.

On remarque dans un premier temps les effets « d'interpolation sphérique » (« *bull-eyes* » en anglais) sur certains capteurs, dus à un poids trop fort des variables primaires. Ce phénomène se cumule très probablement avec un décalage dû à un déficit de calibration résiduel, et ce, malgré les résultats satisfaisants de la figure 9 montrant un bon accord entre les moyennes spatiales de température sur l'ensemble de la parcelle.

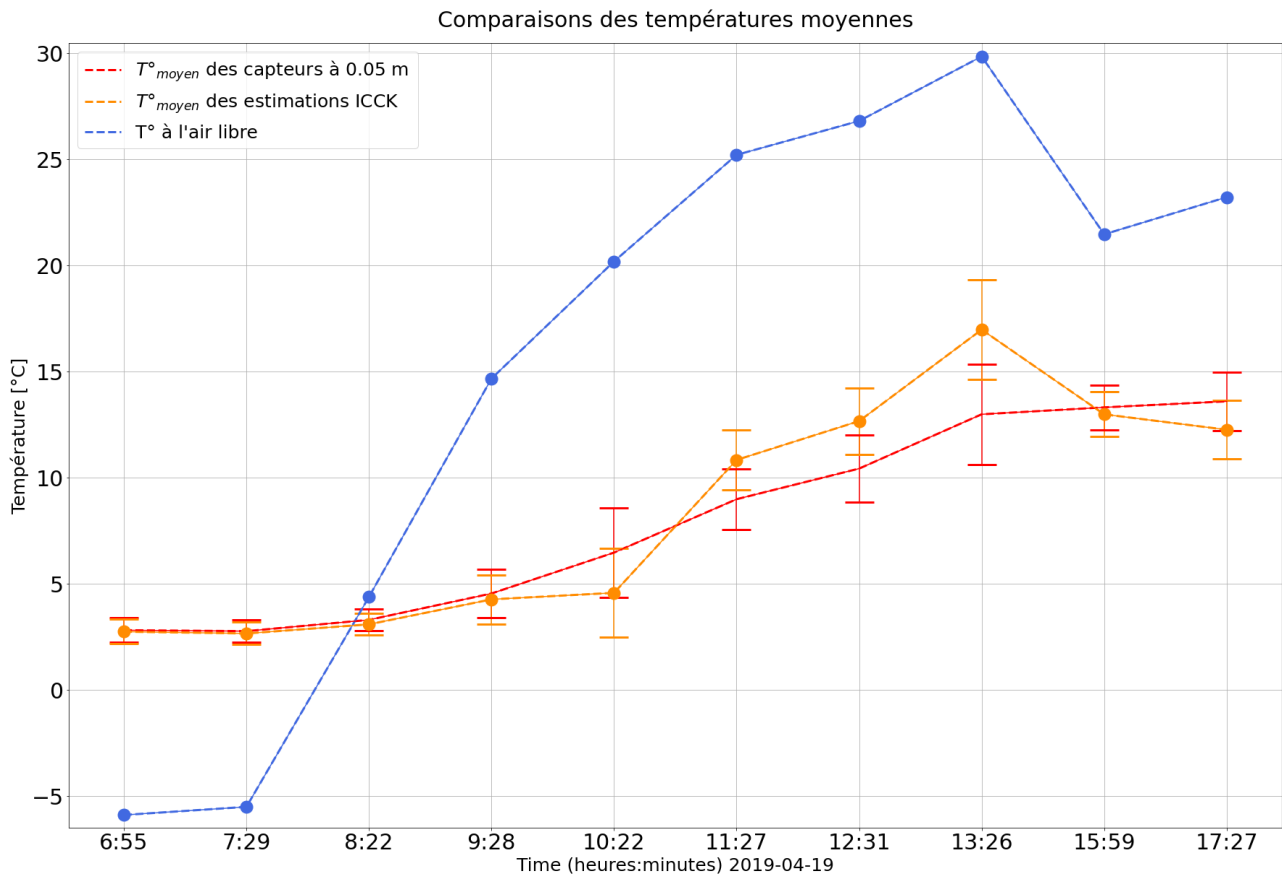


Figure 9. Comparaison des températures de sondes, de co-krigeage et de température de l'air en fonction du temps.

3. Analyse de sensibilité des chroniques de température multi-profondeurs pour l'inférence des propriétés thermiques des premiers 50 cm du sol

3.1 Dispositif et analyses des données brutes

Dix systèmes de mesure de profils de températures ont été implantés sur la zone d'étude. Leur localisation est indiquée sur la Figure 1. Ils consistent en une tige epoxy sur laquelle sont fixés quatre capteurs de température (thermistances) de type PT100 régulièrement espacés (5 cm, 20 cm, 35 cm et 50 cm) (Rejiba et al. 2019). Chaque dispositif est associé à un boîtier d'acquisition de type HOBO (ONSET *datalogger*), pour l'enregistrement en continu des températures analogiques. Les mesures des températures pour l'ensemble des sondes ont été effectuées entre avril et juillet 2019, avec un pas temporel de 15 minutes. Ces outils constituent l'un des deux éléments des systèmes MOLONARI mini (Cucchi et al, 2018,2019, 2021).

Le capteur de température le plus proche de la surface (5 cm de profondeur) est choisi comme une référence pour la comparaison avec la donnée issue des mesures par drone. Néanmoins, la condition aux limites de surface pour l'ensemble de la parcelle est celle de la température atmosphérique (sonde S3_{air}). La Figure 10 présente les températures de la sonde S2, sur une période d'un mois.

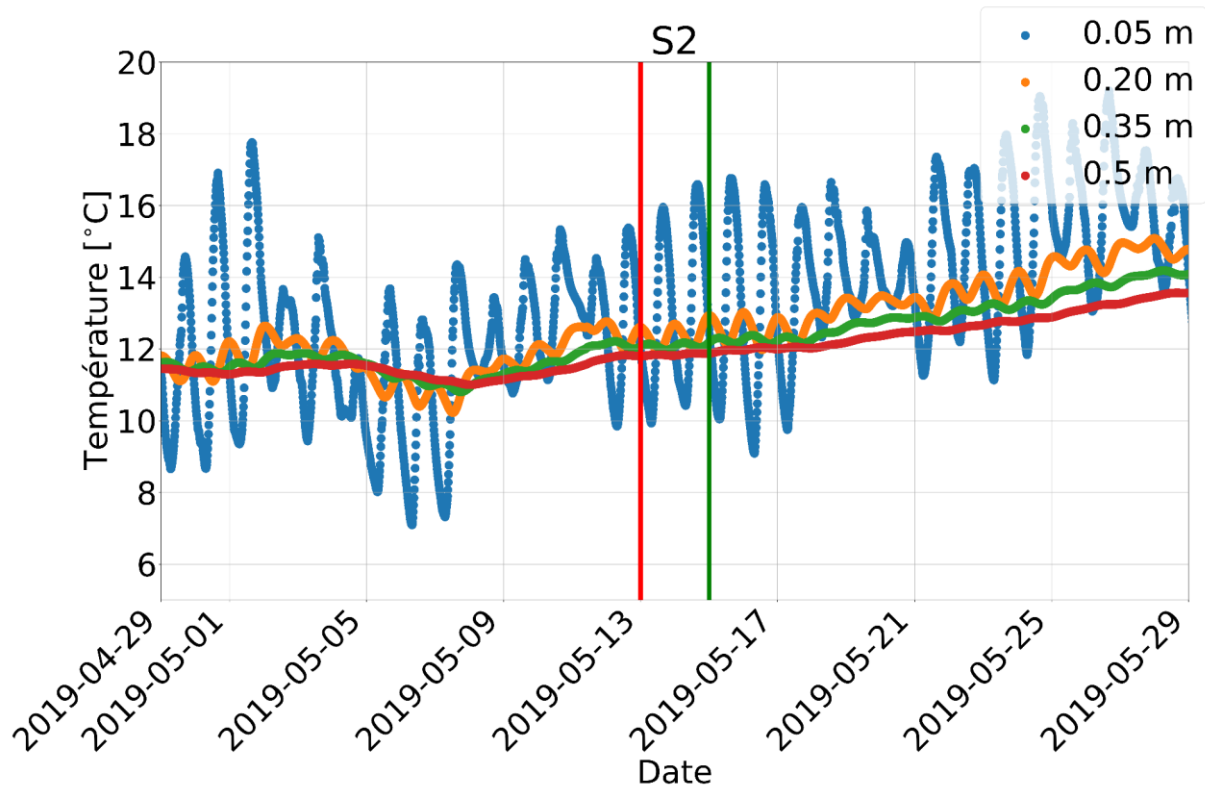


Figure 10. Chroniques de température de la sonde S2, pour 4 profondeurs, durant 1 mois. Les droites verticales rouge et verte délimitent la fenêtre de temps sans événement extrême pour l'inférence des propriétés thermiques.

Le capteur le moins profond est naturellement le plus sensible aux variations atmosphériques, et est donc celui le plus à même d'être relié à la température par drone. Une analyse spectrale fait ressortir les pics à 24 h et ses multiples (12h/6h) à des amplitudes décroissantes en fonction de la profondeur. On remarque aussi le déphasage entre les signaux des différentes profondeurs qui permet de remonter à la diffusivité apparente du milieu (Tabbagh et al., 1999).

A l'endroit des dispositifs de mesure de température, des sondages de résistivité électrique ont été effectués afin d'estimer plus précisément les variations verticales de résistivité électrique, et donc de la lithologie au plus proche de chaque dispositif. Il en ressort qu'un modèle de terrain bi-couches avec une profondeur de 23 cm, notamment pour le capteur positionné en S2, est le plus probable.

La Figure 10 présente aussi, deux traits verticaux identifiant une période où aucun extrême climatique n'est enregistré. Durant cet intervalle, les cycles enregistrés sont réguliers, donc essentiellement corrélés aux propriétés du sol. Le capteur à 5 cm permet de s'assurer qu'aucun gros événement pluvieux n'a eu lieu durant cet intermède, alors que le capteur le plus profond (50 cm) permet quant à lui de s'assurer qu'aucune remontée significative de la nappe ou de la frange capillaire n'est enregistrée. Il est important de noter que la teneur en eau massique sur le premier mètre est du même ordre de grandeur sur les sondages analysés.

3.2 Analyse fréquentielle des températures

La Figure 11 présente l'inter-spectre des densités spectrales de températures mesurées entre les profondeurs à 5 cm et 20 cm. On observe un maximum à 10^{-5} Hz (approx. 7 h), qui permet de donner une première estimation d'un temps de parcours de l'onde de chaleur au sein d'un milieu équivalent homogène. Dans le cas d'un terrain bi couche comme suggéré par les sondages de résistivité électrique et par les sondages à la tarière, cette diffusivité apparente ne constitue qu'une estimation.

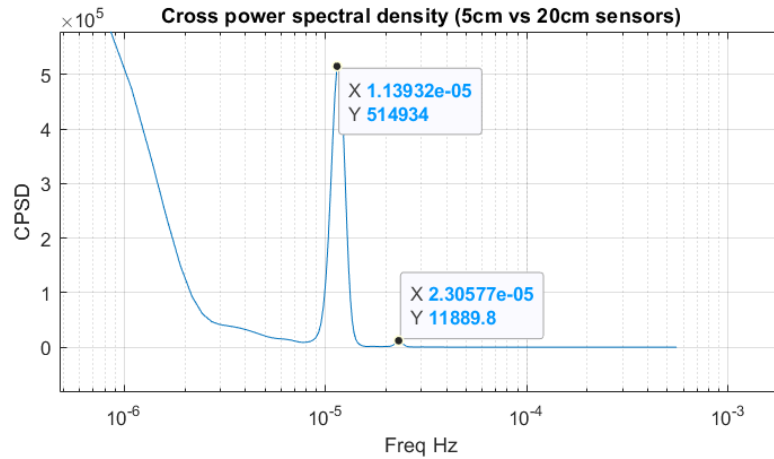


Figure 11. Interspectre des densités spectrales des températures (CPSD) pour les capteurs à 5 et 20 cm pour la sonde S2.

3.3 Analyse de sensibilité des chroniques de températures

L'analyse de sensibilité des propriétés thermiques effectuée sur les chroniques de températures s'est appuyée sur le programme Ginette (Rivière 2012, Rivière et al, 2014, 2019), permettant de simuler des flux de chaleur en 1D dans des milieux tri-phasiques. Le modèle considéré pour l'analyse est un modèle 1D de type polynôme du troisième degré avec une condition aux limites supérieures correspondant à la température de l'air donnée par la sonde S3-air (condition de Dirichlet), et une condition aux limites basses imposée par un flux nul (condition de Neumann). La condition de Neumann a été placée suffisamment profondément pour ne pas avoir d'influence sur les températures simulées aux différentes profondeurs d'observations. Seule la thermique a été simulée dans cette première étape. Les paramètres du milieu sont :

- Une porosité de 40%,
- Des paramètres de la fonction de rétention en eau suivant une loi de van Genuchten (1980) fixés sur un Loess ($\alpha = 1.8 \text{ cm}^{-1}$, $n = 2.5$, $\theta_r = 0.05 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$),
- Une masse volumique de 2000 kg/m^3 et
- Une perméabilité intrinsèque de 10^{-11} m^2 .

L'analyse de sensibilité consiste en une exploration systématique de l'espace des paramètres dont la distribution statistique est considérée uniforme. Les résultats de ces explorations sont présentés Figure 12, pour 10^6 modèles générés. Les courbes grisées représentent 95 % des modèles les plus mauvais, les courbes vertes 5% des meilleurs et la courbe rouge correspond à l'erreur minimum pour les fonctions de $C_p(z)$ et $\kappa(z)$.

Malgré d'évidents problèmes d'équivalence illustrés par l'absence d'un fuseau de modèles proches, les optimums de chaleur spécifique indiquent une tendance à sélectionner des modèle bi-couches similaires à ceux déterminés par les sondages de résistivité électrique.

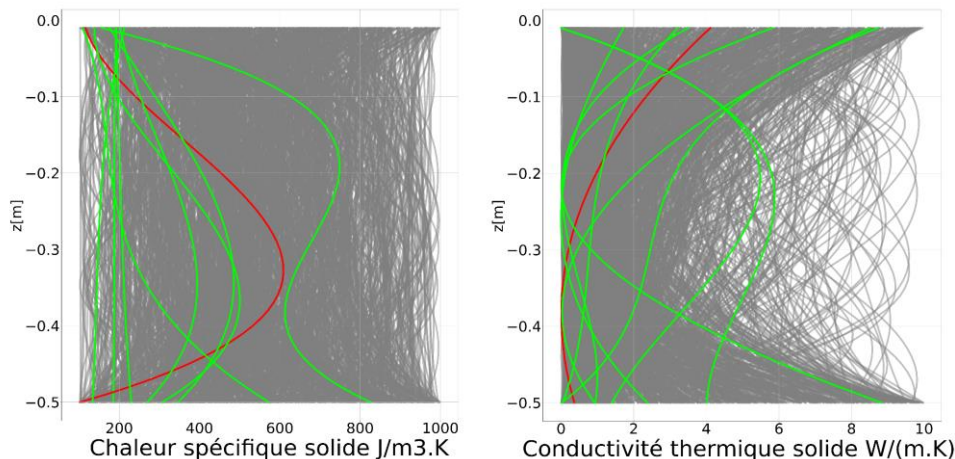


Figure 12. Ensemble des modèles de chaleur spécifique et conductivité thermique solides générés pour expliquer les données de la sonde S2. Verts : 5% des meilleurs modèles ; Rouge : Optimum ; Gris : 95% des plus mauvais.

Conclusion

Les résultats présentés dans ce rapport illustrent certaines étapes du processus de traitement des données de température mesurées au sol par les sondes multi-profondeurs et l'utilisation de données acquises par drone pour spatialiser les températures mesurées à la surface du sol. Ces deux premières étapes ont pu être abordées de front et de manière indépendante. Chacune d'entre elles a permis de mettre en évidence certains verrous algorithmiques associés au pré-traitement des données, mais aussi à la résolution du problème inverse pour l'estimation d'un modèle de propriétés thermiques de la proche surface.

L'analyse *a posteriori* de la segmentation des données du visible a permis de mettre en évidence la nécessité d'implanter les sondes de calibration de manière prioritaire sur des sols nus et dans la mesure du possible sans topographie marquée. La déconvolution de l'effet du couvert végétal s'accompagnant d'incertitudes significatives sur le calage et la calibration des températures, doit, lorsqu'elle est nécessaire, être traitée pour chaque site d'étude, car il est pour l'instant utopique de déterminer des fonctions génériques très précises pour corriger les effets de n'importe quel couvert végétal.

Parallèlement aux procédures de correction / calibration / validation, il est nécessaire d'affiner le choix des opérateurs géostatistiques pour la spatialisation des températures de surface à l'aide des données radiométriques obtenues par drone. Les méthodes de co-krigeage s'accompagnent de l'estimation des fonctions d'inter corrélation, d'une normalisation des données primaires et secondaires ainsi que d'une sélection optimale de l'espace des variables secondaires (celles obtenues par drone). Le co-krigeage intrinsèque colocalisé présenté dans ce rapport constitue un compromis mais requiert, sans aucun doute, d'être confronté à d'autres techniques de type *machine learning* particulièrement bien adaptées lorsque la quantité de données est importante.

Pour ce qui est de l'inférence des propriétés thermiques à partir de chroniques de températures multi-profondeurs, l'étape présentée s'est résumée en une analyse de sensibilité sur la base d'un modèle inféré par des sondages électriques. Le choix d'un polynôme dont le degré est déduit du modèle géophysique en constitue la principale originalité. Cette hypothèse mathématique a permis d'initier une étude exploratoire qui a permis d'illustrer quantitativement les problèmes d'équivalence à surmonter avant de s'attaquer à la résolution du problème inverse en thermique.

Bibliographie

Aubier S. Détermination de propriétés thermiques du sol à partir de suivis de températures multi profondeurs, et estimation des transferts hydriques verticaux associés. Etude de la plaine alluviale de La Bassée (Bassin de la Seine). Rapport de stage de M2 (57p), soutenu le 04/07/2021.

Auken, E., & Christiansen, A. V. (2004). Layered and laterally constrained 2D inversion of resistivity data. *Geophysics*, 69(3), 752-761.

Ayari A. Application de la méthode du cokrigeage pour la spatialisation des températures du sols à l'échelle de la parcelle. Utilisation des mesures thermiques par drone comme variable auxiliaire. Rapport de stage de M2 (61p), soutenu le 15/09/2021.

Babak, O. and Deutsch, C. V. (2009). Collocated cokriging based on merged secondary attributes. *Mathematical Geosciences*, 41(8), 921-926.

Cucchi, K., Flipo, N., Rivière, A., Rubin, Y. (2021) Estimating hydrothermal properties and high-frequency fluxes from multiphysics measurements in the hyporheic zone, *Frontiers in Water*, 3, 700274,. doi:10.3389/frwa.2021.700274

Cucchi, K., Rivière, A., Baudin, A., Berrhouma, A., Durand, V., Rejiba, F., Rubin, Y., Flipo, N. (2018).

- LOMOS-mini : a coupled system quantifying transient water and heat exchanges in streambeds. *Journal of Hydrology*, 561, 1037-1047. doi: 10.1016/j.jhydrol.2017.10.074
- Cucchi, K., Rivière, A., Rubin, Y. and Flipo, N. (2019) : Estimation des échanges nappe-rivière locaux et de leur variation le long d'un réseau hydrographique : Développement d'un capteur innovant et application au bassin agricole des Avenelles in *Fonctionnement hydrogéophysique des interfaces nappe-rivière et conséquences sur la ressource en eau*, Rapport PIREN SEINE.
- Hubbard, S. S., Williams, K. H., Agarwal, D., Banfield, J., Beller, H., Bouskill, N., Varadharajan, C. (2018). The East River, Colorado, Watershed: A mountainous community testbed for improving predictive understanding of multiscale hydrological–biogeochemical dynamics. *Vadose Zone Journal*, 17(1), 1-25.
- Jason Hubbart, Timothy Link, Colin Campbell, and Doug Cobos. Evaluation of a low-cost temperature measurement system for environmental applications. *Hydrological Processes : An International Journal*, 19(7) :1517–1523, 2005.
- Léger, E., Dafflon, B., Robert, Y., Ulrich, C., Peterson, J. E., Biraud, S. C., Hubbard, S. S. (2019). A distributed temperature profiling method for assessing spatial variability in ground temperatures in a discontinuous permafrost region of Alaska. *The Cryosphere*, 13(11), 2853-2867.
- Likas, A., Vlassis, N., Verbeek, J. J. (2003). The global k-means clustering algorithm. *Pattern recognition*, 36(2), 451-461.
- Krzeminska, D. M., Steele-Dunne, S. C., Bogaard, T. A., Rutten, M. M., Sailhac, P., & Geraud, Y. (2012). High-resolution temperature observations to monitor soil thermal properties as a proxy for soil moisture condition in clay-shale landslide. *Hydrological Processes*, 26(14), 2143-2156.
- Rejiba. F. Fauchard C, Antoine R, Finco C, Schamper C, Levallant R, Rivière A (2019) : Cartographie des propriétés physiques des sols (température / résistivité électrique, au sol et par drone) in *Fonctionnement hydrogéophysique des interfaces nappe-rivière et conséquences sur la ressource en eau*, Rapport PIREN SEINE.
- Rejiba. F. Fauchard C, Antoine R, Finco C, Schamper C, Levallant R, Rivière A, Flipo N. (2020). Trajectoire thermique à l'échelle de la plaine de la Bassée. Du suivi de la température au sol au suivi thermique par drone, Rapport PIREN SEINE.
- Rivière, A, Goncalvès J. and Jost A. Ginette (2019): 2-D variably saturated flow and heat model. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4058821>
- Rivière, A. (2012), PhD, Influences du pergélisol sur les écoulements souterrains et leurs échanges avec une rivière : étude numérique et expérimentale
- Rivière, A., Jost, A., Gonçalves, J., Font, M., 2019. Pore water pressure evolution below a freezing front under saturated conditions: Large-scale laboratory experiment and numerical investigation. *Cold Reg. Sci. Technol.* 158, 76–94. <https://doi.org/10.1016/j.coldregions.2018.11.005>
- Smits, K. M., Cihan, A., Sakaki, T., & Illangasekare, T. H. (2011). Evaporation from soils under thermal boundary conditions: Experimental and modeling investigation to compare equilibrium-and nonequilibrium-based approaches. *Water Resources Research*, 47(5).
- Tabbagh, A., Cheviron, B., Henine, H., Guérin, R., & Bechkit, M. A. (2017). Numerical determination of vertical water flux based on soil temperature profiles. *Advances in Water Resources*, 105, 217-226.
- DJ Nicolsky, VE Romanovsky, and GG Panteleev. Estimation of soil thermal properties using in-situ temperature measurements in the active layer and permafrost. *Cold Regions Science and Technology*, 55(1) :120–129, 2009