



HAL
open science

**Compte-rendu de mission. Acquisition de données.
magnétométriques. Mission du 20/11/2020 – Oppidum
d'Ensérune (34)**

Nicolas Poirier, François Baleux, Carine Calastrenc

► **To cite this version:**

Nicolas Poirier, François Baleux, Carine Calastrenc. Compte-rendu de mission. Acquisition de données. magnétométriques. Mission du 20/11/2020 – Oppidum d'Ensérune (34). TRACES UMR 5608. 2020. hal-04269934

HAL Id: hal-04269934

<https://hal.science/hal-04269934>

Submitted on 3 Nov 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Compte-rendu de mission Acquisition de données magnétométriques

Mission du 20/11/2020 – Oppidum d'Ensérune (34)

N. Poirier, F. Baleux, C. Calastrenc.

1. Objectif et contexte

La mission d'acquisition de données magnétométriques du 20/11/2020 a été réalisée sur la commune de Nissan-lez-Ensérune (34), sur le versant Sud de l'oppidum d'Ensérune, pour le compte de Ph. Boissinot (EHES/Um 5608 TRACES)

L'objectif était d'évaluer le potentiel archéologique de deux secteurs du piémont de l'oppidum, par prospection au magnétomètre-gradiomètre.

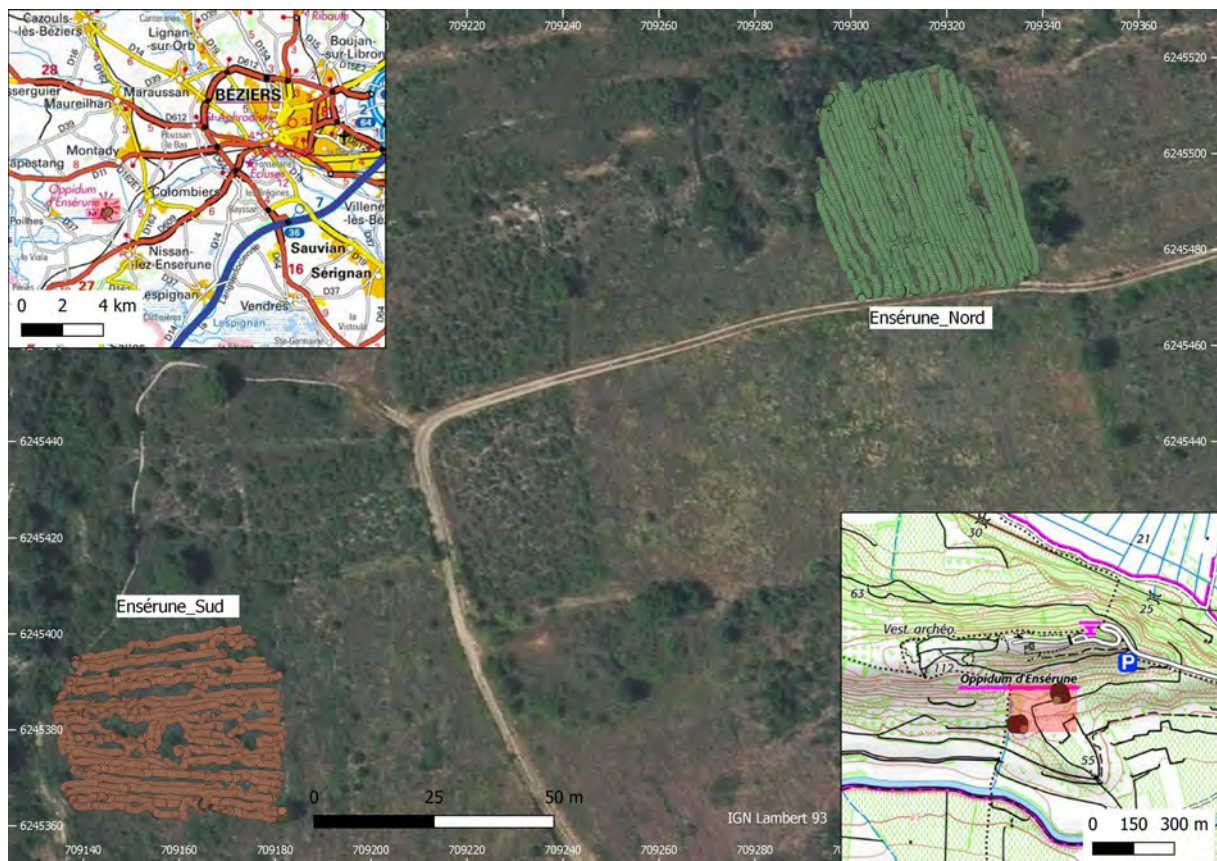


Figure 1 : Ensérune – mission du 20/11/2020 - Localisation des zones prospectées

2. Conditions d'intervention

2.1. Implantation des grilles

Deux grilles de prospection géophysique ont été implantées dans deux secteurs indiqués comme potentiellement intéressants par le responsable d'opération, l'une baptisée Ensérune_Nord, l'autre Ensérune_Sud (Figure 1).

L'emprise couverte par la grille Ensérune_Nord est de 1700 m² tandis que l'emprise couverte par la grille Ensérune_Sud est de 1680 m².

2.2. Matériel utilisé

Le matériel utilisé comprend le système magnétomètre-gradiomètre GSM-19 de la Société Gem.

Le GSM-19 est un magnétomètre à protons champ total. L'effet « overhauser » permet de décupler la sensibilité du magnétomètre à protons standard. Il permet donc d'assurer la fiabilité des mesures. Les résultats obtenus sont de très bonne qualité avec une sensibilité de 0.015 nT/VHz à 1 échantillon par seconde au moins. La résolution de ce magnétomètre est égale à 0.01 nT.

Utilisé en mode « walking », son système d'acquisition de mesures en continu couplé à un GPS permet un enregistrement jusqu'à 5 points de mesure par seconde. Dans ce cas précis, un enregistrement de 2 points par seconde a été paramétré.

Les données ont été acquises en bandes parallèles espacées de 1 m.

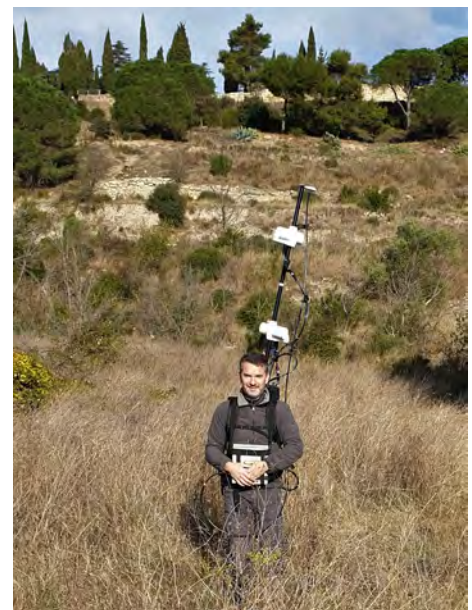


Figure 2: Magnétomètre-gradiomètre GSM-19 en mode "walking" (cliché C. Calastrenc)

3. Traitement des données

Le traitement des données a été réalisé selon les étapes suivantes :

- Déchargement des données de la machine
- Génération d'un fichier de points géoréférencés comprenant les mesures magnétométriques comme données attributaires
- Import sous SIG QGIS et interpolation des mesures par krigeage ordinaire.

4. Résultats

Nous produisons une interpolation des mesures magnétométriques par krigeage ordinaire pour chacune des deux grilles, permettant une lecture facilitée de la répartition des valeurs et des éventuelles anomalies.

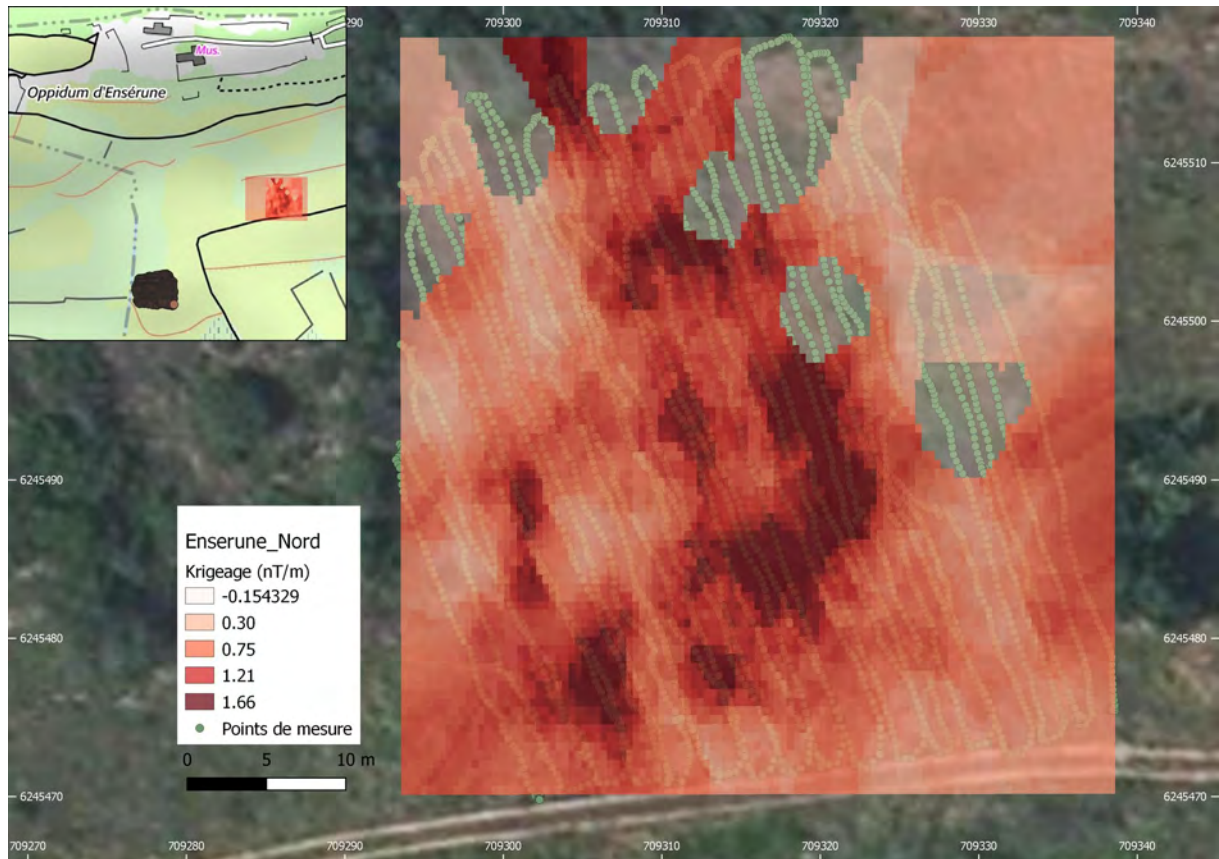


Figure 3 : Ensérune – mission du 20/11/2020 – Interpolation pour le secteur Ensérune_Nord

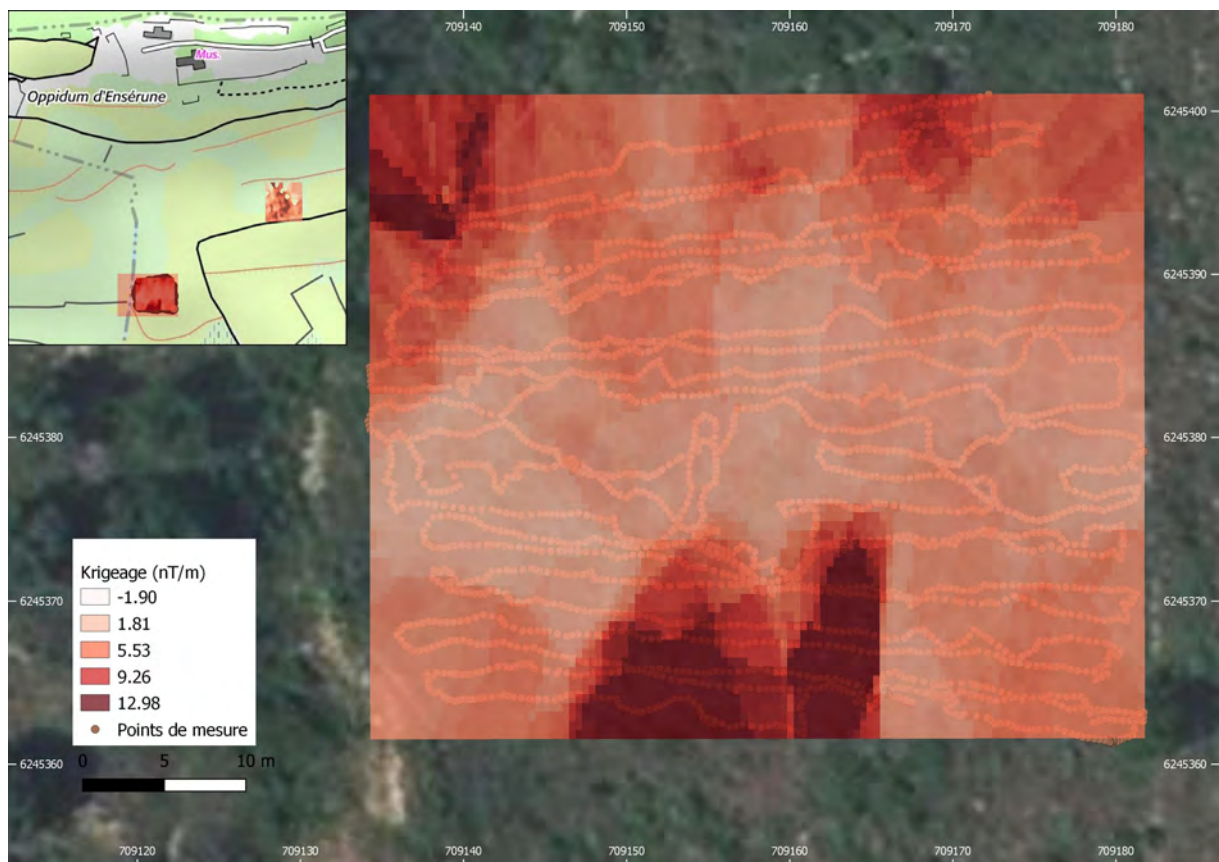


Figure 4 : Ensérune – mission du 20/11/2020 – Interpolation pour le secteur Ensérune_Sud

5. Discussion et interprétation

Les résultats obtenus doivent être discutés. Si les valeurs de gradient magnétométrique (nT/m) sont cohérentes pour la zone Ensérune_Nord (gradient compris entre 0,15 et 1,66 nT/m) permettant peut-être même de **distinguer une anomalie au centre de la zone prospectée (Figure 3)**, il n'en va pas de même pour le secteur Ensérune_Sud où les valeurs mesurées apparaissent aberrantes (gradient jusqu'à 13 nT/m) (Figure 4). Ces aberrations peuvent être expliquées par des interférences occasionnées par la présence d'objets métalliques sur l'opérateur du gradiomètre en zone Sud (opérateur différent de la zone Nord). En somme, **il ne nous paraît pas pertinent d'accorder crédit aux données enregistrées pour la zone Ensérune_Sud.**

Concernant la zone Ensérune_Nord, différents tests d'interpolations différentes des valeurs ont été réalisés par F. Baleux pour en tirer le maximum d'informations (cf. Annexe).

La réalisation d'une carte moyenne de ces différentes tentatives d'interpolation appelle quelques commentaires (Figure 5).

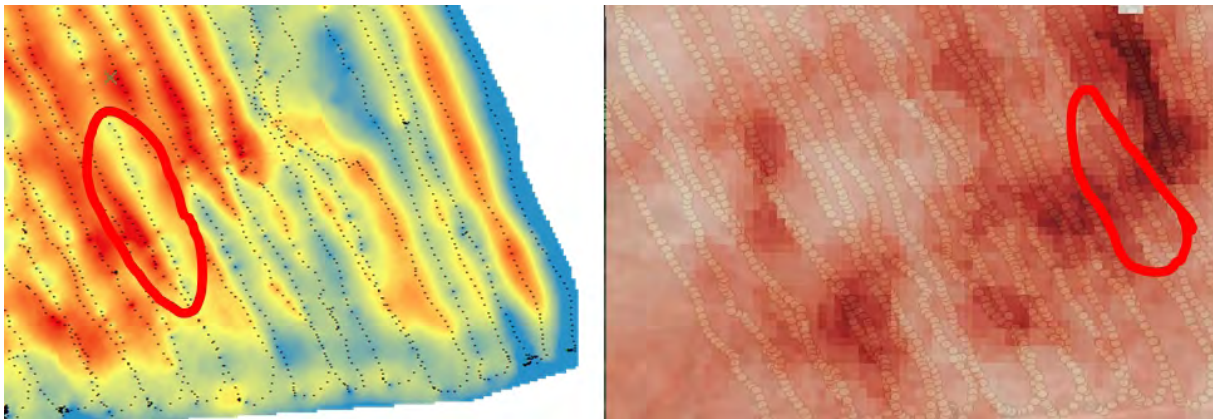


Figure 5 : Ensérune – mission du 20/11/2020 – Problèmes apparus dans l'interpolation des valeurs

La moyenne des interpolations est (trop) proche des valeurs initiales, ce qui donne l'effet "bandes". Un exemple avec les points entourés qui présentent des valeurs négatives, ce qui crée une brèche au milieu des valeurs fortes.

Le problème vient de certains sauts de valeurs entre des points proches. Ces valeurs très différentes étant isolées, i.e. il n'y a pas de continuité après une variation forte de la valeur, il est délicat de se prononcer sur l'auto-corrélation des valeurs, qui est le prédicat de base dans le cas du Krigage. C'est peut-être dû à des petits objets qui font réagir très fortement le magnétomètre ponctuellement.

Comme les variations sont proches, cela entraîne des soucis avec le semi-variogramme. Pour rappel, on part de la "nuée variographique" qui correspond à la variabilité entre tous les points pris deux à deux (Figure 6). Sur l'axe x sont présentées les inter-distances et sur l'axe y la semi-variance = $1/2(val1-val2)^2$. À partir de cette nuée, on considère cette variabilité à des pas de distance réguliers. Typiquement, et cela est dû à l'auto corrélation, les points proches ont une variabilité très faible, puis elle augmente avec la distance jusqu'à atteindre généralement un palier, c'est la distance à partir de laquelle la variance ne bouge plus beaucoup, ou plutôt la distance à partir de laquelle les points éloignés n'ont plus d'influence sur les points considérés.

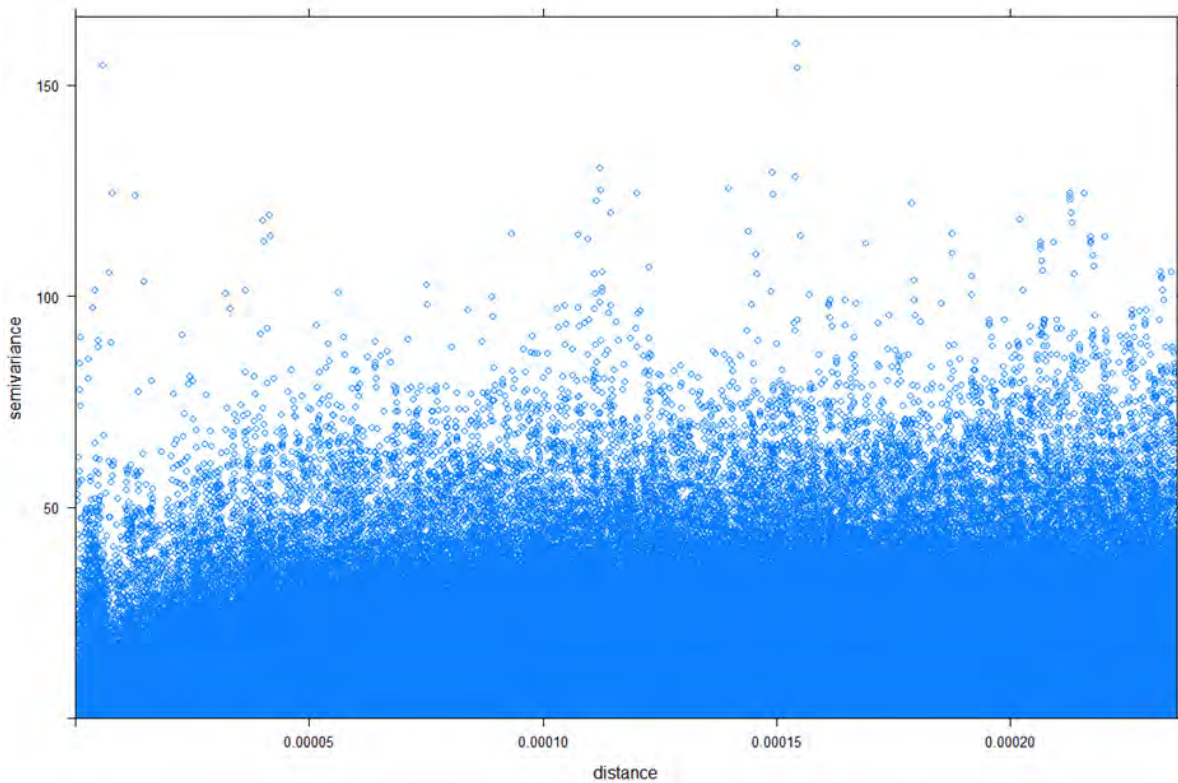


Figure 6 : Ensérune – mission du 20/11/2020 – Semi-variogramme des valeurs de gradient magnétométrique d'Ensérune_Nord

Dans notre cas, des points proches présentent une forte variabilité. Il en résulte que le semi-variogramme est très difficile à ajuster par un modèle à cause de ces variations à faible distance.

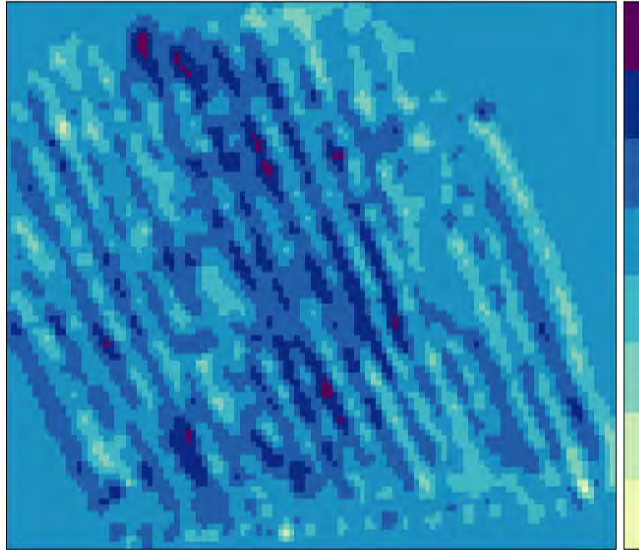
En conclusion, **les données acquises sur la zone Ensérune_Sud sont assurément inutilisables** du fait d'interférences avec des objets métalliques portés par l'opérateur au moment de l'acquisition, et **les données acquises sur la zone Ensérune_Nord, plus cohérente, sont toutefois difficiles à modéliser** en raison de variations de mesures fortes sur des points pourtant proches.

Ces difficultés peuvent être expliquées par la procédure d'acquisition utilisée, en mode « sac à dos », où les 2 capteurs magnétiques sont situés assez loin du sol, ce qui n'est pas favorable à l'identification d'anomalies archéologiques ténues. Ce mode d'utilisation était toutefois incontournable sur ce terrain densément enfriché qui n'aurait pas permis une acquisition avec des capteurs plus près du sol (cf. Figure 2 qui montre bien l'état d'enfrichement de la parcelle). Les difficultés de progression à pied dans ces terrains difficiles expliquent probablement aussi les incohérences dans les valeurs dans la mesure où il est très difficile dans ces conditions de conserver un bon alignement vertical entre les 2 capteurs.

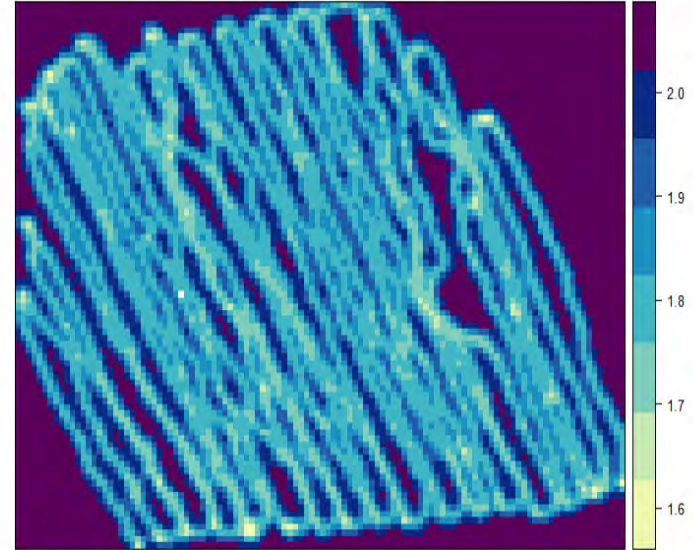
Malgré tout, il semble qu'**une anomalie d'intérêt archéologique puisse être identifiée au centre de la zone Ensérune_Nord**. Elle mériterait d'être revisitée dans de meilleures conditions d'entretien du terrain, qui permettraient alors de déployer également d'autres instrumentations géophysiques (Géoradar, résistivité électrique).

Ensérune Nord, interpolation de « nT/m » par Krigeage. Ajustement et choix du modèle par Automap Résolution 0.5m, Modèle de semi variogramme « Ste »

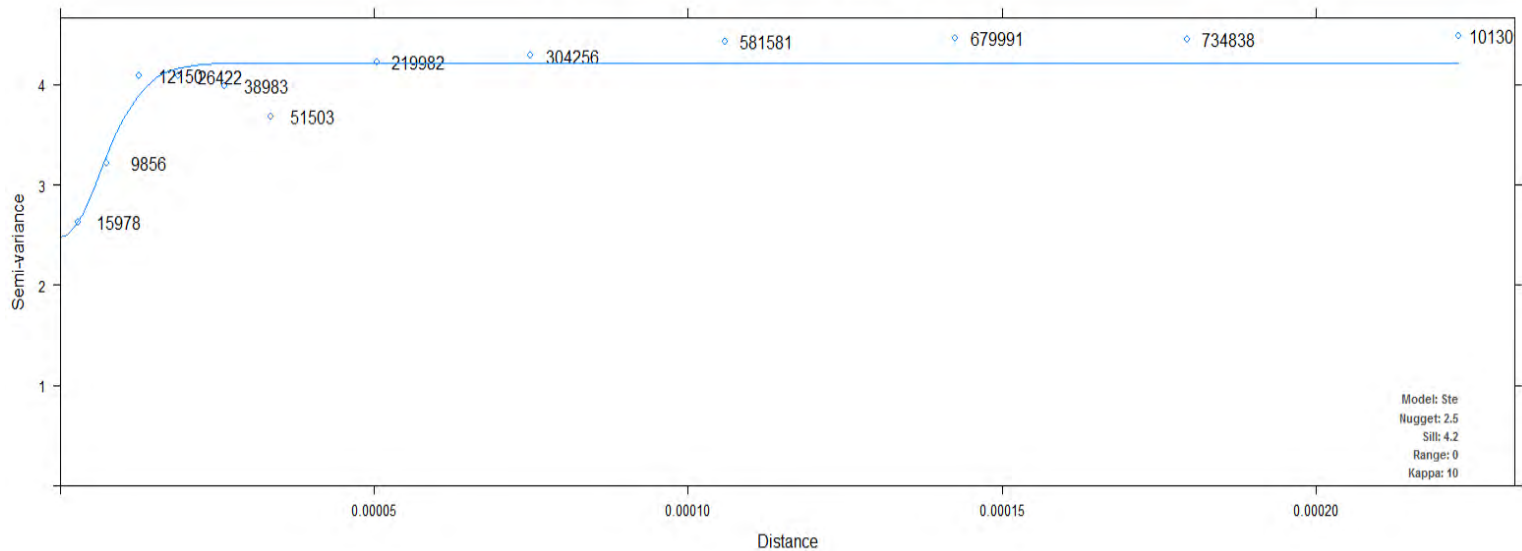
Kriging prediction



Kriging standard error

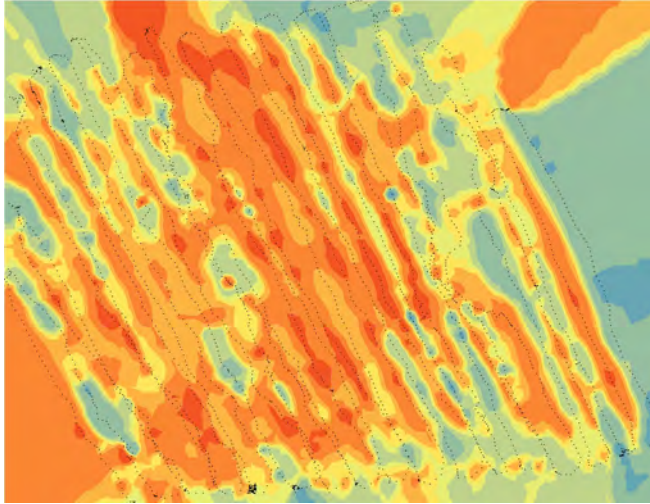


Experimental variogram and fitted variogram model

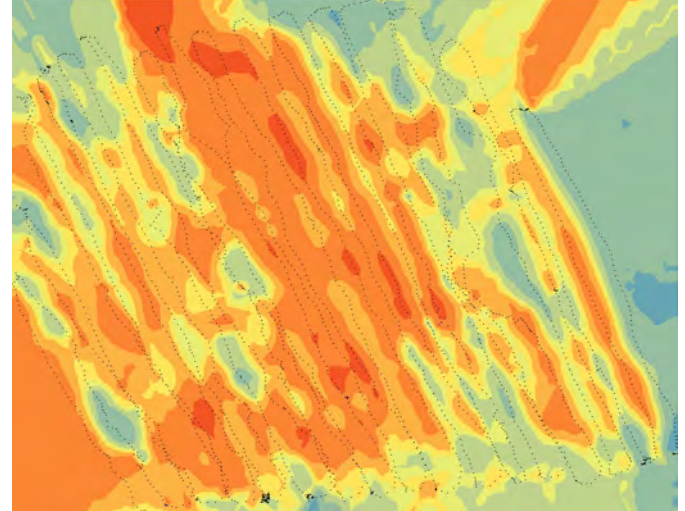


Méthodes déterministes

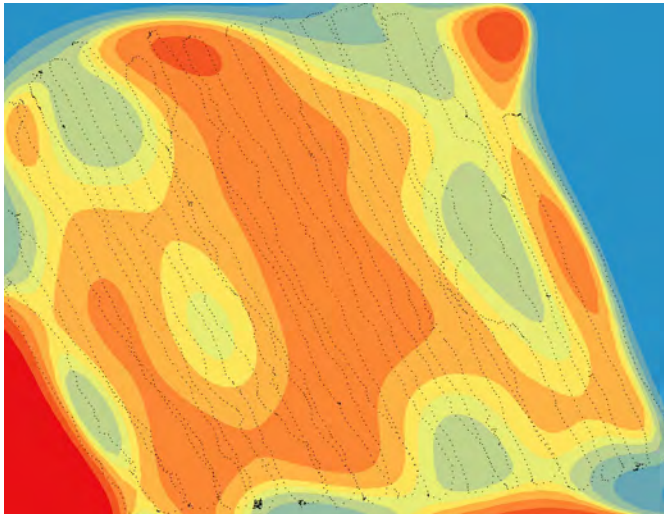
IDW



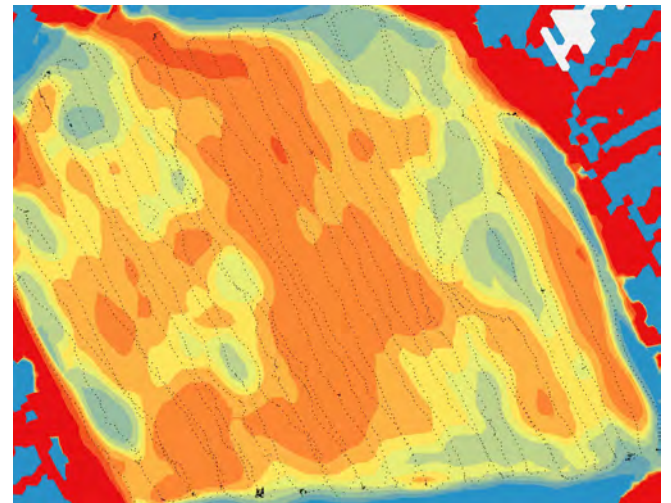
RBF



GPI



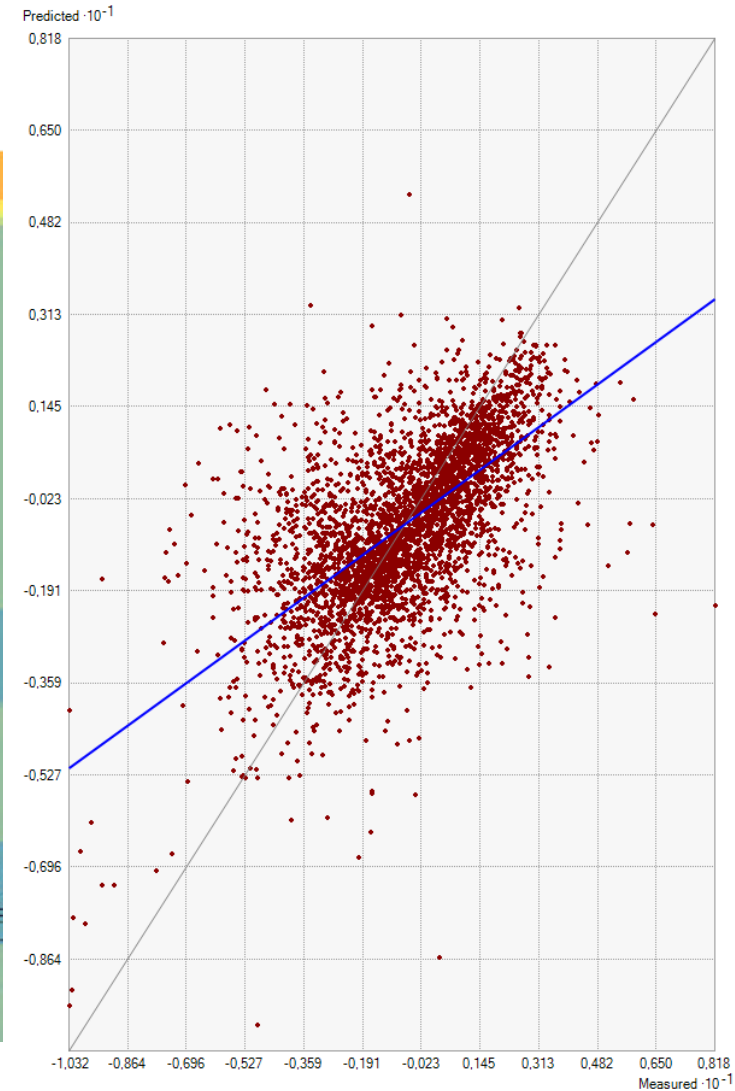
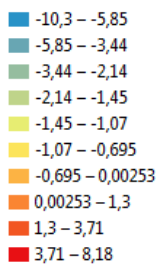
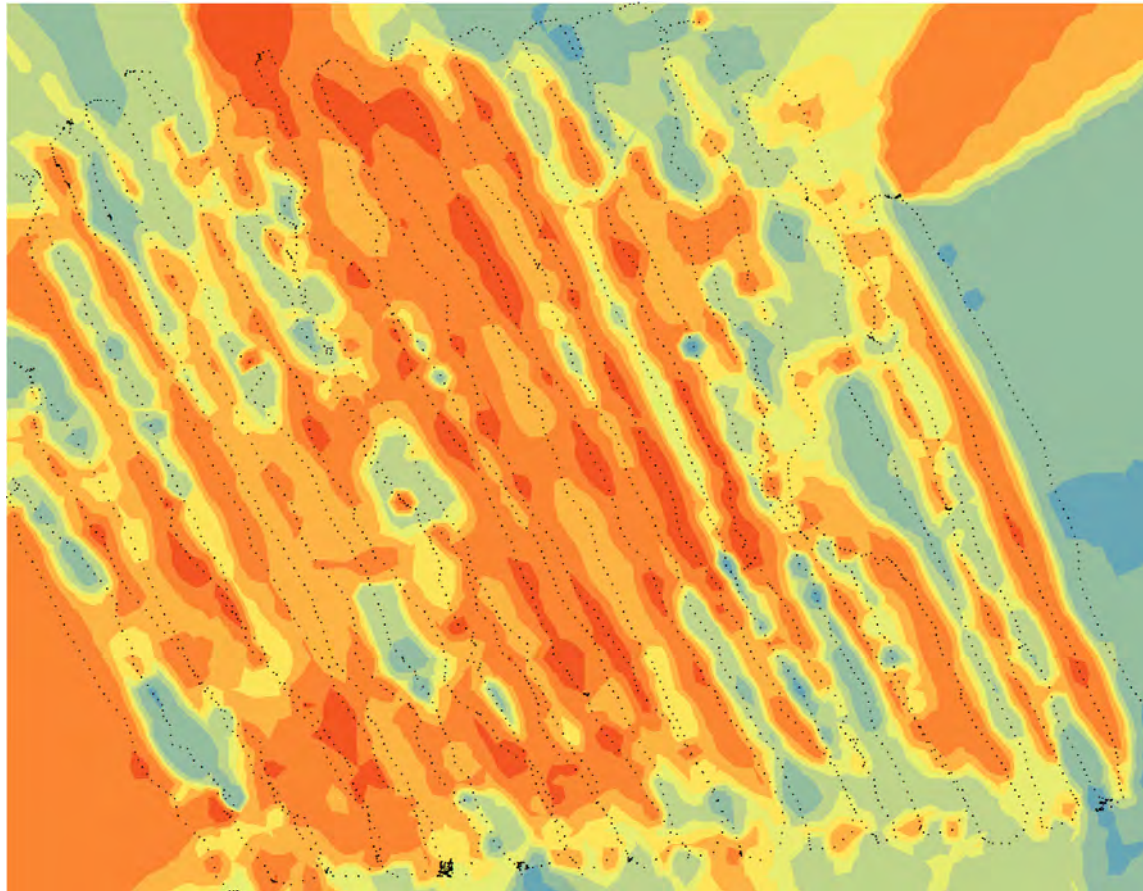
LPI



IDW

Inverse Distance Weighting

Inverse Distance Weighting (IDW) is a quick deterministic interpolator that is exact. There are very few decisions to make regarding model parameters. It can be a good way to take a first look at an interpolated surface. However, there is no assessment of prediction errors, and IDW can produce "bulls eyes" around data locations. There are no assumptions required of the data.

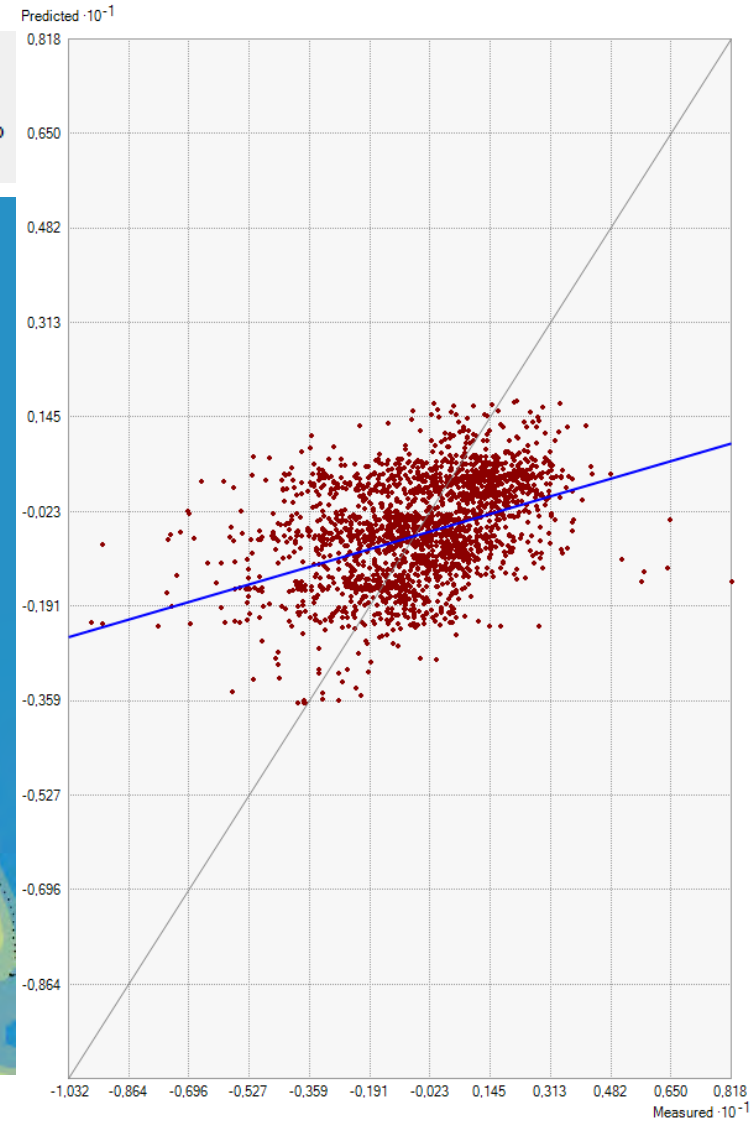
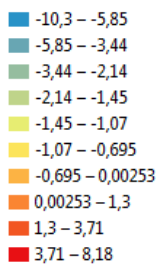
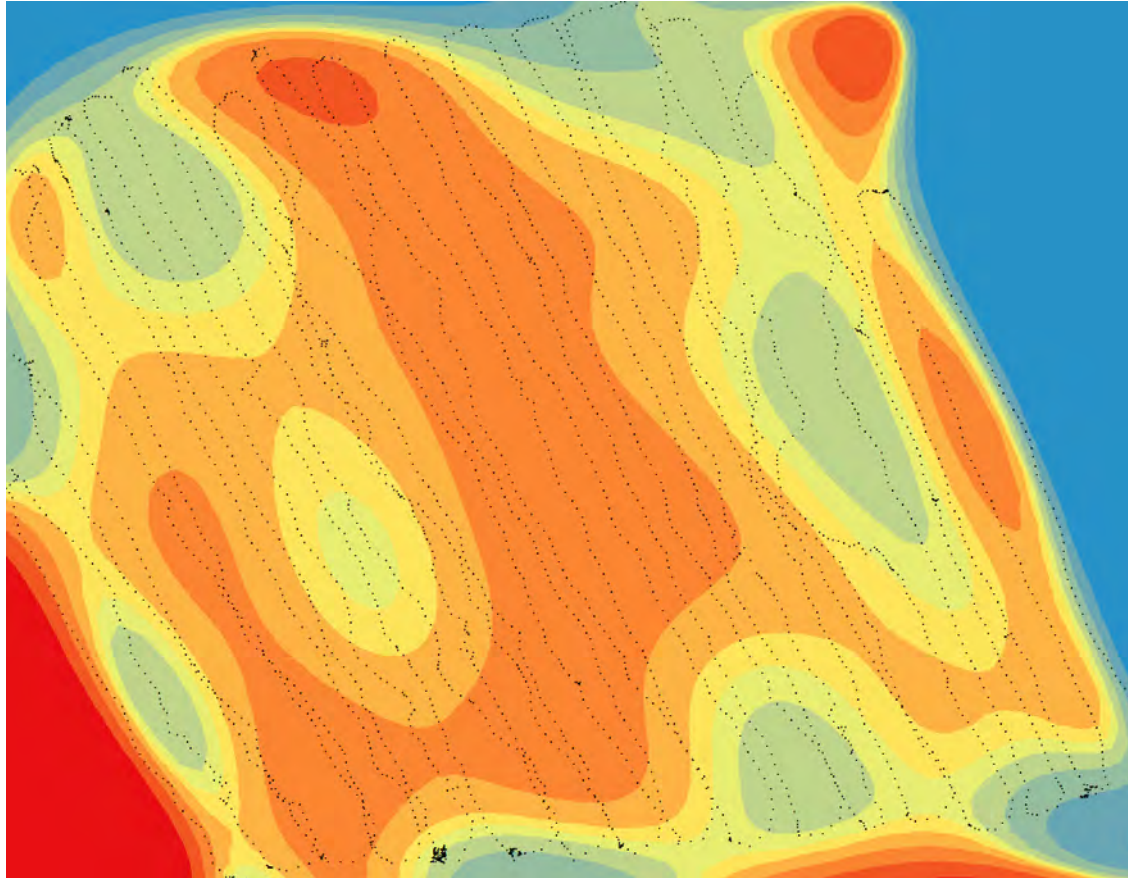


Predicted	Error
Regression function	$0,463307481334066 * x + -0,372621893522156$
Prediction Errors	
Samples	3646 of 3646
Mean	0,001533198
Root-Mean-Square	1,711037
Export Result Table	

GPI

Global Polynomial Interpolation

Global Polynomial (GPI) is a quick deterministic interpolator that is smooth (inexact). There are very few decisions to make regarding model parameters. It is best used for surfaces that change slowly and gradually. However, there is no assessment of prediction errors and it may be too smooth. Locations at the edge of the data can have a large effect on the surface. There are no assumptions required of the data.



Predicted / Error	
Regression function	$0,186291237981752 * x + -0,540396283045513$
Prediction Errors	
Samples	3646 of 3646
Mean	0,00002471406
Root-Mean-Square	1,912593
Export Result Table	

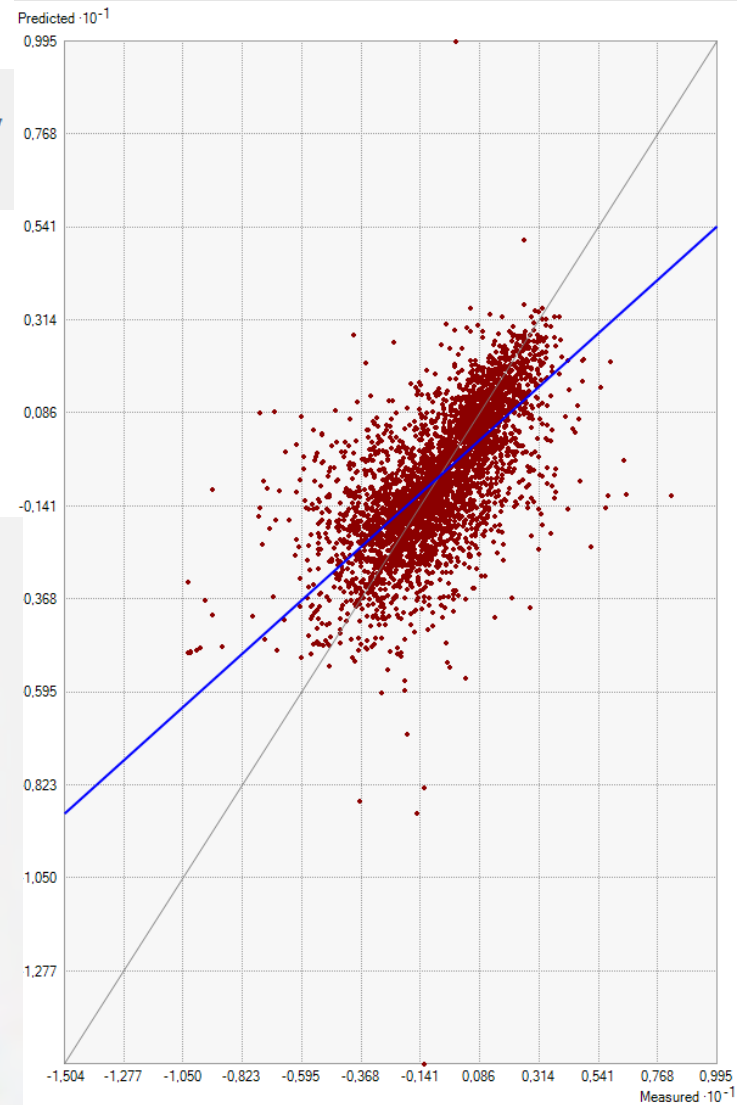
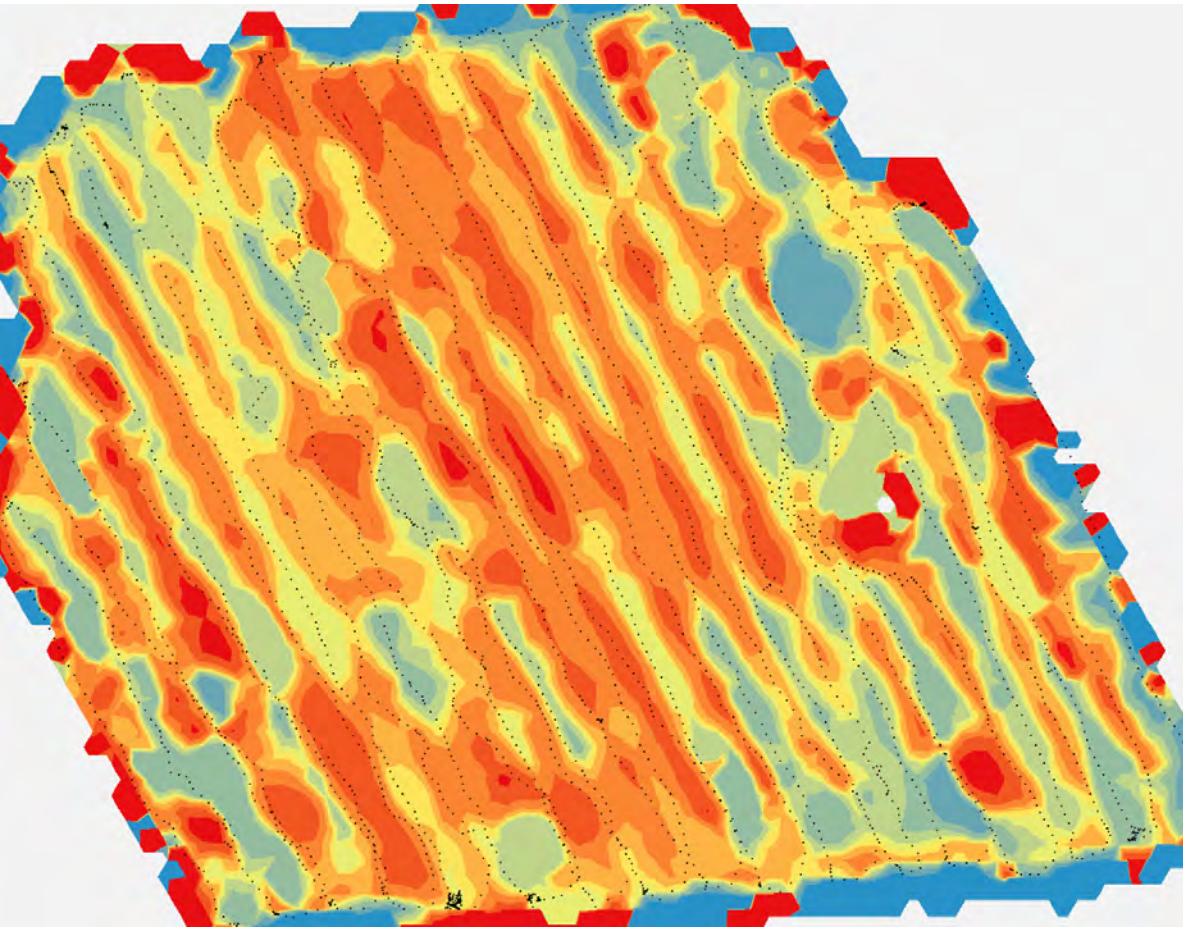
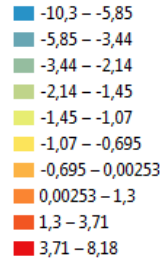
LPI

Local Polynomial Interpolation

Local Polynomial (LPI) is a moderately quick interpolator that is smooth (inexact). It is more flexible than the global polynomial method, but there are more parameter decisions. The method provides prediction, prediction standard error and condition number surfaces that are comparable to ordinary kriging with measurement errors. Local polynomial methods do not allow you to investigate the autocorrelation of the data, making it less flexible and more automatic than kriging. There are no assumptions required of the data.

General Properties

Exploratory Trend S...	76
Order of polynomial	3
Kernel Function	Exponential
Output Surface Type	Prediction
Goodness of Fit	1,757898
Optimize Model	<input checked="" type="checkbox"/>
Advanced mode	False



Predicted	Error	Standardized Error	Normal QQPlot
Regression function			
$0,574255949022571 * x + -0,291840014032975$			
Prediction Errors			
Samples	3646 of 3646		
Mean	-0,006938909		
Root-Mean-Square	1,62425		
Mean Standardized	-0,003526492		
Root-Mean-Square Standardized	0,8880872		
Average Standard Error	1,840774		

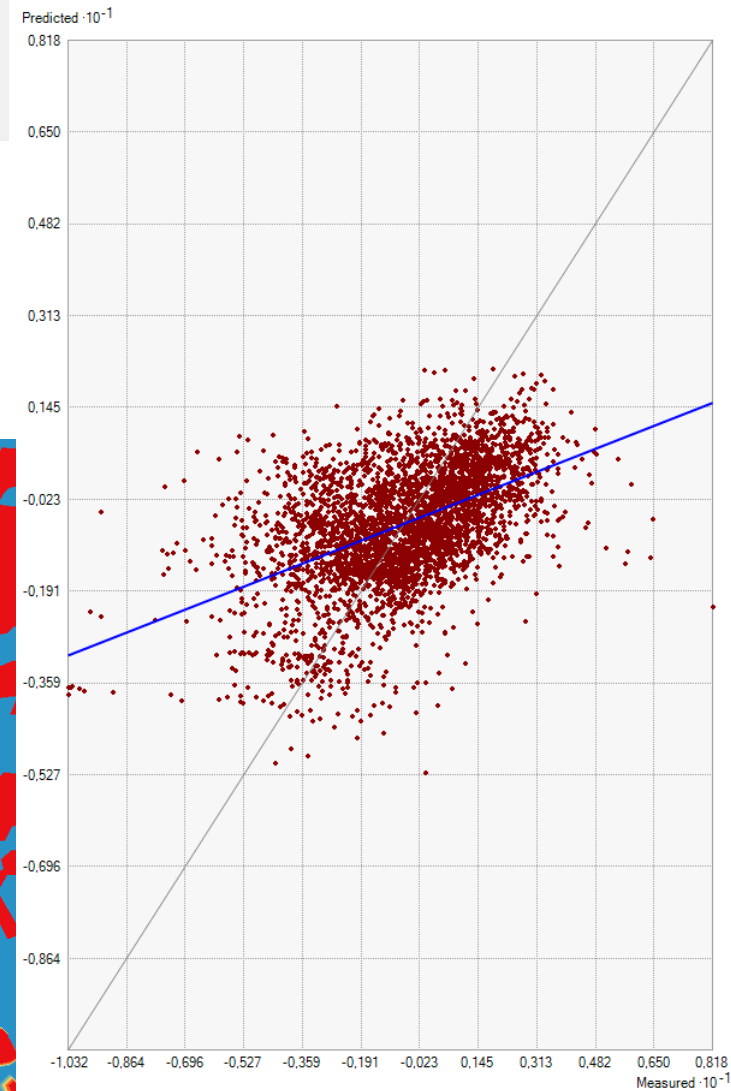
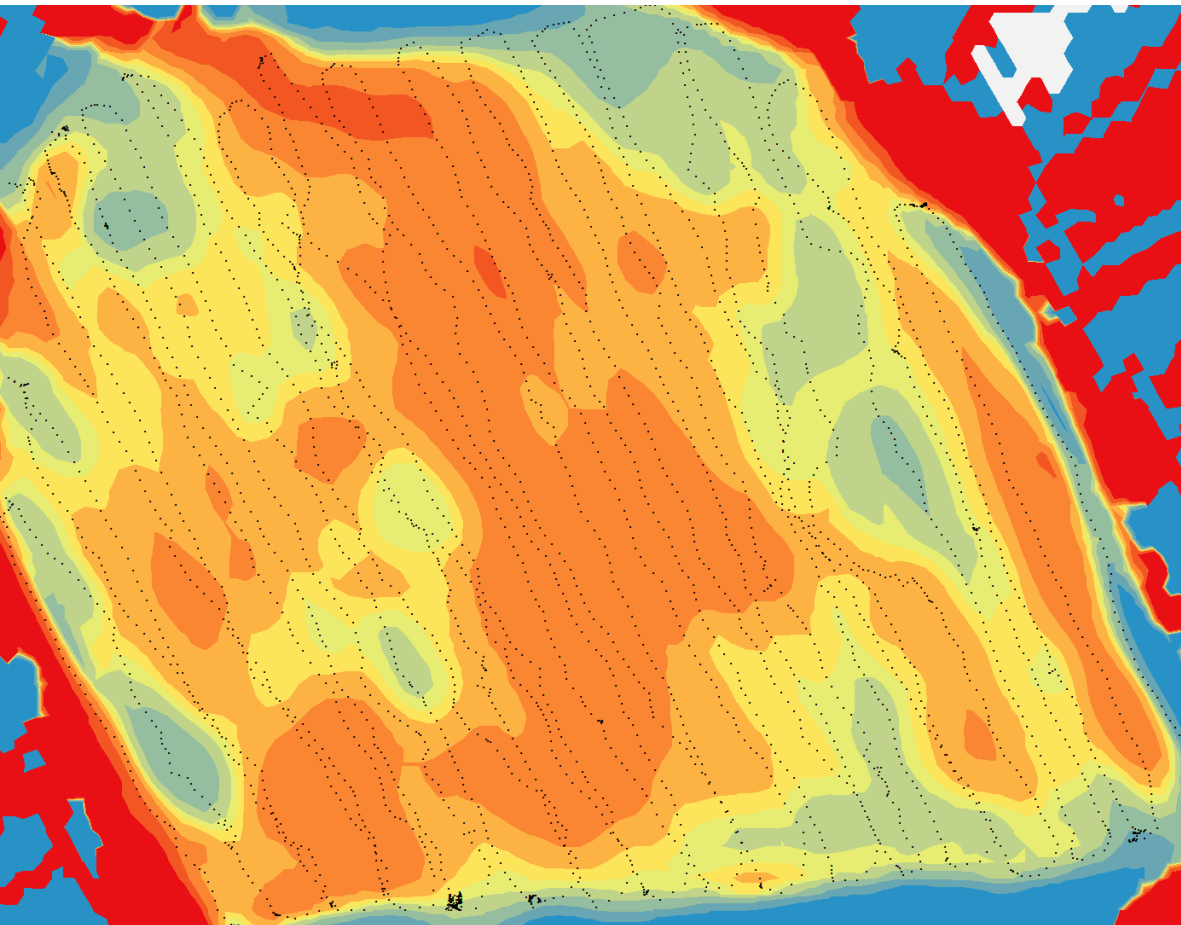
LPI

Local Polynomial Interpolation

Local Polynomial (LPI) is a moderately quick interpolator that is smooth (inexact). It is more flexible than the global polynomial method, but there are more parameter decisions. The method provides prediction, prediction standard error and condition number surfaces that are comparable to ordinary kriging with measurement errors. Local polynomial methods do not allow you to investigate the autocorrelation of the data, making it less flexible and more automatic than kriging. There are no assumptions required of the data.

General Properties

Exploratory Trend S...	50	-10,3 -- -5,85
Order of polynomial	3	-5,85 -- -3,44
Kernel Function	Exponential	-3,44 -- -2,14
Output Surface Type	Prediction	-2,14 -- -1,45
Goodness of Fit	1,954881	-1,45 -- -1,07
Optimize Model	<input type="checkbox"/>	-1,07 -- -0,695
Advanced mode	False	-0,695 -- 0,00253
		0,00253 -- 1,3
		1,3 -- 3,71
		3,71 -- 8,18

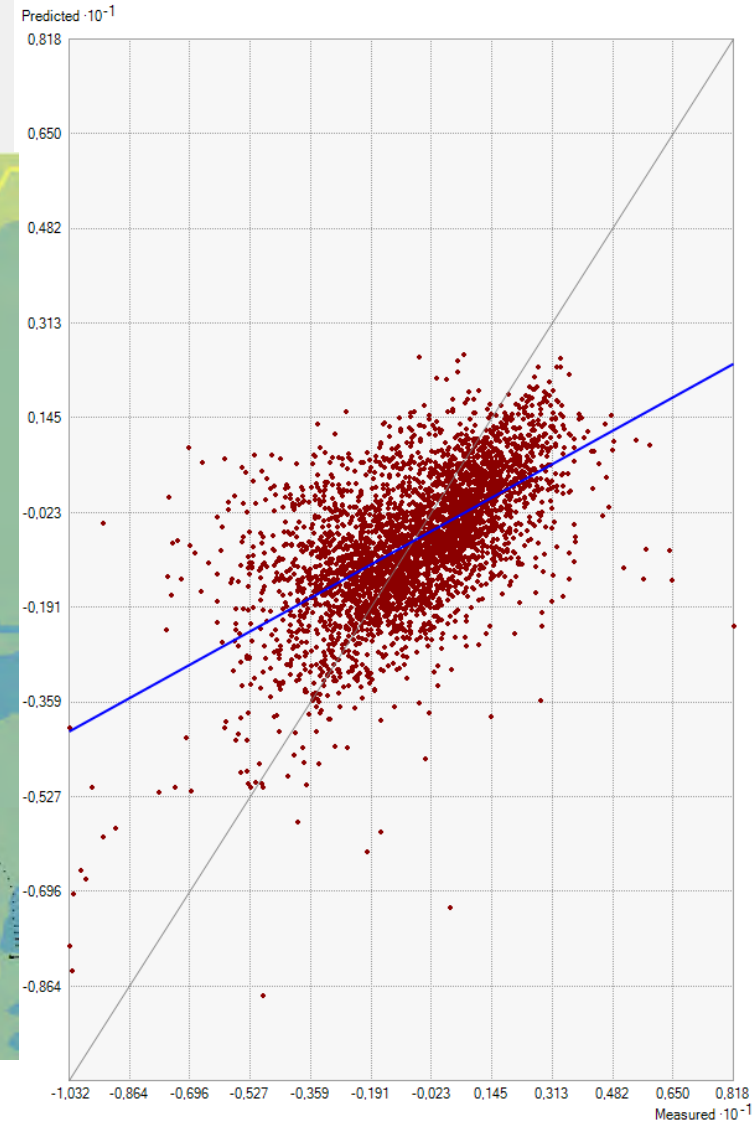
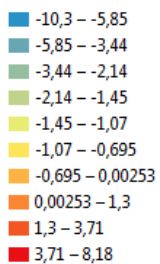
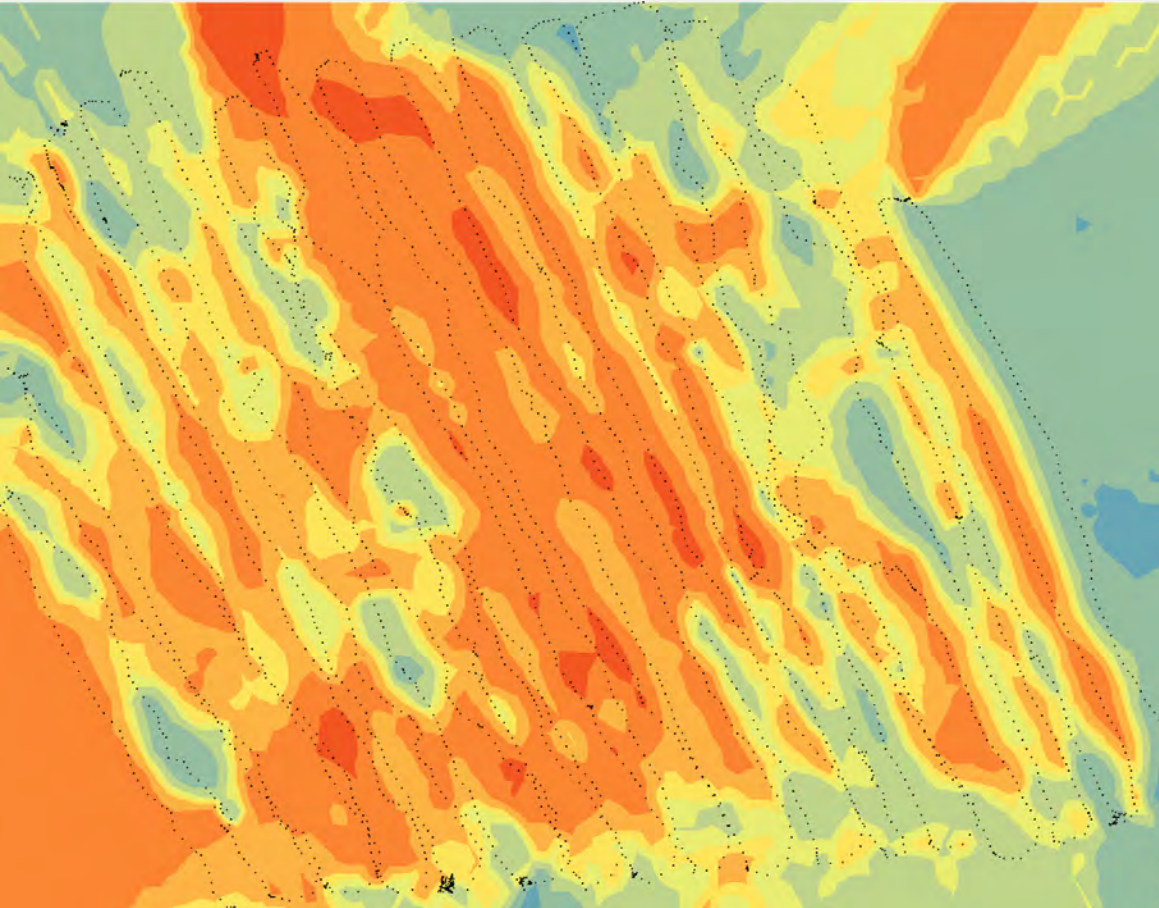


Predicted	Error
Regression function	$0,250141352892973 * x + -0,508654139809127$
Prediction Errors	
Samples	3646 of 3646
Mean	0,003841114
Root-Mean-Square	1,836638

RBF

Radial Basis Functions

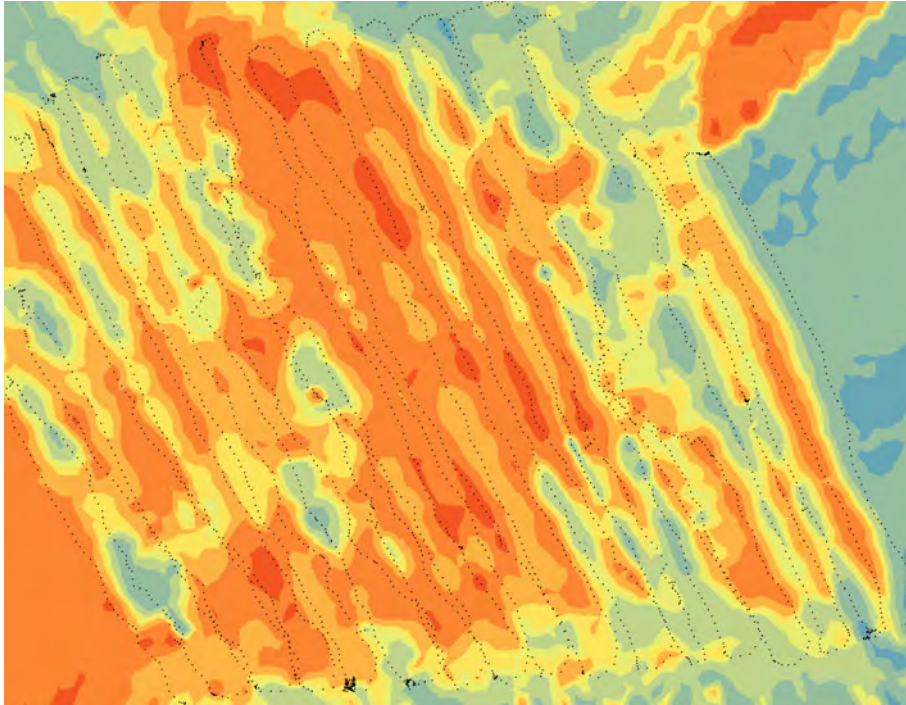
Radial Basis Functions (RBF) are moderately quick deterministic interpolators that are exact. They are much more flexible than IDW, but there are more parameter decisions. There is no assessment of prediction errors. The method provides prediction surfaces that are comparable to the exact form of kriging. Radial Basis Functions do not allow you to investigate the autocorrelation of the data, making it less flexible and more automatic than kriging. Radial Basis Functions make no assumptions



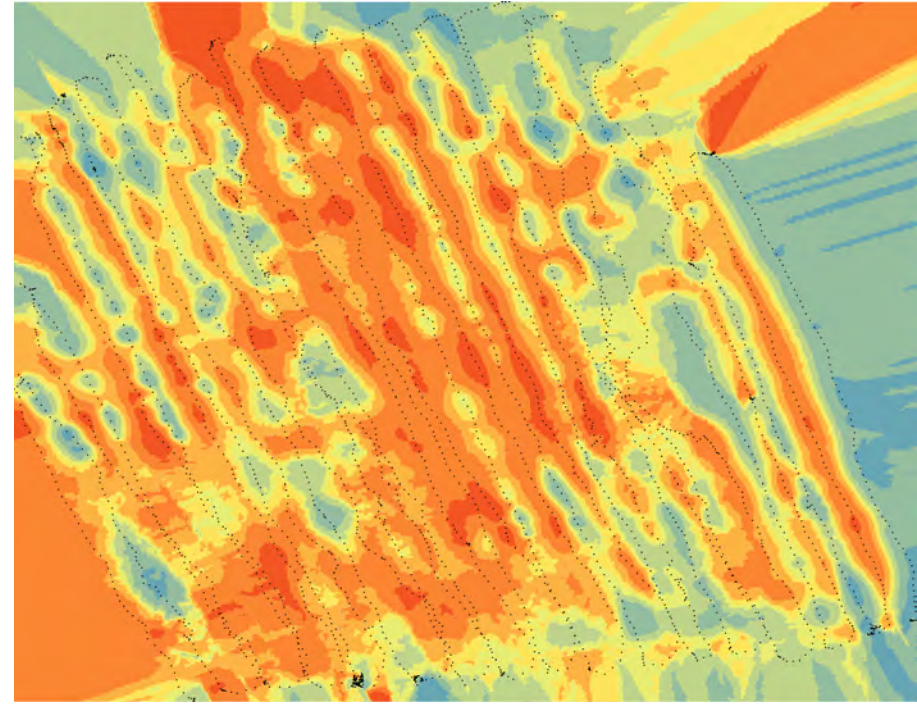
Predicted / Error	
Regression function	$0,353030309888154 * x + -0,474145863847945$
Prediction Errors	
Samples	3646 of 3646
Mean	-0,002590189
Root-Mean-Square	1,715411
Export Result Table	

Méthodes géostatistiques

Krigeage ordinaire



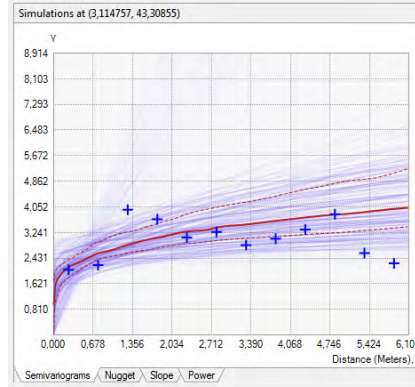
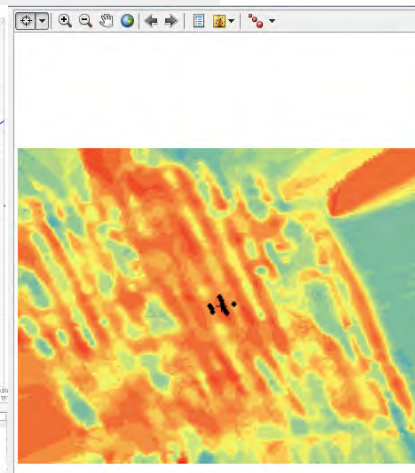
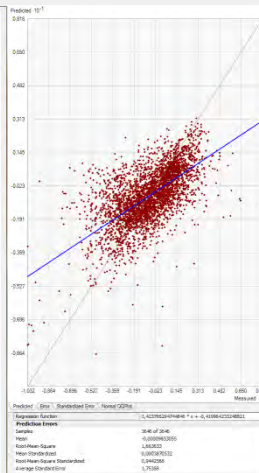
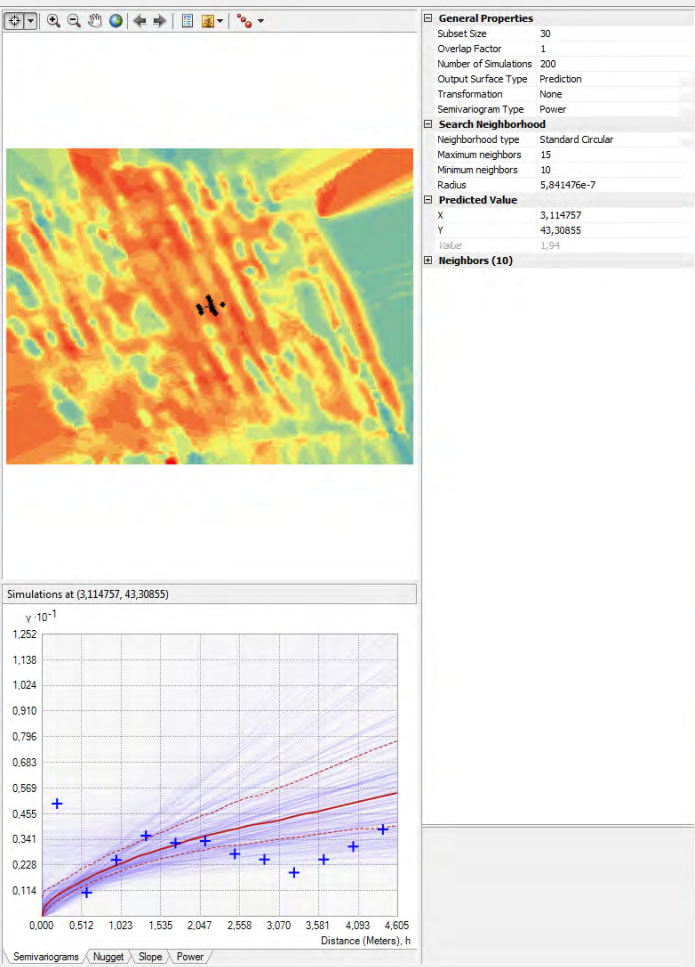
Krigeage bayésien



EBK

Empirical Bayesian Kriging

Empirical Bayesian Kriging is a Kriging-based interpolation method that accounts for uncertainty in semivariogram estimation by simulating many semivariograms from the input data. In addition, Empirical Bayesian Kriging can account for moderate nonstationarity by building local models on subsets of the input data.



30 points dans chaque échantillon



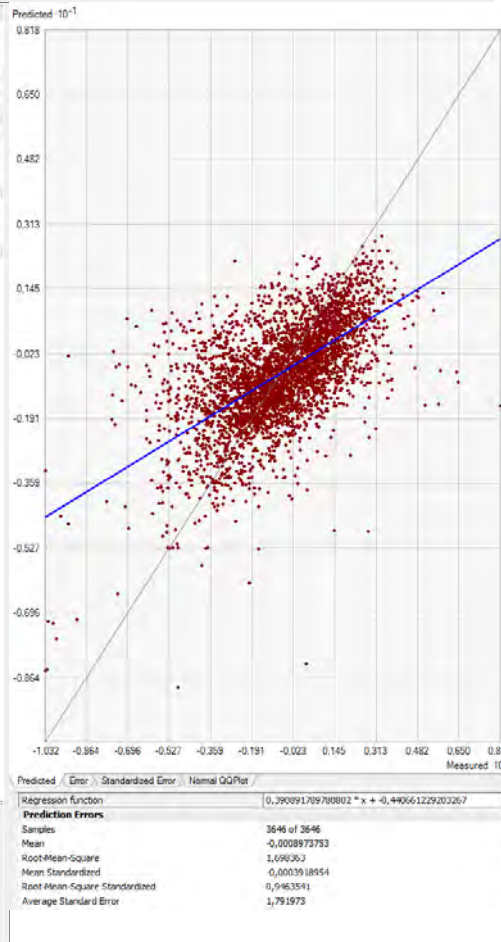
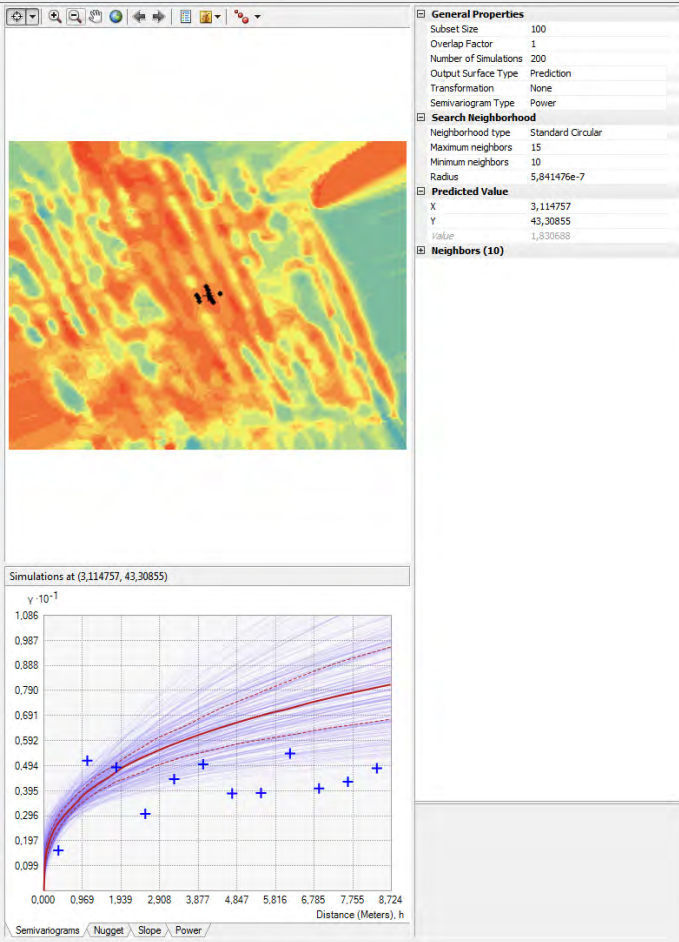
Subset Size
Specifies the number of points in each subset.

60 points dans chaque échantillon

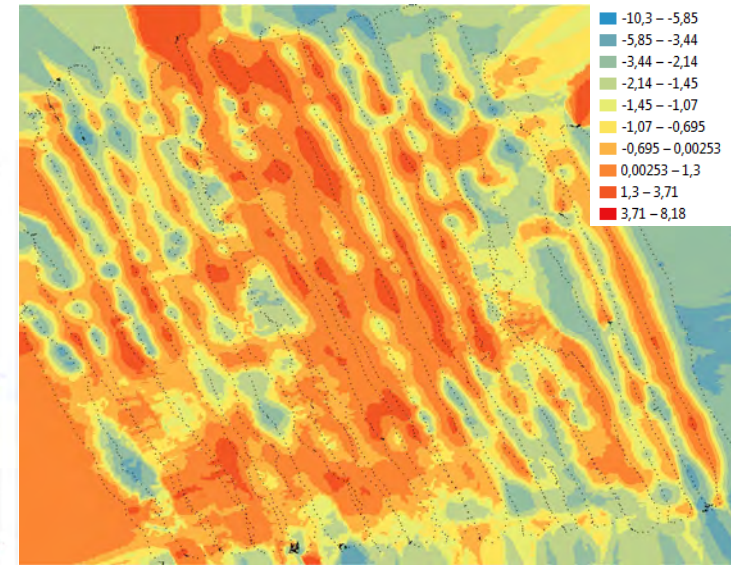
EBK

Empirical Bayesian Kriging

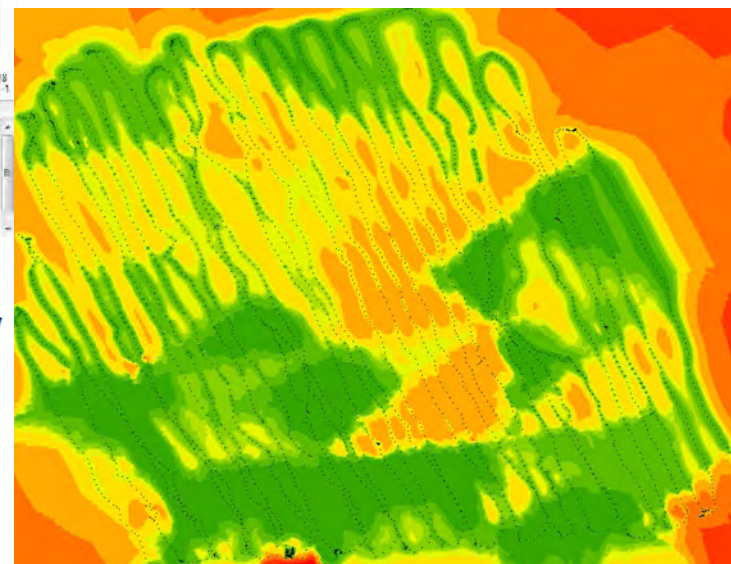
Empirical Bayesian Kriging is a Kriging-based interpolation method that accounts for uncertainty in semivariogram estimation by simulating many semivariograms from the input data. In addition, Empirical Bayesian Kriging can account for moderate nonstationarity by building local models on subsets of the input data.



Surface de prédiction

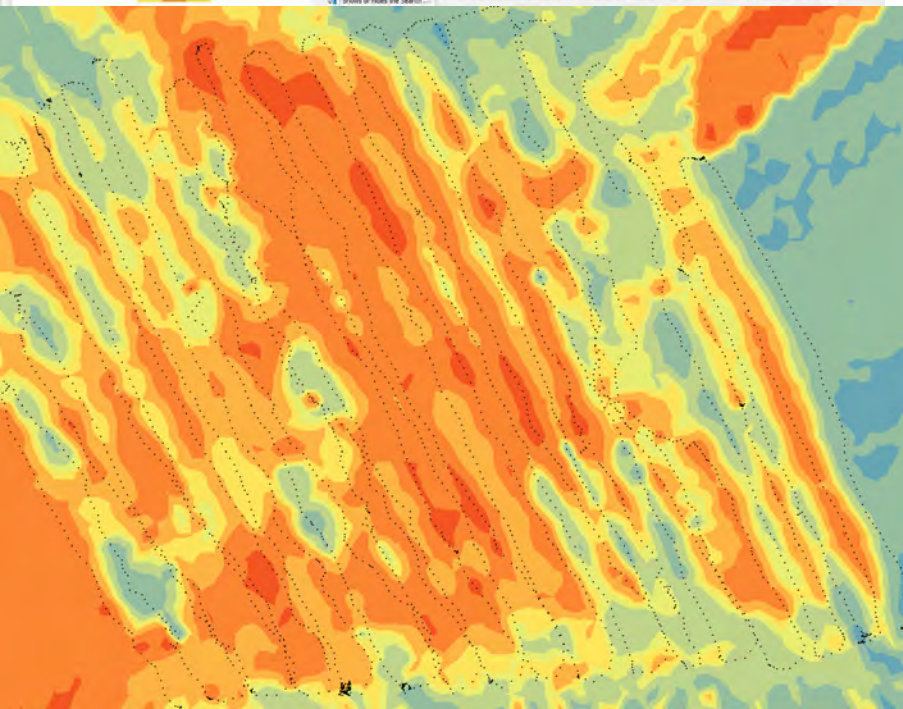
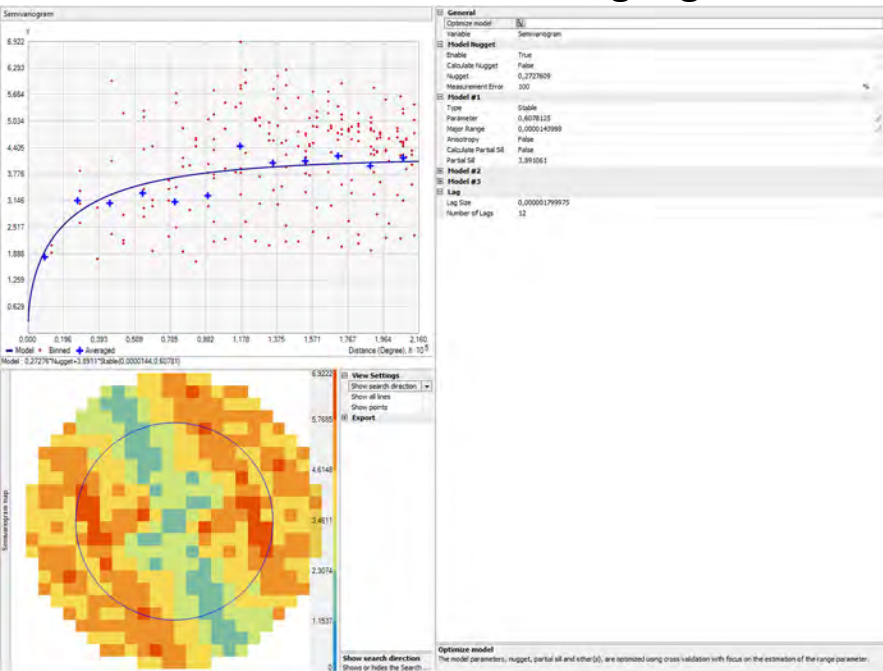


Surface d'erreur

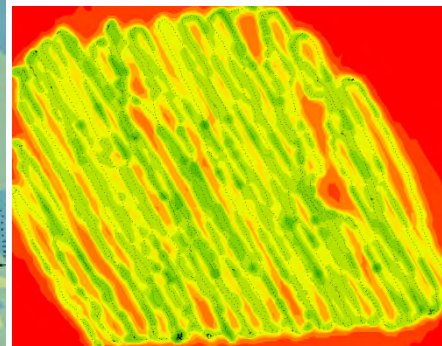


100 points dans chaque échantillon

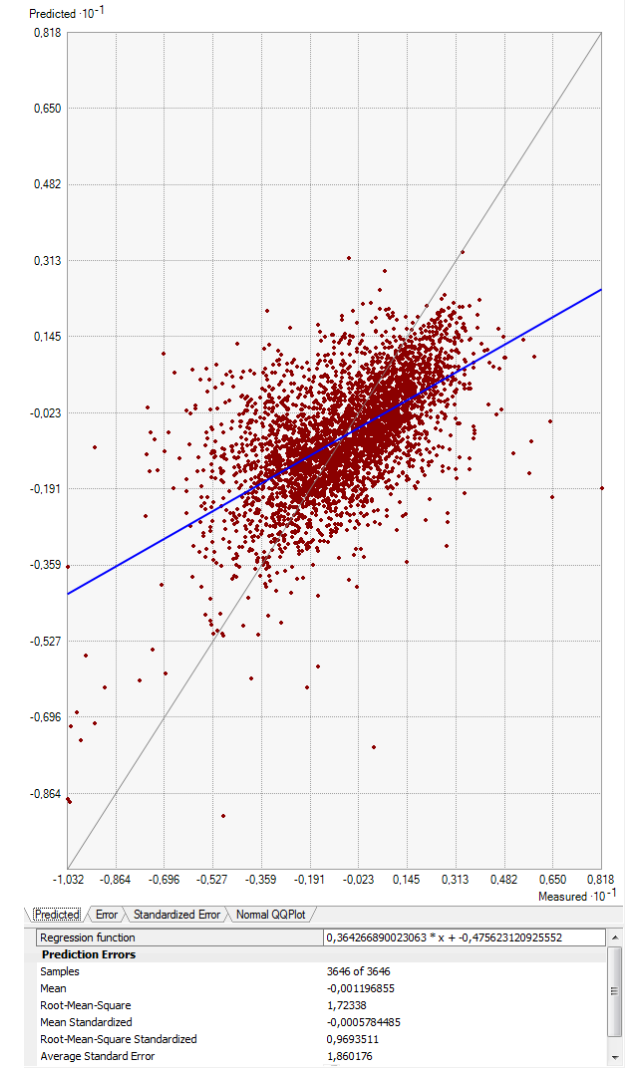
Krigeage ordinaire



- -10,3 – -5,85
- -5,85 – -3,44
- -3,44 – -2,14
- -2,14 – -1,45
- -1,45 – -1,07
- -1,07 – -0,695
- -0,695 – 0,00253
- 0,00253 – 1,3
- 1,3 – 3,71
- 3,71 – 8,18

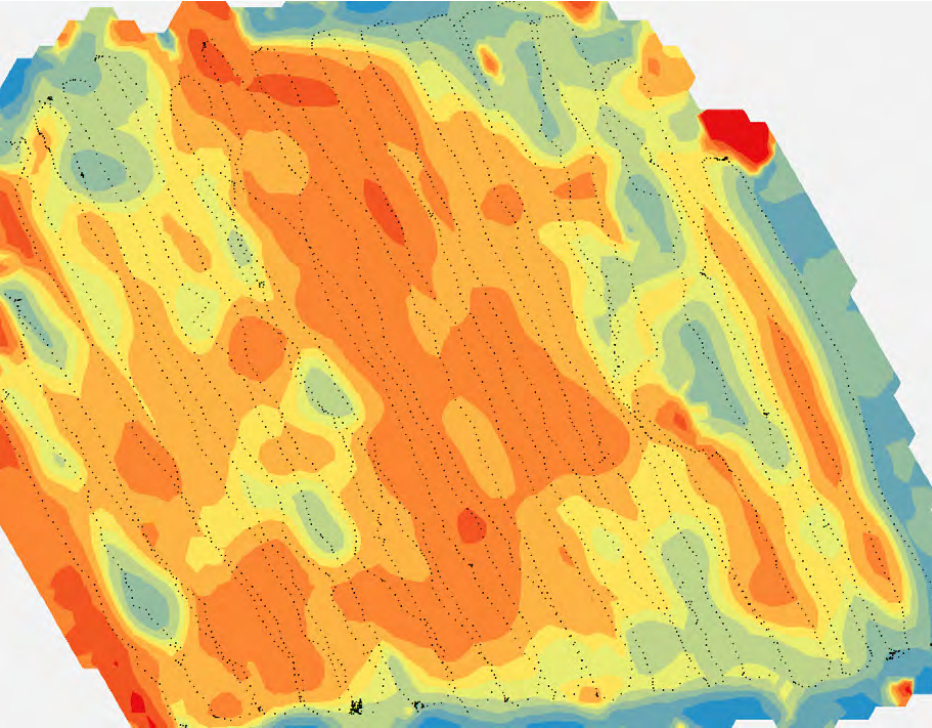


- 1,16 – 1,46
- 1,46 – 1,66
- 1,66 – 1,79
- 1,79 – 1,87
- 1,87 – 1,93
- 1,93 – 1,96
- 1,96 – 2,02
- 2,02 – 2,11
- 2,11 – 2,24
- 2,24 – 2,43

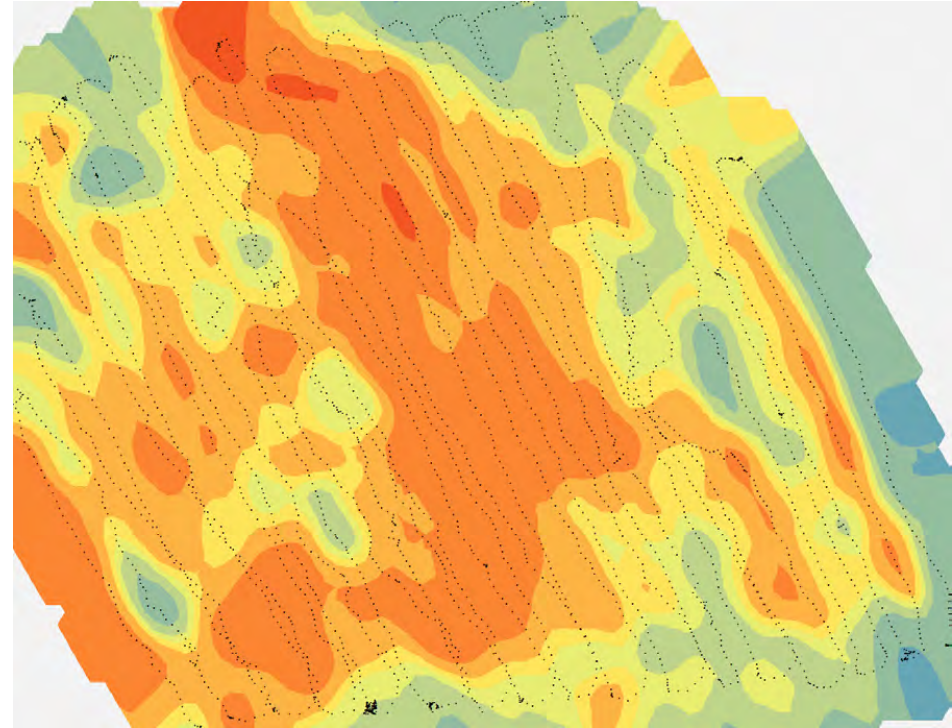


Méthodes Kernel

Lissage par kernel



Diffusion par Kernel = « Heat kernel »

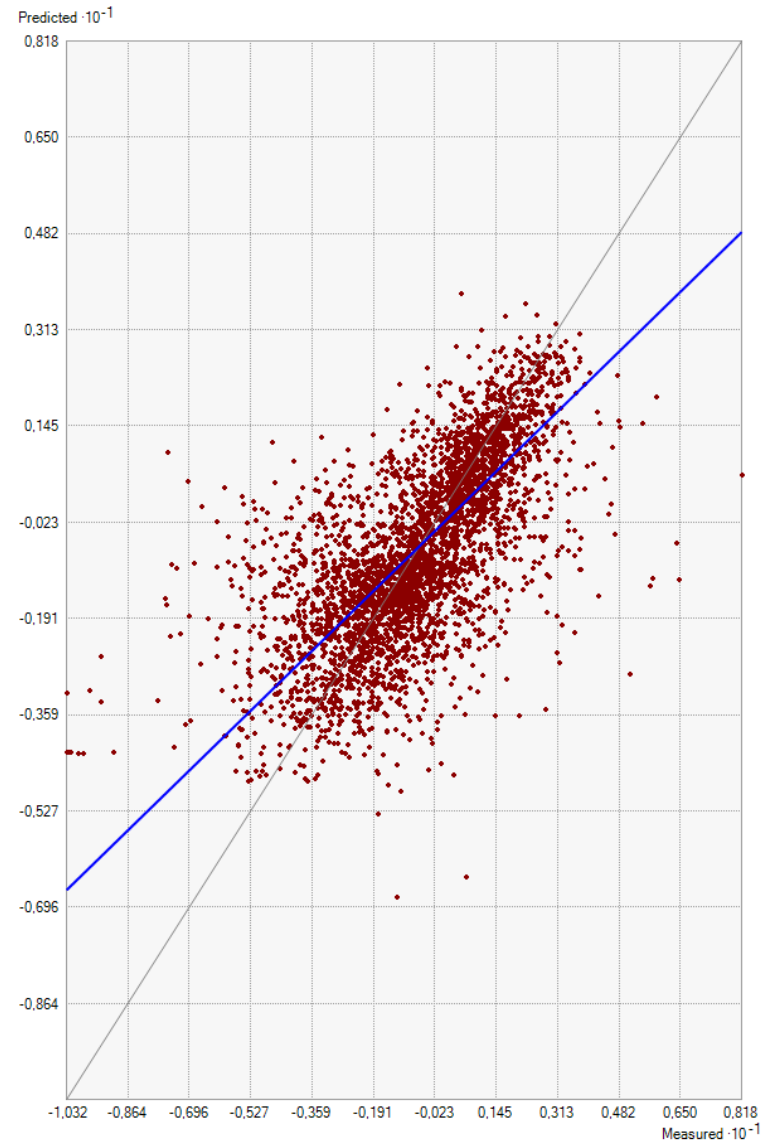
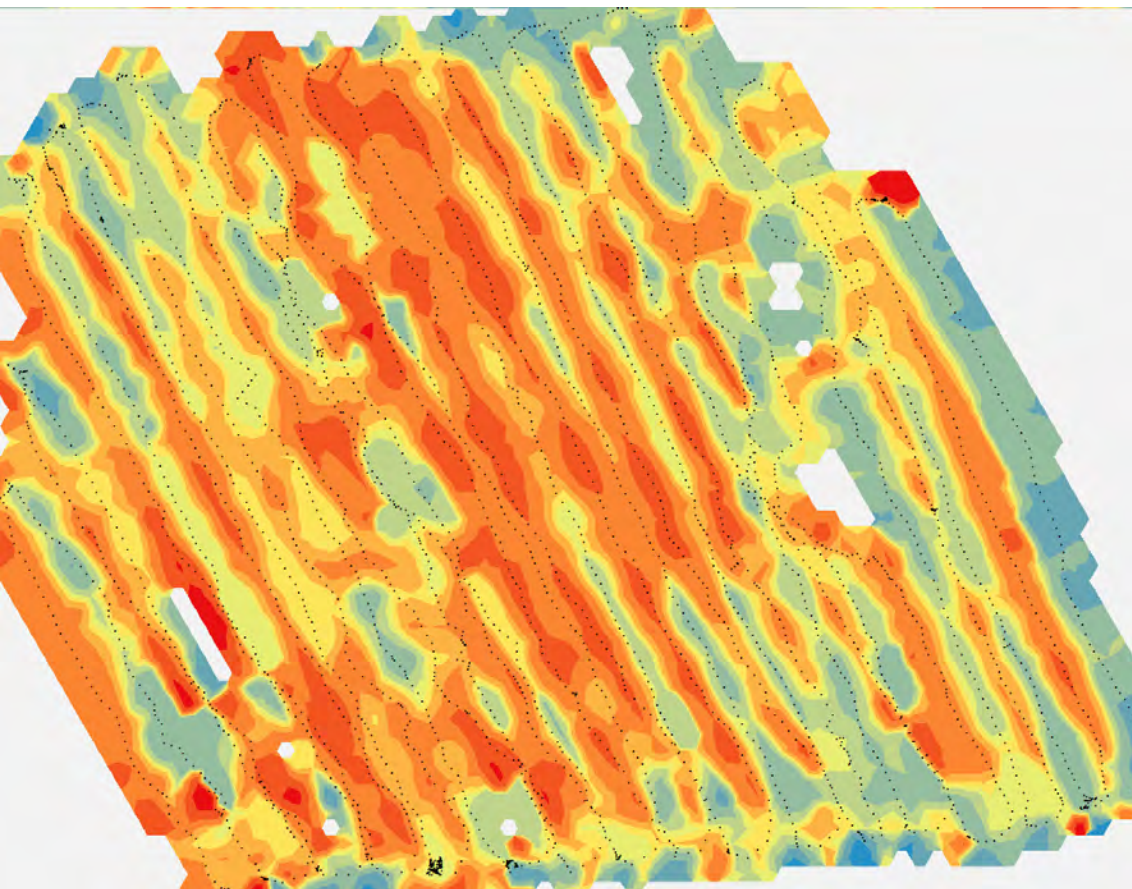
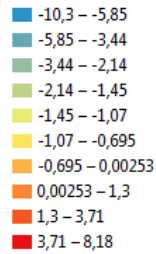


Kernel

Kernel Smoothing

Kernel Interpolation with Barriers is a moving window predictor that uses the shortest distance between points so that points on either side of the line barriers are connected.

Method	Kernel Smoothing
Kernel function	PolynomialOrder5
Output type	Prediction
Power	1
Ridge	50
Bandwidth	1.5425292278379822e-005



Predicted	Error	Standardized Error	Normal QQPlot
Regression function		0,621670001867242 * x + -0,242608259648381	
Prediction Errors			
Samples	3646 of 3646		
Mean	-0,0009574046		
Root-Mean-Square	1,57193		
Mean Standardized	0,0004399713		
Root-Mean-Square Standardized	0,9064002		
Average Standard Error	1,754563		

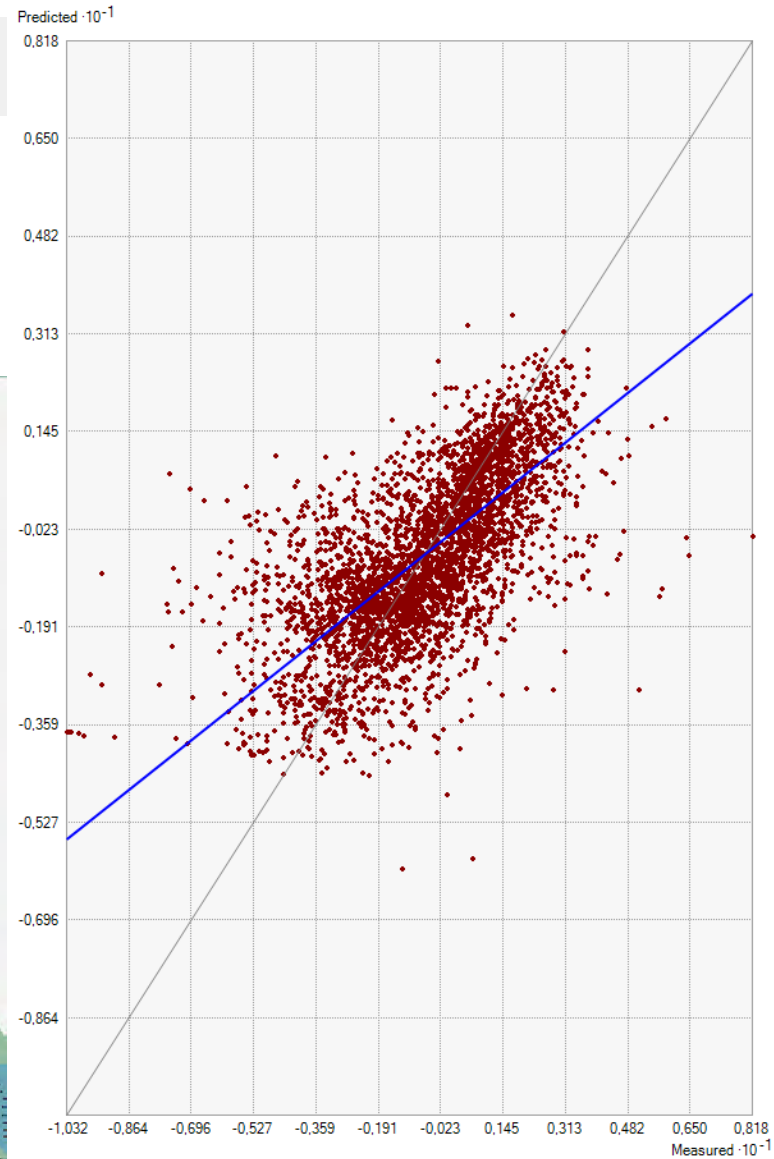
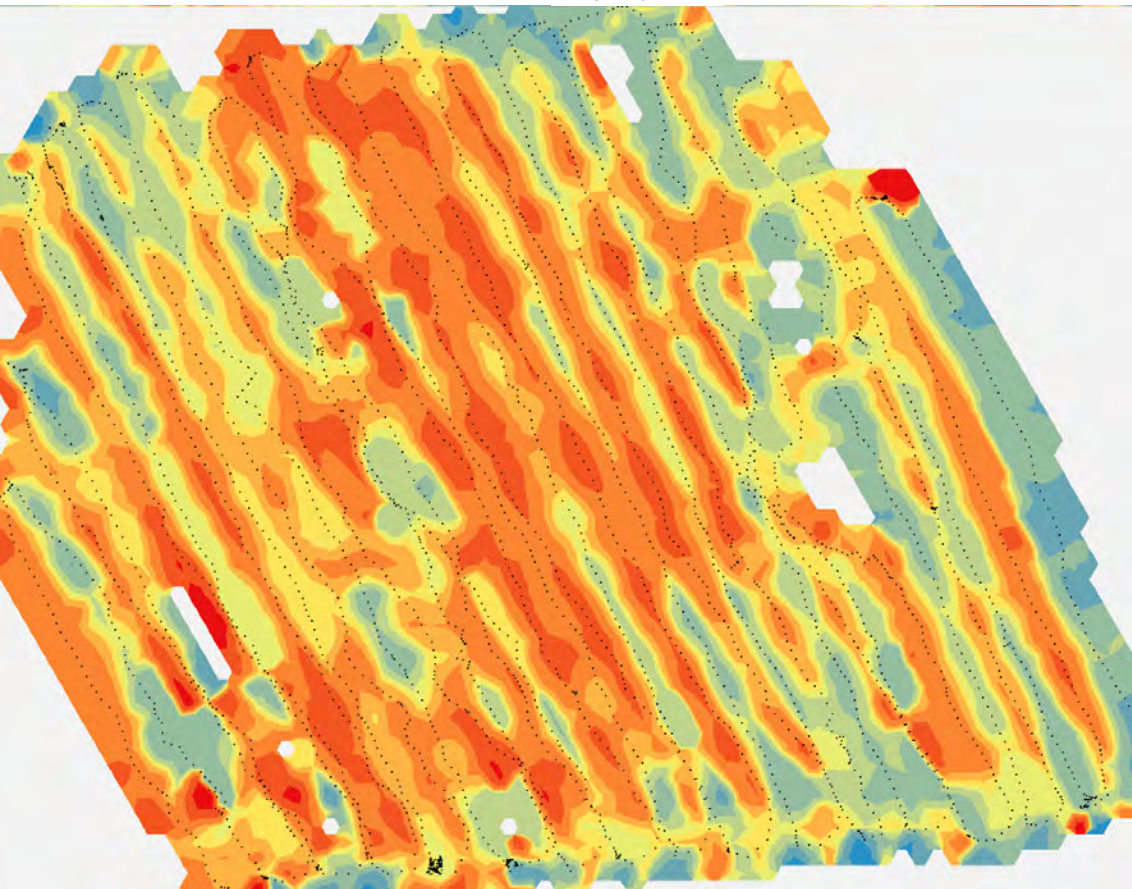
Kernel

Kernel Smoothing

Kernel Interpolation with Barriers is a moving window predictor that uses the shortest distance between points so that points on either side of the line barriers are connected.

General Properties

Kernel Function	Polynomial5	-10,3 - -5,85
Output Surface Type	Prediction	-5,85 - -3,44
Order of polynomial	1	-3,44 - -2,14
Ridge	50	-2,14 - -1,45
Bandwidth	2e-005	-1,45 - -1,07
		-1,07 - -0,695
		-0,695 - 0,00253
		0,00253 - 1,3
		1,3 - 3,71
		3,71 - 8,18



Predicted Error Standardized Error Normal QQPlot

Regression function 0,507974449983801 * x + -0,32769797332208

Prediction Errors	
Samples	3646 of 3646
Mean	0,003100641
Root-Mean-Square	1,61477
Mean Standardized	0,002378704
Root-Mean-Square Standardized	0,9107693
Average Standard Error	1,78712

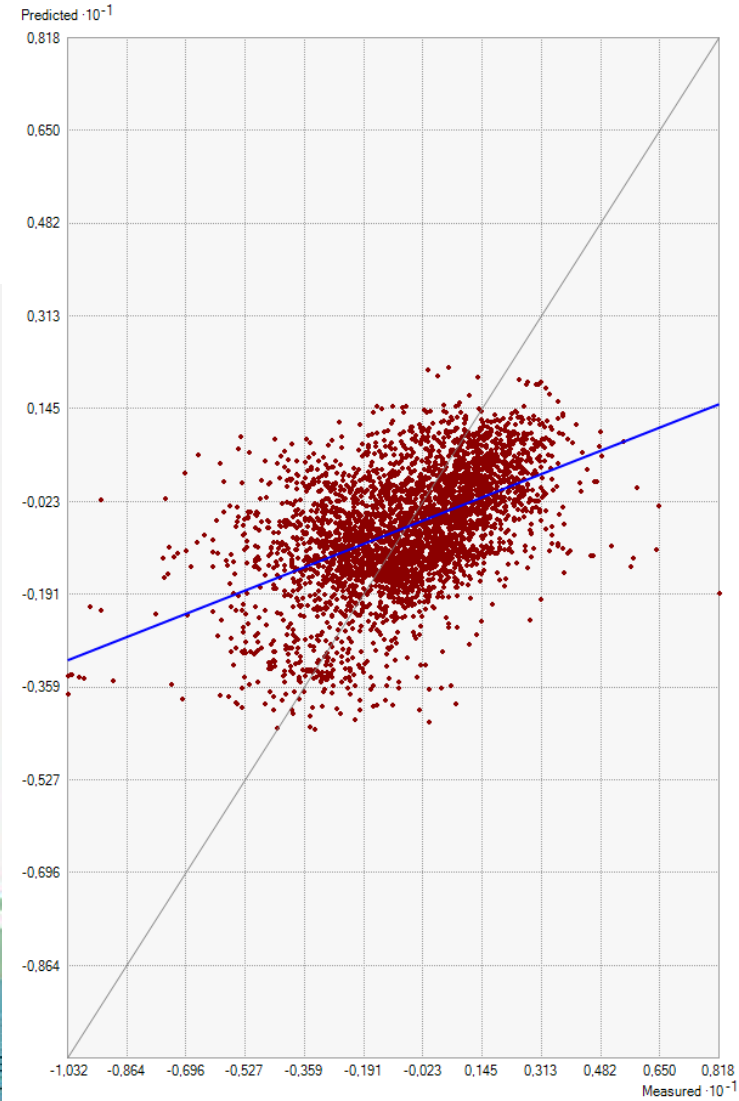
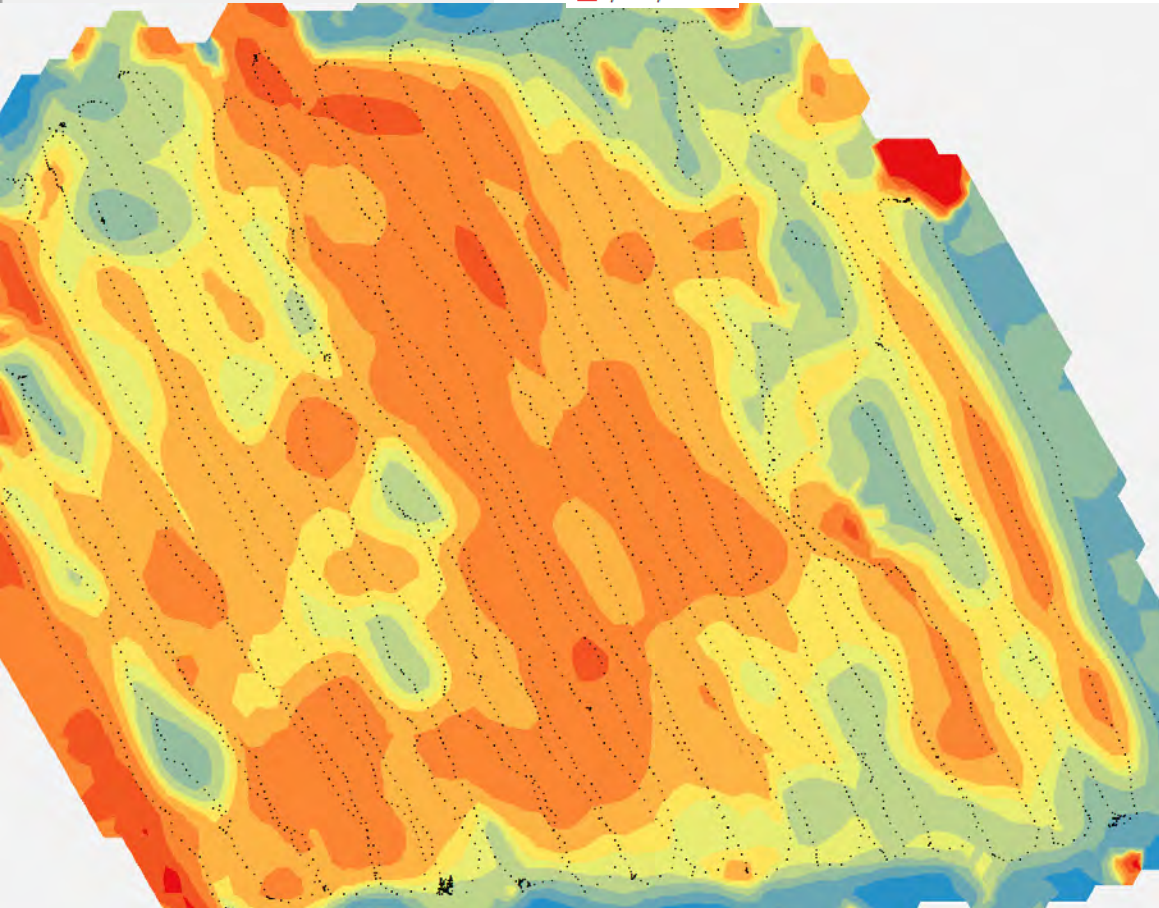
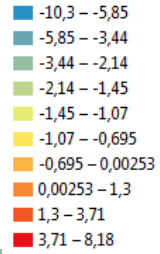
Kernel

Kernel Smoothing

Kernel Interpolation with Barriers is a moving window predictor that uses the shortest distance between points so that points on either side of the line barriers are connected.

General Properties

Kernel Function	Polynomial5
Output Surface Type	Prediction
Order of polynomial	1
Ridge	50
Bandwidth	0,00003



Predicted	Error	Standardized Error	Normal QQPlot
Regression function			
$0,25099129407673 * x + -0,516397689712582$			
Prediction Errors			
Samples	3646 of 3646		
Mean	-0,003838414		
Root-Mean-Square	1,837354		
Mean Standardized	-0,001951267		
Root-Mean-Square Standardized	0,929607		
Average Standard Error	1,98101		

Diffusion Kernel

Diffusion Kernel

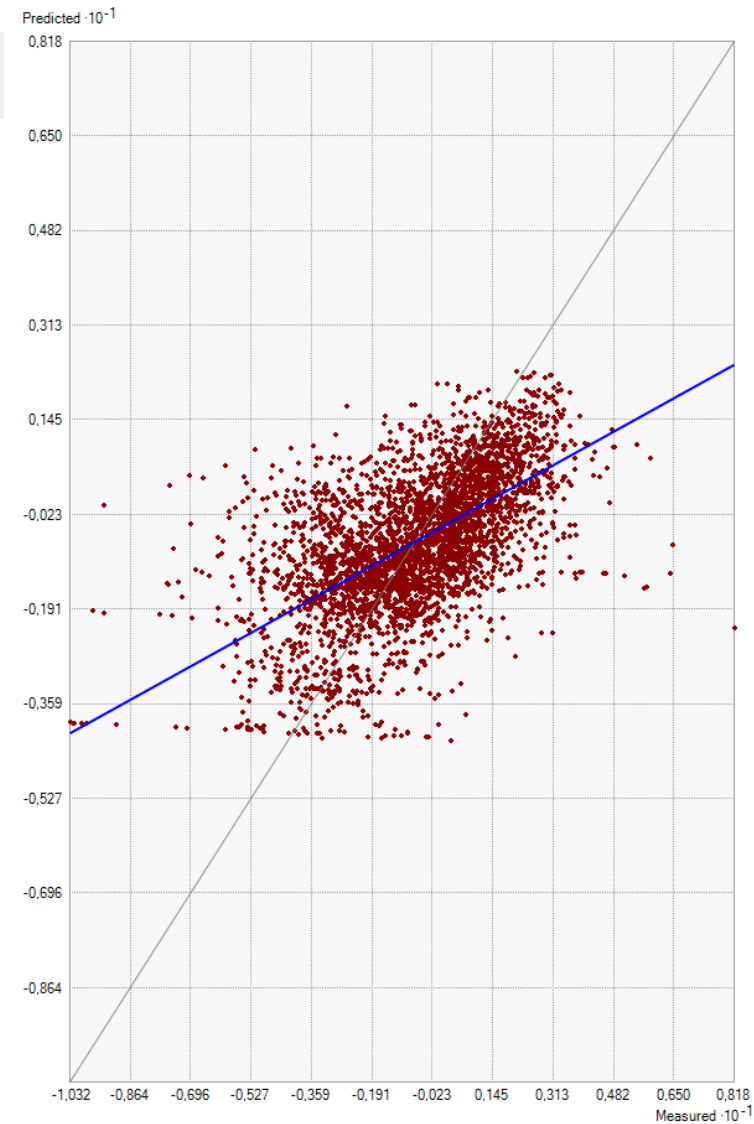
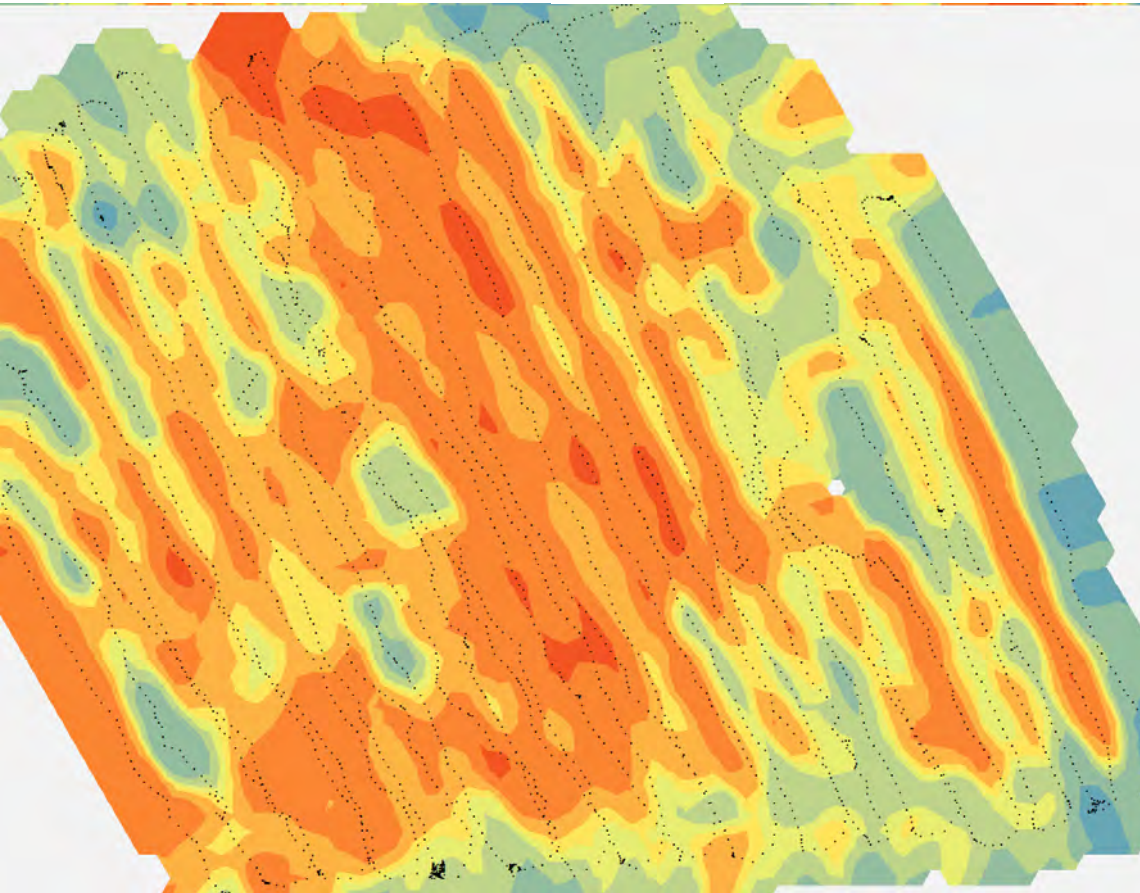
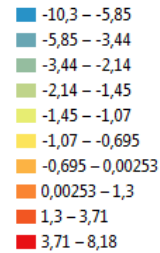
Diffusion kernel uses a kernel which is based upon the heat equation and allows one to use a combination of raster and feature datasets to act as a barrier.

General Properties

Kernel Function	Gaussian
Bandwidth	0,00001
Iterations	100

Predicted Value

X	3,114757
Y	43,30855
Value	1,777195



Predicted	Error
Regression function	$0,35406364372744 * x + -0,465303212087437$
Prediction Errors	
Samples	3646 of 3646
Mean	-0,008364753
Root-Mean-Square	1,733454
Export Result Table	

Diffusion Kernel

Diffusion Kernel

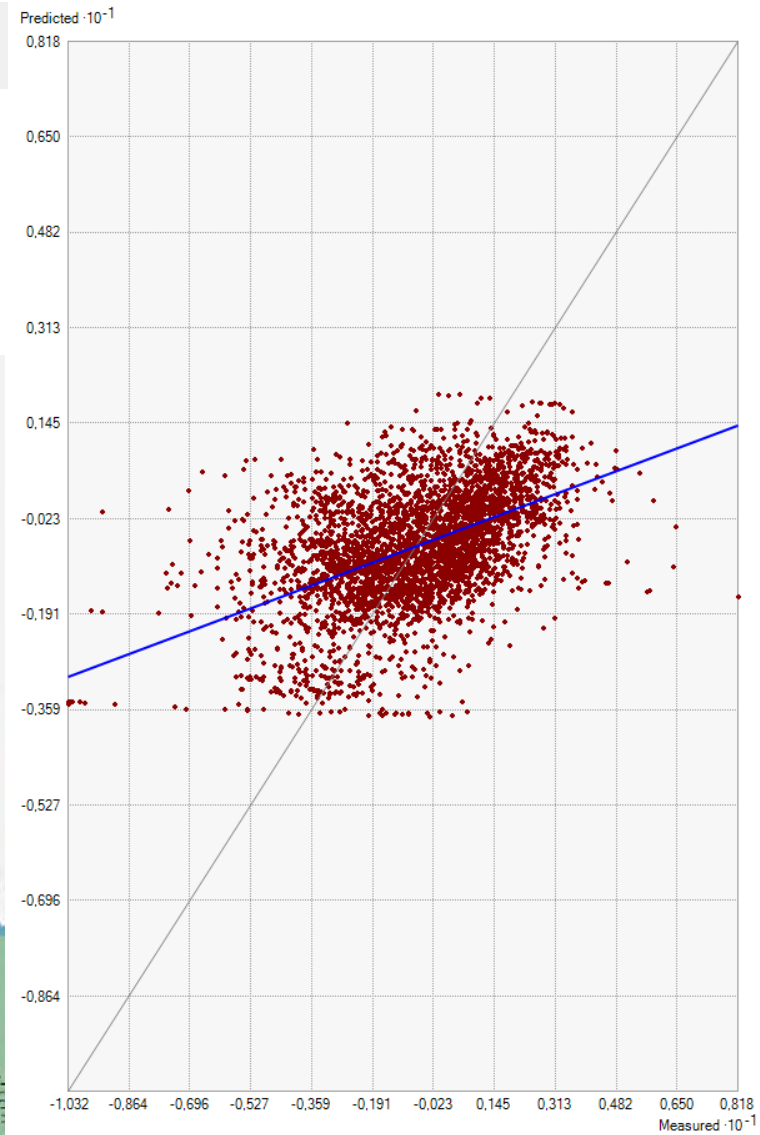
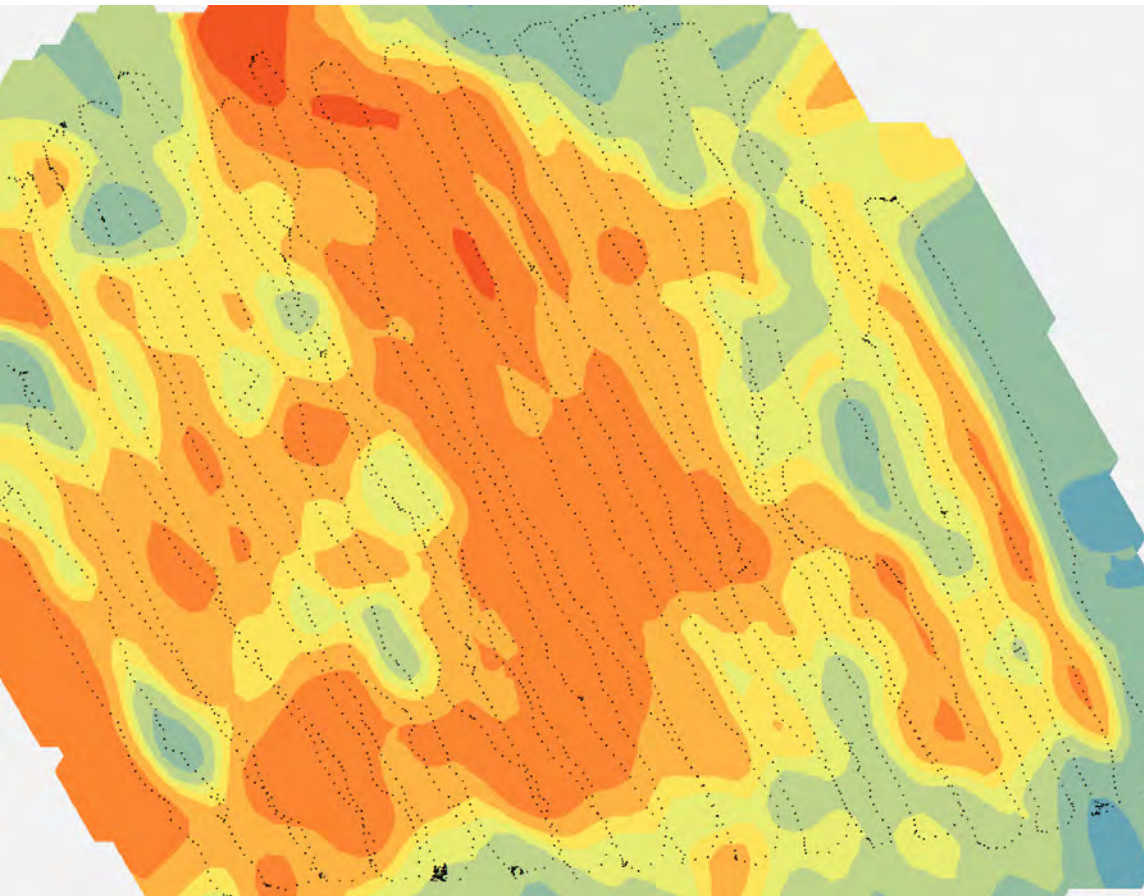
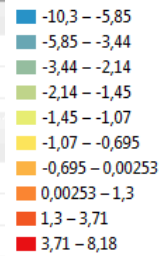
Diffusion kernel uses a kernel which is based upon the heat equation and allows one to use a combination of raster and feature datasets to act as a barrier.

General Properties

Kernel Function	Gaussian
Bandwidth	0,000015
Iterations	100

Predicted Value

X	3,114757
Y	43,30855
Value	1,028576



Predicted / Error	
Regression function	$0,239454937808445 * x + -0,546482131311907$
Prediction Errors	
Samples	3646 of 3646
Mean	-0,008979014
Root-Mean-Square	1,85251

Diffusion Kernel

Diffusion Kernel

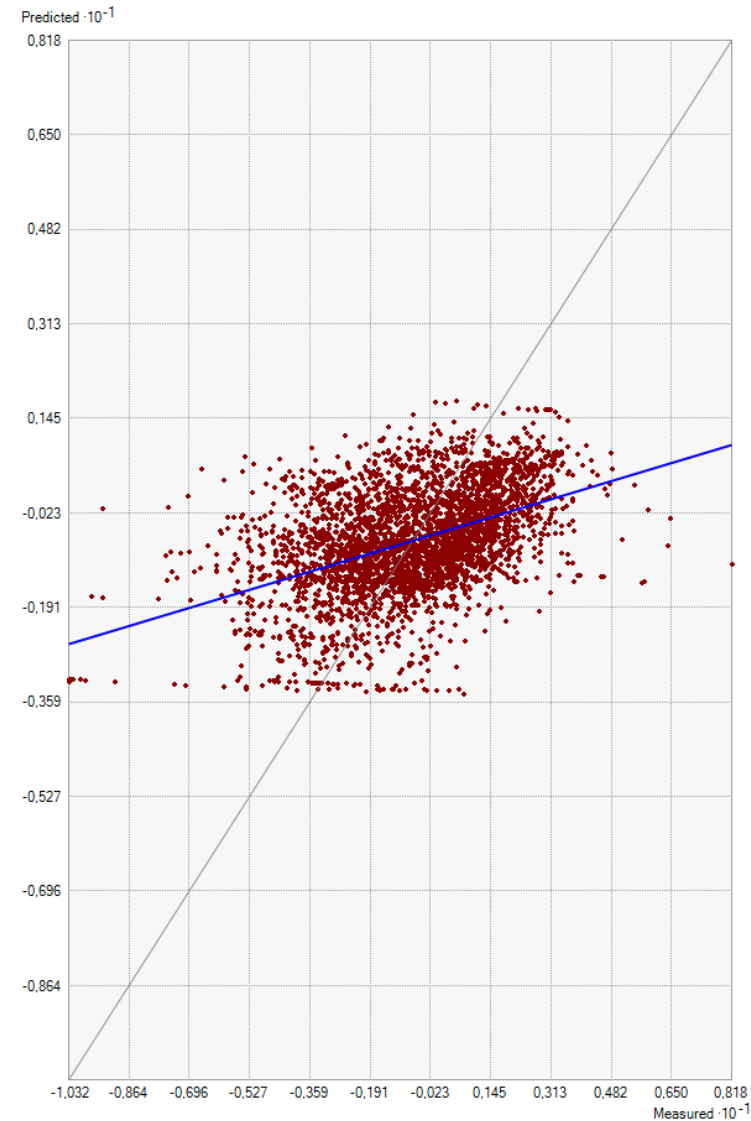
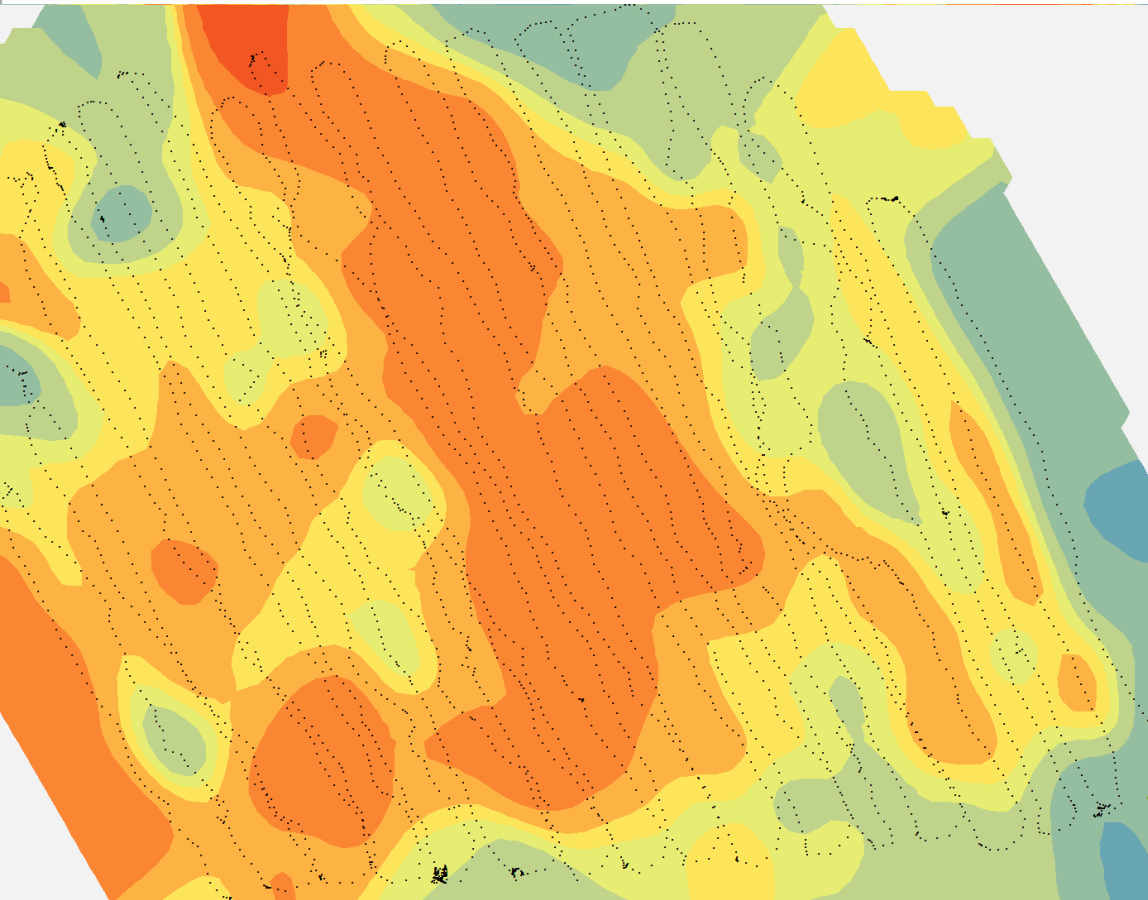
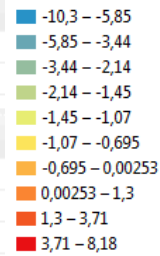
Diffusion kernel uses a kernel which is based upon the heat equation and allows one to use a combination of raster and feature datasets to act as a barrier.

General Properties

Kernel Function: Gaussian
Bandwidth: 0,00002
Iterations: 100

Predicted Value

X: 3,114757
Y: 43,30855
Value: 0,6643085



Predicted / Error	
Regression function	$0,191611161201722 * x + -0,587006020023533$
Prediction Errors	
Samples	3646 of 3646
Mean	-0,005980949
Root-Mean-Square	1,900517