

RECONSTRUCTION GÉOSTATISTIQUE DE LA VARIABILITÉ PHÉNOLOGIQUE SPATIO-TEMPORELLE D'UNE PARCELLE VITICOLE

Vu Hoang Ha PHAM ¹ & Jean-Pierre DA COSTA ^{1,2}

¹ *Univ. Bordeaux, CNRS, Bordeaux INP, IMS, UMR 5218, F-33400 Talence, France*

² *Bordeaux Sciences Agro, F-33175 Gradignan, France*

vu-hoang-ha.pham@ims-bordeaux.fr, jean-pierre.dacosta@ims-bordeaux.fr

Résumé. En agriculture de précision, il est important d'appréhender et de gérer la variabilité intra-parcellaire. Différents capteurs permettent de capter temporellement ou spatialement cette variabilité. C'est le cas de capteurs imageurs dont il est facile de tirer des informations sur l'évolution phénologique des cultures : des caméras fixes fournissent des séries temporelles complètes en quelques sites, des caméras embarquées produisent des cartographies de la parcelle entière à quelques dates seulement. Cette étude, conduite sur des données de simulation, a pour objectif général de discuter le gain de connaissance sur la variabilité spatio-temporelle d'une parcelle apporté par l'utilisation conjointe de ces deux types d'information. Nous présentons tout d'abord une méthode de génération de données simulant l'évolution de la surface foliaire en tout point d'une parcelle viticole ainsi que son double échantillonnage, spatial et temporel. Nous proposons différentes approches fondées sur des méthodes d'interpolation spatiale ou spatio-temporelle qui tirent partie des deux sources d'information pour reconstruire l'évolution de notre variable sur la parcelle entière et sur l'ensemble de la saison. Une évaluation expérimentale met en évidence la meilleure performance de reconstruction obtenue par une méthode de krigeage spatio-temporel. Elle nous permet également de discuter du mode d'échantillonnage, montrant l'intérêt d'associer quelques séries temporelles ponctuelles à un petit nombre de cartographies spatiales.

Mots-clés : données spatiales, séries temporelles, interpolation, krigeage, viticulture

Abstract. In precision agriculture, it is important to understand and manage variability within a plot. Various sensors can be used to capture this variability in time or space. This is the case with imaging sensors, from which it is easy to derive information on the phenological evolution of crops: fixed cameras provide complete time series at a few locations, while on-board cameras produce maps of the entire plot at just a few dates. The general objective of this study, carried out on simulation data, is to discuss the gain in knowledge about the spatio-temporal variability of a plot that can be obtained using these two types of information together. First, we present a method for generating data simulating the evolution of leaf area at any point on a vineyard plot, as well as its dual spatial and temporal sampling. We propose different approaches based on spatial or spatio-temporal interpolation methods that take advantage of both sources of information to reconstruct the leaf area evolution over the whole plot and over the whole season. An experimental evaluation highlights the better reconstruction performance obtained by a spatio-temporal kriging method. It also allows us to discuss the sampling method, demonstrating the value of associating a few punctual time series with a small number of spatial mappings.

Keywords. Spatial data, time series, interpolation, kriging, viticulture

1 Introduction

L’agriculture fait face à différents défis liés notamment au changement climatique et à l’usage de produits phytopharmaceutiques. Pour adapter leurs pratiques, les agriculteurs doivent appréhender la variabilité de leurs parcelles, dans le temps et dans l’espace, afin d’y appliquer les principes d’une agriculture de précision. Cette stratégie se base sur la gestion de la variabilité pour améliorer la durabilité de la production agricole (ISPA 2021). Elle recommande l’identification, dans la parcelle étudiée, de zones de gestion aux caractéristiques homogènes (Moral 2010).

Afin d’établir un zonage des parcelles, différentes technologies non invasives sont utilisables. Des capteurs permettent de suivre la croissance et le rendement des cultures tout en caractérisant la variabilité spatiale et temporelle des parcelles. Des solutions de télédétection et de proxidétection se développent partout dans le monde pour surveiller différents systèmes de cultures (Queiroz 2020). En particulier, nous nous intéressons ici aux approches de vision artificielle en viticulture, un des secteurs les plus sensibles à l’application des technologies de l’agriculture de précision (Ammoniaci 2021). L’observation de la vigne présente des difficultés liées à ses caractéristiques culturales, comme une canopée discontinue et une organisation en rangs. Elles ont suscité le développement de capteurs de terrain conçus pour collecter des images au plus près de la culture. Ces capteurs, dits mobiles (e.g. Rançon 2023), sont destinés à être embarqués sur des engins agricoles pour explorer l’ensemble de la parcelle, à raison d’une ou plusieurs images par plante, permettant d’y détecter des maladies (Tardif 2023) ou d’en évaluer le statut azoté (Diago 2015). Au contraire, d’autres capteurs, dits fixes, sont destinés à être installés devant une plante particulière afin d’en observer son évolution temporelle (Rançon 2023).

Chaque type de capteurs présente des avantages et des inconvénients. Un capteur mobile permet de caractériser l’ensemble de la parcelle mais ne peut pas être déployé régulièrement pour des raisons liées aux conditions météorologiques, à l’itinéraire technique ou à la disponibilité des matériels. Les capteurs fixes collectent au contraire des informations journalières sur quelques plantes mais n’assurent pas une couverture suffisante de la parcelle.

Une solution pour tirer parti de ces deux types d’information est d’en effectuer une fusion. La fusion de données peut se définir comme le processus consistant à ”combiner les données issues de plusieurs sources pour produire des informations plus cohérentes et plus précises que celles fournies par n’importe quelle source d’une manière individuelle” (Munir 2021). Les méthodes géostatistiques comme le krigeage ou le co-krigeage sont des techniques envisageables pour cette fusion. Elles sont couramment appliquées à des données de proxidétection et de télédétection afin de cartographier des indices de végétation, la conductivité du sol, etc. (Castrignano 2018, Shaddad 2015, Barbedo 2022).

L’objectif général de cette étude est de discuter le gain de connaissances sur la variabilité spatio-temporelle permis par la fusion de ces deux sources d’information : d’une part des données à forte densité spatiale mais faiblement résolues dans le temps et, d’autre part, des données à forte résolution temporelle mais faible résolution spatiale. Nous nous concentrerons sur des informations telles que celles fournies par les capteurs optiques évoqués plus haut, en particulier sur une donnée facile à extraire d’images de vignes comme la surface foliaire.

A ce stade de l'étude, et considérant la difficulté d'instrumenter une parcelle pour en suivre l'évolution sur une saison entière, nous nous limiterons ici à l'utilisation de données simulées.

Plusieurs travaux portent sur les méthodes permettant de simuler les processus physiologiques, dont la surface foliaire, en utilisant des modèles de fonctionnement des cultures comme STICS (Brisson et al. 1998) ou VICTOMO (Mania 2019). Les données simulées par le modèle STICS ont été utilisées pour évaluer les impacts du changement climatique sur le rendement, la phénologie, les conditions de stress ou les besoins en irrigation (Fraga 2018). La variabilité spatiale parcellaire peut aussi être simulée comme une variable auto-corrélée pour étudier les propriétés et les limites des approches d'échantillonnage (Oger 2021).

Inspirés par ces travaux, nous proposons dans cet article une méthode de simulation de données reproduisant l'évolution phénologique d'une parcelle viticole intégrant différentes sources de variabilité spatiale (nature du sol, disponibilité des ressources) et individuelle (matériel végétal), mais également les erreurs de mesure inhérentes à l'utilisation de capteurs imageurs. Par un protocole d'échantillonnage simulant un placement aléatoire de capteurs fixes dans l'espace et d'acquisitions mobiles dans le temps, nous reproduirons différents scénarios d'échantillonnage spatio-temporel de ces données. Nous questionnerons notamment le choix des fréquences d'échantillonnage spatial et fréquentiel. Différentes approches de fusion seront proposées, basées sur des méthodes d'interpolation (inverse-distance) ou des méthodes géostatistiques (krigeage spatial ou spatio-temporel). Enfin, nous évaluerons la capacité de ces approches à estimer la variabilité spatio-temporelle et ainsi à reconstruire l'évolution phénologique de la parcelle.

2 Matériels et Méthodes

Cette étude comporte différentes étapes expérimentales représentées à la figure 1 : la simulation de données de surfaces foliaires telles qu'observables par vision embarquée sur une parcelle viticole au cours d'une saison de production ; le sous-échantillonnage spatial ou temporel simulant la prise de données par des capteurs (resp. mobiles ou fixes) ; la reconstruction des données initiales par interpolation spatio-temporelle ; l'évaluation de la reconstruction à l'aide de métriques standards. Chacune de ces étapes est détaillée ci-dessous.

2.1 Simulation de données

Le jeu de données simulé est constitué d'une série de cartes journalières exhaustives d'une parcelle d'Avril à Octobre. Le vignoble virtuel comprend 100 rangs de 73 ceps orientés nord-sud. L'inter-rang et la distance entre deux ceps sont fixés à 1,1m. La variable choisie est la surface foliaire dont l'estimation est généralement facile d'accès par vision embarquée.

Afin de simplifier l'étude, nous adoptons quelques hypothèses : i) il n'y a pas de pieds manquants dans la parcelle; ii) les techniques de gestion de canopée (e.g. effeuillage, écimage) ne sont pas appliquées sur la vigne; iii) la parcelle est globalement homogène et ne présente pas de retards phénologique entre ceps ou entre zones de la parcelle.

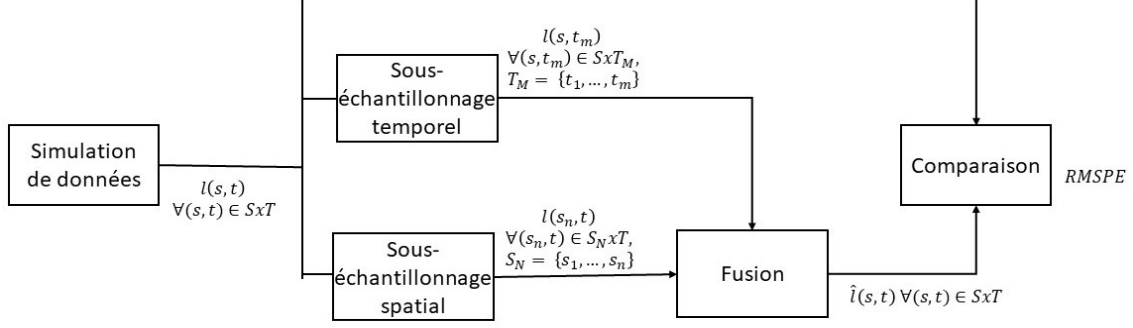


Figure 1: Reconstruction de la variabilité spatio-temporelle par méthodes d’interpolation

On suppose que la variabilité spatio-temporelle de la parcelle est issue de plusieurs composantes : l’évolution phénologique $\varphi(t)$, la variabilité environnementale $g(s)$, la variabilité du matériel végétal $\alpha_p(s)$ et enfin la variabilité de mesure $\alpha_m(s, t)$. La surface foliaire, représentée par la fonction $l(s, t)$ est ainsi donnée par la formule suivante :

$$l(s, t) = \alpha_m(s, t) \times \alpha_p(s) \times g(s) \times \varphi(t) \quad (1)$$

L’évolution phénologique $\varphi(t)$ décrit de manière empirique le développement du feuillage au cours de la saison. Elle est modélisée de manière réaliste par une équation de type sigmoïde :

$$\varphi(t) = \frac{a}{b + \exp(-c \times (t - d))}, \forall t \geq 0 \quad (2)$$

où t est le temps (en jours). Les paramètres $a = 0.0623$, $b = 0.0424$, $c = 0.1213$ et $d = 106$ ont été ajustés à partir d’une simulation d’un modèle STICS. L’impact environnemental $g(s)$, seule composante auto-corrélée, décrit la variabilité due aux ressources (i.e. au sol). Elle est générée comme un champ Gaussien aléatoire sans effet de pépite. Le variogramme utilisé, de type exponentiel, est inspiré des données de NDVI collectées sur une parcelle réelle. Les termes relatifs à la variabilité inter-ceps $\alpha_p(s)$ et à l’erreur de mesure $\alpha_m(s, t)$ sont des bruits blancs de lois normales $\mathcal{N}(1, \sigma_p^2)$ et $\mathcal{N}(1, \sigma_m^2)$. Leurs variances sont choisies pour limiter les variations à respectivement $\pm 10\%$ et $\pm 15\%$. La variabilité inter-cep (liée aux propriétés du matériel végétal lui-même) est considérée comme indépendante du temps mais l’erreur de mesure (liée aux variations de prise d’images) peut varier d’un jour à l’autre.

2.2 Echantillonnage

Afin de simuler l’acquisition de données terrain, deux échantillonnages ont été menés. Le premier consiste à collecter M séries temporelles, relatives à M capteurs fixes, échantillonnés aléatoirement sur la parcelle. Afin d’assurer une bonne couverture de la parcelle et éviter toute corrélation spatiale, leurs positions sont tirées selon un processus de Matern II (Baddeley 2016) de sorte que la distance entre deux points soit toujours supérieure à 10 m.

Le second échantillonnage, temporel, consiste à choisir N dates sur la saison, relatives aux N dates d’acquisition de cartes exhaustives par des capteurs mobiles. Ces dates sont choisies aléatoirement lors de la troisième semaine de chaque mois, sauf dans le cas d’une acquisition unique. Dans ce cas, la date est choisie aléatoirement sur tout le mois d’Avril.

2.3 Méthodes de reconstruction

Pour chaque scénario d’échantillonnage, un ensemble de $M \in \{1, 3, 6, 15, 24\}$ séries temporelles et $N \in \{1, 2, 4, 7\}$ cartes sont disponibles pour reconstruire l’évolution temporelle de la parcelle tout entière. Pour cela, quatre techniques de reconstruction ont été utilisées qui diffèrent selon la méthode d’interpolation utilisée (interpolation par inverse distance vs. krigeage géostatistique) et selon sa mise en oeuvre (spatiale ou spatio-temporelle).

2.3.1 Reconstruction spatiale

Dans ce cas, seuls les N capteurs fixes sont utilisés : l’interpolation est faite à chaque date t indépendamment. La valeur $\hat{l}(s, t)$ en un point inconnu s est estimée comme une moyenne pondérée des valeurs observées aux points s_i à la même date t :

$$\hat{l}(s, t) = \frac{\sum_i w(s_i) l(s_i, t)}{\sum_i w(s_i)}, \quad (3)$$

où les poids $w(s_i)$ diffèrent selon la méthode d’interpolation : IDW ou Krigeage.

IDW Spatial – Selon la méthode Inverse Distance Weighting (Burrough 1986), les poids varient selon l’inverse de la distance au point s , élevée à une puissance p : $w(s_i) = 1/d^p(s, s_i)$. La valeur de p est fixée à 2 dans nos travaux.

Krigeage spatial – La seconde technique utilisée est un krigeage spatial (Cressie 1988). Les poids d’interpolation sont établis par modélisation stochastique de la variabilité spatiale, généralement représentée par le variogramme empirique. A chaque date t , la taille N de l’échantillon étant limitée, le variogramme doit être estimé à partir d’une des cartes exhaustives réalisées dans la saison. Nous avons ajusté un modèle de variogramme exponentiel sur les données simulées du mois de juillet, lorsque le pallier de végétation est atteint. Sa portée et son ratio d’anisotropie sont supposés stables dans le temps. En revanche, son effet pépité et son pallier, ont été adaptés pour les stades antérieurs de développement végétatif.

2.3.2 Reconstruction spatio-temporelle

Le principe est cette fois-ci d’exploiter à la fois les capteurs fixes et les capteurs mobiles, c’est à dire à la fois les N séries temporelles et les M cartes spatiales :

$$\hat{l}(s, t) = \frac{\sum_{i,j} w(s_i, t_j) l(s_i, t_j)}{\sum_{i,j} w(s_i, t_j)}. \quad (4)$$

Deux approches sont ici aussi utilisées pour le calcul des poids d’interpolation $w(s_i, t_j)$.

IDW spatio-temporel – Dérivée de sa version spatiale, l’approche spatio-temporelle traite le temps comme une troisième dimension dans l’expression de la distance. Les dimensions n’étant pas homogènes, il est nécessaire d’appliquer un coefficient de pondération, choisi arbitrairement : $w(s_i, t_j) = 1/d^p(s, t, s_i, t_j)$, avec $d(s, t, s_i, t_j) = d(s, s_i) + \beta \cdot d(t, t_j)$.

Krigeage spatio-temporel Les poids de krigeage sont ici déterminés par ajustement d’un modèle exponentiel au variogramme spatio-temporel empirique (Wikle 2019).

La variable d’intérêt (surface foliaire) variant au cours du temps, l’hypothèse de stationnarité spatio-temporelle nécessaire au krigeage spatio-temporel n’est cependant pas garantie. De même, la méthode IDW paraît peu pertinente dans le cas d’une non stationnarité temporelle. Pour pallier cette difficulté, il convient d’appliquer ces deux méthodes non pas sur les valeurs brutes mais sur des résidus normalisés :

$$res(s, t) = (l(s, t) - m(t))/m(t) \quad (5)$$

où $m(t)$ décrit l’évolution moyenne de la variable l au cours du temps. En pratique, elle est obtenue en ajustant le modèle de croissance (cf. équation 2) aux données temporelles relatives aux N capteurs fixes.

Enfin, la quantité de données, dans le temps et l’espace, étant très importante, la complexité calculatoire du krigeage spatio-temporel se révèle très élevée. Le krigeage local devient alors une alternative plus avantageuse, qui permet par ailleurs d’assouplir la contrainte de stationnarité spatiale (Graler et al. 2016).

2.4 Evaluation

La capacité des méthodes d’interpolation à reconstituer toute l’évolution phénologique de la parcelle est évaluée en comparant, à chaque date t , les cartes des surfaces foliaire simulées $\{g(s)\varphi(t), \forall s\}$ (sans variabilité inter-cep ni bruit de mesure) et les résultats d’interpolation $\{\hat{l}(s, t), \forall s\}$. La métrique utilisée est $RMSPE$, racine carrée de l’erreur quadratique moyenne relative, évaluée sur 25 répétitions Monte-Carlo.

3 Résultats et Discussion

3.1 Jeu de données simulé

Notre méthode de simulation a permis de générer un bloc de données représentant l’évolution de la surface foliaire au cours de la saison en tout pied de vigne de la parcelle. À chaque jour correspond une section du bloc. La troisième dimension décrit le temps. La figure 2 montre un exemple de section, à gauche, sous la forme d’une carte simulant des observations

faites à la date du 10 juillet à l'aide d'un capteur mobile. Elle montre également trois séries temporelles telles qu'observables par des capteurs fixes en trois points de la parcelle.

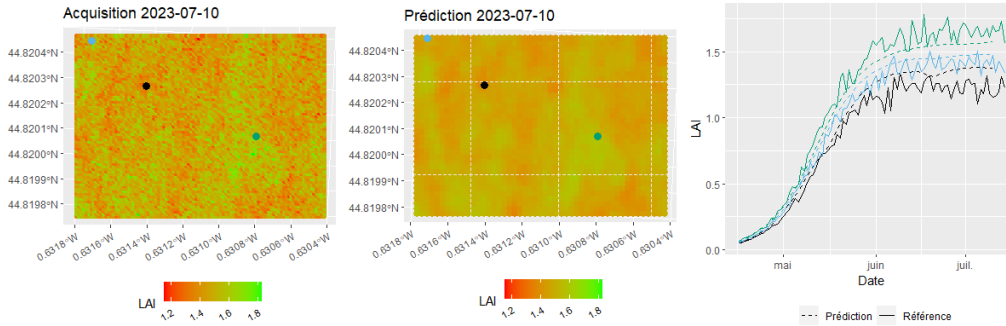


Figure 2: De gauche à droite : carte simulée $l(s, t_j)$ extraite au 10 juillet, résultats d'interpolation $\hat{l}(s, t_j)$ obtenus par krigeage spatio-temporel le même jour (uniquement 1 vigne sur 4), séries temporelles $l(s_i, t)$ et $\hat{l}(s_i, t)$ relatives aux trois points sur la carte.

3.2 Performance des méthodes de reconstruction

Les performances des méthodes de reconstruction sont comparées à la figure 3, pour un même nombre de capteurs fixes $N = 3$ et un même nombre de cartes exhaustives $M = 7$.

A un nombre de capteurs fixes limité, il apparaît que les méthodes purement spatiales (méthodes (i) et (iii)), qui ne sont basées que sur les N séries temporelles, montrent une performance moindre. La distance entre des capteurs pour assurer une couverture suffisante de la parcelle est trop grande pour détecter les variations spatiales locales conduisant ainsi à des valeurs de RMSPE à la fois plus élevées et plus variables.

La reconstruction par IDW spatio-temporel (méthode (iii)) permet d'exploiter les cartes et les séries temporelles dans l'interpolation. Cette méthode donne des résultats meilleurs et beaucoup plus stables que les méthodes spatiales. Les erreurs sont cependant plus importantes au mois d'Avril, probablement dues aux faibles valeurs de surface foliaire en début de saison. Notons que le coefficient de pondération, fixé ici à 10^{-5} , a été déterminé en comparant les portées spatiales et temporelles du variogramme spatio-temporel empirique.

Enfin, la reconstruction par krigeage spatio-temporel est celle produisant les erreurs d'interpolation les plus faibles. Une évaluation visuelle, cf. figure 2, permet également de constater que cette méthode parvient à restituer la structure spatiale de la parcelle observée sur les données de simulation. C'est cette méthode qui est utilisée pour la suite des expérimentations.

Intéressons nous à présent à la question de l'échantillonnage. Lorsque les acquisitions par capteur mobile se font à raison d'une par mois ($M = 7$), l'ajout de capteurs fixes (au delà de $N = 3$) n'améliore que très peu les résultats de krigeage (Figure 3, en haut à droite). Cela peut être expliqué par le fait que la structure spatiale de la parcelle reste constante au cours

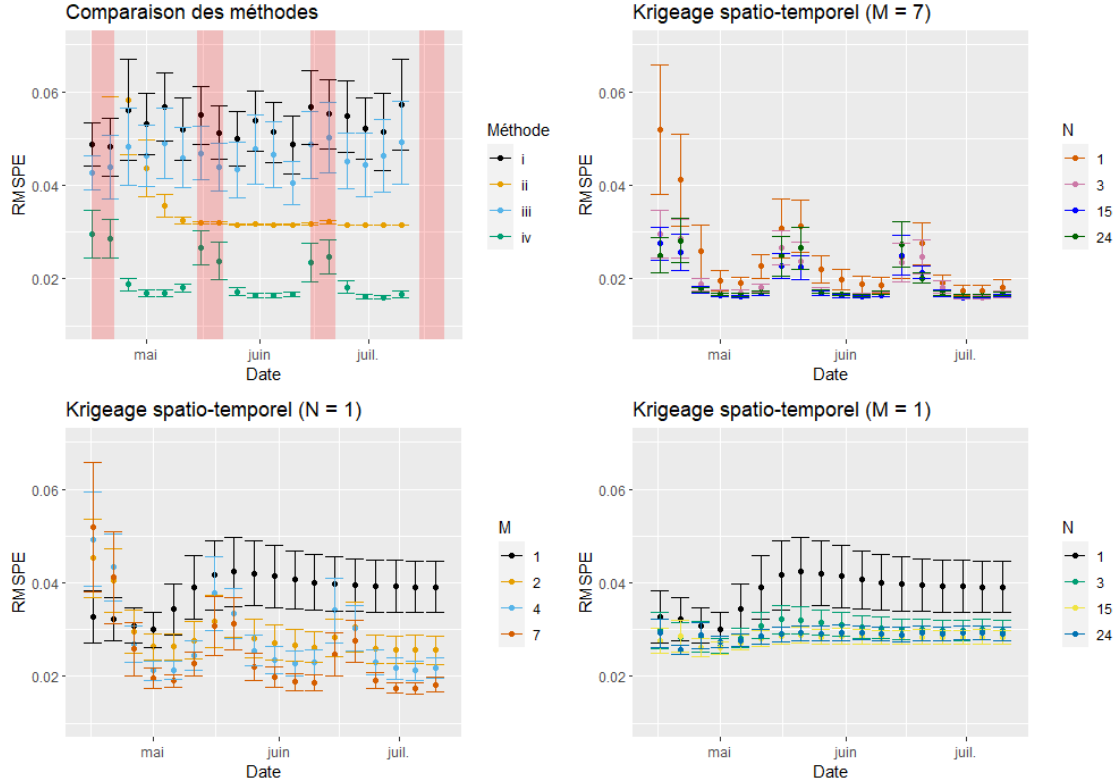


Figure 3: En haut à gauche, comparaison de différentes méthodes de reconstruction avec $N = 3$ capteurs fixes et $M = 7$ cartes : (i) IDW spatial, (ii) IDW spatio-temporel, (iii) Krigeage spatial, (iv) Krigeage spatio-temporel). Les rectangles rouges représentant les plages de dates d’acquisition. En haut à droite et ligne du bas : comparaison de différentes stratégies d’échantillonnage dans le cas du krigeage spatio-temporel.

du temps. Observer cette structure à une date et la combiner à l’évolution temporelle obtenue par un petit nombre de capteurs suffit à reconstruire correctement l’ensemble des données. On constate par ailleurs que plus la date à prédire est proche des dates d’acquisitions, plus le RMSPE est important. Ce comportement, qui paraît contre intuitif, est probablement dû au fait que les prédictions tendent à se rapprocher des données acquises par les capteurs mais que ces derniers sont bruitées par la variabilité inter-ceps et par l’erreur de mesure.

Lorsqu’un seul capteur fixe est utilisé (cf. Figure 3 en bas à gauche), la diminution du nombre M de cartes exhaustives détériore la qualité de reconstruction. Notons cependant que, dans tous les cas, les performances de reconstruction restent instables et dépendantes de la date à prédire.

Enfin, lorsqu’on se limite à 1 carte exhaustive (Figure 3, en bas à droite), l’ajout de capteurs fixes sur la parcelle permet de mieux reconstruire la variabilité spatiale en diminuant les erreurs d’estimation. Toutefois, l’amélioration s’atténue très vite. Même l’utilisation d’un grand nombre de capteurs ($M = 15$ ou 24) ne permet pas de s’approcher des résultats obtenus avec $M = 4$ ou 7 cartes.

4 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une approche permettant de discuter la stratégie d'échantillonnage d'une parcelle agricole par l'utilisation conjointe de capteurs fixes, fournissant des données temporellement résolues mais spatialement éparses, et de capteurs mobiles, fournissant des données spatialement résolues mais qu'à quelques dates. Cette approche repose sur une méthode de simulation de données de surface foliaire qui intègre à la fois la variabilité des ressources et du matériel végétal, et l'incertitude de mesure. Quatre méthodes ont été implémentées pour la reconstruction de la variabilité spatio-temporelle. Les résultats obtenus sur une parcelle phénologiquement homogène montrent une meilleure efficacité du krigeage spatio-temporel. Cette méthode parvient à reconstruire l'évolution phénologique de la parcelle à partir de quelques séries temporelles et cartes spatialisées.

Dans de futurs travaux, l'étude sera étendue au cas d'une parcelle phénologiquement hétérogène, structurée en plusieurs zones de dynamique phénologique variable. Au delà des métriques classiques, nous chercherons à évaluer la capacité des méthodes à retrouver ces différentes zones. Nous envisageons également d'appliquer cette approche à des données réelles acquises sur une parcelle viticole à l'aide de capteurs imageurs, fixes et embarqués.

Bibliographie

- Ammoniaci, M., Kartsiotis, S.-P., Perria, R. et Storchi, P. (2021), State of the Art of Monitoring Technologies and Data Processing for Precision Viticulture. *Agriculture*, 11(3), p. 201.
- Baddeley, A., Rubak, E. et Turner, R. (2015), *Spatial Point Patterns: Methodology and Applications with R*. London : Chapman and Hall/CRC Press.
- Barbedo, J. G. A. (2022), Data Fusion in Agriculture: Resolving Ambiguities and Closing Data Gaps. *Sensors*, 22 (6), pp. 2285.
- Brisson, N., Mary, B., Ripoche, D., Jeuffroy, M.-H., Ruget, F., Nicoullaud, B., Gate, Ph., Devienne-Barret, F., Antonioletti, R. et Dürr, C. (1998), STICS: a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen balances. I. Theory and parameterization applied to wheat and corn. *Agronomie*, 18, pp. 311-346.
- Burrough, P. A. (1986), Principles of Geographical Information systems for land resource assessment. *Oxford University Press, Oxford*.
- Castrignano, A., Buttafuoco, G., Quarto, R., Parisi, D., Viscarra Rossel, R.A., Terribile, F., Langella, G. et Venezia, A. (2018), A geostatistical sensor data fusion approach for delineating homogeneous management zones in Precision Agriculture. *CATENA*, 167, pp. 293-304.
- Cressie, N. (1988), Spatial prediction and ordinary kriging. *Mathematical Geology*, 20 (4), pp. 405-421.
- Diago, M. P. et Tardaguila, J. (2015), Vinerobot: On-the-go vineyard monitoring with non-invasive sensors. *Progres Agricole et Viticole*, pp. 1-4.

- Fraga, H., García de Cortázar Atauri, I. et Santos, J.A. (2018), Viticultural irrigation demands under climate change scenarios in Portugal. *Agricultural Water Management*, 196, pp. 66-74.
- Gräler, B., Pebesma, E. J. et Heuvelink, G. B. M. (2016), Spatio-Temporal Interpolation using gstat. *R Journal*, 8, pp. 204.
- ISPA, International Society for Precision Agriculture (2021), Precision Ag Definition. En ligne : <https://www.ispag.org/about/definition> [Consulté le 4 octobre 2023].
- Mania, E., Andreoli, V., Cavalletto, S., Cassardo, C. et Guidoni, S. (2019), VICMOTO: Physical modeling and numerical simulation applied to vineyard. Poni, S. (éd.), *BIO Web of Conferences*, 13, pp. 02006.
- Moral, F. J., Terrón, J. M. et Marques da Silva, J.R. (2010), Delineation of management zones using mobile measurements of soil apparent electrical conductivity and multivariate geostatistical techniques. *Soil and Tillage Research*, 106 (2), pp. 335-343.
- Munir, A., Blasch, E., Kwon, J., Kong, J. et Aved, A. (2021), Artificial Intelligence and Data Fusion at the Edge. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 36 (7), pp. 62-78.
- Oger, B., Vismara, P. et Tisseyre, B. (2021), Combining target sampling with within field route-optimization to optimise on field yield estimation in viticulture. *Precision Agriculture*, 22 (2), pp. 432-451.
- Queiroz, D. M., Coelho, A. L. F., Valente, D. S. M. et Schueller, J. K. (2020), Sensors Applied to Digital Agriculture: A Review. *Revista Ciência Agronômica* [en ligne], 51 (5).
- Rançon, F., Keresztes, B., Fontaine, G., Deshayes, A., Da Costa, J.-P. et Germain, C. (2023), Vinelapse: an autonomous grapevine observation image sensor. In: *ECPA 2023*, Bologna, Italy.
- Rançon, F., Keresztes, B., Deshayes, A., Tardif, M., Abdelghafour, F., Fontaine, G., Da Costa, J.-P. et Germain, C. (2023), Designing a Proximal Sensing Camera Acquisition System for Vineyard Applications: Results and Feedback on 8 Years of Experiments. *Sensors*, 23 (2), pp. 847.
- Shaddad, S. M., Madrau, S., Castrignano, A. et Mouazen, A. M. (2016), Data fusion techniques for delineation of site-specific management zones in a field in UK. *Precision Agriculture*, 17 (2), pp. 200-217.
- Tardif, M., Amri, A., Keresztes, B., Deshayes, A., Martin, D., Greven, M. et Da Costa, J.-P. (2022), Two-stage automatic diagnosis of Flavescence Dorée based on proximal imaging and artificial intelligence: a multi-year and multi-variety experimental study. *OENO One*, 56 (3), pp. 371-384.
- Wikle, C.K., Zammit-Mangion, A. et Cressie, N., 2019. *Spatio-Temporal Statistics with R*. Chapman&Hall/CRC, Boca Raton, FL.