



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
المدرسة الوطنية العليا للمناجم والمعادن - عمار العسكري - عنابة
ECOLE NATIONALE SUPERIEURE DES MINES ET DE LA METALLURGIE
AMAR LASKRI- ANNABA

Département Génie Minier

Mémoire de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du Diplôme de MASTER

Domaine : Sciences et Techniques

Filière : Génie Minier

Spécialité : Contrôle des Terrains Avancé

Thème :

Estimation Des Réserves Du Gisement De Calcaire De La Carrière De La Cimenterie De Meftah, Blida Par Cokrigeage

Présenté par : **Khalil KOUIDRAT**

Encadré par : **Hamza CHENITI**

Jury de Soutenance

Sameh HABES

Maitre de conférences (A), ENSMM

Président

Mouna BOUGHAMSA

Maitre de conférences (B), ENSMM

Examineur

Hamza CHENITI

Maitre de conférences (A), ENSMM

Encadreur

Septembre 2020



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Supérieure des Mines et de la Métallurgie

Département Génie Minier

AUTORISATION DE DEPOT FINAL DU MEMOIRE DE MASTER

Je soussigné (e) **Mme Habes Sameh Eps. Drici**

Président(e) du jury de soutenance de mémoire de Master, déclare avoir autorisé
Mr **Kouidrat Khalil** à déposer son mémoire de Master après avoir apporté les
corrections signalées par les membres du jury.

Avis du Promoteur : Dr. Cheniti Hamza

Avis de l'Examineur : Dr. Boughamsa Mouna

Président du Jury
Dr. Habes Sameh Eps. Drici

Remerciements

Merci serait un bien faible mot pour la miséricorde, la force et le courage avec les quelles dieu m'a doté ce qui m'a permis de mener à bien ce modeste travail.

Ma reconnaissance se dirigerait aussi vers **Dr. Hamza CHENITI** mon encadrant de mémoire de fin d'étude, pour ses précieux conseils et son orientation ficelée tout au long de ma recherche.

Mes remerciements à mes chers et dévoués parents viendraient certainement bénir ce modeste travail.

Ce mémoire n'aurait pas été possible sans la contribution d'un grand nombre de personnes notamment : **Mr. Hamid Dermouche, Mr. Walid Draï**, et tous les employés de **La cimenterie de Meftah, Blida.**

Aux membres du jury, président du Jury : Mes dames et Messieurs les jurys, vous me faites un grand honneur en acceptant de juger ce travail.

Enfin, je tiens à remercier tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail.

Thank you so much.

Résumé :

L'évaluation de la qualité de calcaire d'une région est d'une importance capitale pour planifier le bon développement des travaux d'exploitation.

La modélisation spatiale constitue un élément fondamental de la chaîne d'outils de gestion de l'exploitation. Cette étude se propose de tester les méthodes d'interpolation géostatistique (krigeage ordinaire (KO), cokrigeage ordinaire (CKO)) pour cartographier les teneurs en chaux (%CaO) dans la carrière de la cimenterie de Meftah, Blida.

Les estimations montrant des différences selon la méthode utilisée, il est intéressant d'évaluer les cartes de répartition spatiales de la teneur en chaux (%CaO) obtenues en comparant leurs qualités prédictives au moyen du calcul de l'erreur moyenne d'estimation. Les résultats indiquent la supériorité de la technique du cokrigeage ordinaire par rapport au krigeage ordinaire.

Mots-clés : Géostatistique, Analyse spatiale, Calcaire, Chaux, Blida.

Abstract:

Assessing the limestone quality of a region is of paramount importance in planning the proper development of mining operations.

Spatial modeling is a fundamental part of the operations management tool chain. This study proposes to test geostatistical interpolation methods (ordinary kriging (KO), ordinary cokriging (CKO)) to map lime contents (%CaO) in the quarry of the Meftah cement plant, Blida.

As the estimates show differences according to the method used, it is interesting to evaluate the spatial distribution maps of the lime content (%CaO) obtained by comparing their predictive qualities by means of the calculation of the mean error of estimate. The results indicate the superiority of the ordinary cokriging technique over ordinary kriging.

Keywords: Geostatistics, Spatial analysis, Limestone, Lime, Blida.

ملخص :

يُعتبر تقييم جودة الحجر الجيري في المنطقة ذا أهمية قصوى في التخطيط للتطوير المناسب لعمليات التعدين.

النمذجة المكانية هي جزء أساسي من سلسلة أدوات إدارة العمليات. تقترح هذه الدراسة اختبار طرق الاستكمال الجغرافي الإحصائي (**kriging**) (**KO**)، **cokriging** (**CKO**) لرسم خريطة لمحتويات الجير (%CaO) في مقلع مصنع أسمنت مفتاح ، البليدة.

نظرًا لأن التقديرات تظهر اختلافات وفقًا للطريقة المستخدمة ، فمن المثير للاهتمام تقييم خرائط التوزيع المكاني لمحتوى الجير (%CaO) التي تم الحصول عليها من خلال مقارنة صفاتها التنبؤية عن طريق حساب متوسط الخطأ التقديري. تشير النتائج إلى تفوق تقنية التكسير العادية على كريجينج العادية.

الكلمات المفتاحية: الإحصاء الجغرافي ، التحليل المكاني ، الحجر الجيري ، الجير ، البليدة.

Table des matières

Liste des figures	i
Liste des tableaux :	iii
Introduction Générale :	iv
Chapitre I : Le système d'information géographique (SIG)	1
I.1 Introduction du SIG :	1
I.2 Concepts de base d'un système d'information géographique (SIG) :	1
I.2.1 Les surfaces ont des valeurs numériques plutôt que des formes :	1
I.2.2 Les caractéristiques ont des emplacements :	1
I.2.3 Les caractéristiques sont liées à l'information :	2
I.3 Récapitulation :	2
I.4 Présentation d'ArcGIS :	3
I.5 Applications ArcGIS Desktop :	3
I.6 Outils ArcGIS Desktop :	4
I.7 Conclusion :	5
Chapitre II : L'interpolation spatiale	6
II.1 Utilité de l'interpolation spatiale :	6
II.2 Choix de la méthode d'interpolation spatiale :	6
II.2.1 Krigeage :	6
II.2.2 Qu'est-ce que le variogramme et pourquoi l'utiliser ?	7
II.2.3 Krigeage ordinaire :	8
II.2.4 Cokrigeage ordinaire :	9
II.3 Le modèle linéaire de corégionalisation :	10
II.4 Créer une surface à l'aide de techniques géostatistiques :	11
II.4.1 Création de surface par krigeage :	12
II.4.2 Création de surface par cokrigeage :	13
II.5 Effectuer une validation croisée et une validation :	15
II.6 Comparer un modèle avec un autre :	16
II.7 Préoccupations lors de la comparaison des méthodes et des modèles :	17
II.8 Conclusion :	18
Chapitre III : Application	19
III.1 Création d'un modèle 3D du gisement :	19
III.2 Estimation des teneurs en chaux du gisement :	24
III.2.1 Par krigeage :	24

III.2.2 Par cokrigage ordinaire :	26
III.2.3 Comparaison des méthodes :	28
III.2.3.1 Outil de comparaison :	28
III.2.3.2 Critères de comparaison :	28
III.2.3.3 Résultats de comparaison :	28
III.2.3.4 Discussion des résultats de comparaison :	30
III.3 Conclusion :	32
III.4 Estimation des réserves :	32
III.4.1 Cartes des profondeurs :	33
III.4.2 Cartes des teneurs en chaux (% CaO) :	36
III.4.3 Cartes des tonnages :	39
III.4.3 Récapitulation :	42
III.5 Analyse des résultats de l'estimation des réserves :	42
III.5.1 Calcaire Pur (CP) :	42
III.5.2 Calcaire Impur (CIP) :	44
III.5.3 Calcaire impur siliceux (CIPS) :	46
III.5.4 Résumé :	48
Conclusion Générale :	50
Références Bibliographiques :	51
Annexe	52

Liste des figures

Figure I. 1 : Exemple d'une table d'attributs	2
Figure I. 2 : Carte de la carrière de Meftah.....	3
Figure I. 3 : Geostatistical Analyst	5
Figure II. 1 : Anatomie d'un semivariogramme typique [9]	8
Figure II. 2 : Krigeage ordinaire [9]	9
Figure II. 3 : Cokrigeage ordinaire [9]	10
Figure II. 4 : Effectuer un krigeage avec Geostatistical Analyst	12
Figure II. 5 : Surface résultant d'un krigeage	13
Figure II. 6 : Erreur d'estimation du krigeage	13
Figure II. 7 : Effectuer un cokrigeage avec Geostatistical Analyst.....	14
Figure II. 8 : Surface résultant d'un cokrigeage.....	14
Figure II. 9 : Erreur d'estimation du cokrigeage.....	15
Figure II. 10 : Fenêtre validation croisée des estimations	15
Figure II. 11 : Exemple de la fenêtre de comparaison de modèles	17
Figure III. 1 : Points de sondages du toit de la couche CP avec leurs tables d'attributs [12]	20
Figure III. 2 : Représentation de la surface et des sondages avec leurs couleurs correspondantes [12]	20
Figure III. 3 : Représentation du toit et mur de la couche de CP [12]	21
Figure III. 4 : Représentation du toit et mur de la couche de CIP [12]	21
Figure III. 5 : Représentation du toit et mur de la couche de CIPS [12].....	22
Figure III. 6 : Représentation du toit et mur de la couche d'Argile [12]	22
Figure III. 7 : Représentation de la surface et les murs des couches présentes [12].....	23
Figure III. 8 : Représentation de la surface et les couches présentes [12]	23
Figure III. 9 : Résultat d'estimation de teneur en CaO de la couche CP par krigeage	24
Figure III. 10 : Erreur d'estimation du krigeage de teneur en CaO de la couche CP	25
Figure III. 11 : Résultat d'estimation de teneur en CaO de la couche CP par cokrigeage	26
Figure III. 12 : Erreur d'estimation du cokrigeage de teneur en CaO de la couche CP	27
Figure III. 13 : Comparaison entre krigeage et cokrigeage de la couche CP	28
Figure III. 14 : Comparaison entre krigeage et cokrigeage de la couche CIP	29
Figure III. 15 : Comparaison entre krigeage et cokrigeage de la couche CIPS	29

Figure III. 16 : Comparaison entre krigeage et cokrigeage de la couche d'argile	30
Figure III. 17 : Résultat d'estimation des profondeurs de la couche de calcaire pur (CP).....	33
Figure III. 18 : Résultat d'estimation des profondeurs de la couche de calcaire impur (CIP)	34
Figure III. 19 : Résultat d'estimation des profondeurs de la couche de calcaire impur siliceux (CIPS)	35
Figure III. 20 : Résultat d'estimation des % CaO de la couche de calcaire pur (CP).....	36
Figure III. 21 : Résultat d'estimation des % CaO de la couche CIP	37
Figure III. 22 : Résultat d'estimation des % CaO de la couche CIPS.....	38
Figure III. 23 : Résultat d'estimation des réserves de CP	39
Figure III. 24 : Résultat d'estimation des réserves de CIP	40
Figure III. 25 : Résultat d'estimation des réserves de CIPS.....	41
Figure III. 26 : Distribution des estimations des profondeurs de la couche CP	42
Figure III. 27 : Distribution des estimations des %CaO de la couche CP.....	43
Figure III. 28 : Distribution des estimations des réserves de la couche CP	43
Figure III. 29 : Distribution des tonnages en fonction des %CaO de la couche CP	44
Figure III. 30 : Distribution des estimations des profondeurs de la couche CIP	44
Figure III. 31 : Distribution des estimations des %CaO de la couche CIP	45
Figure III. 32 : Distribution des estimations des réserves de la couche CIP	45
Figure III. 33 : Distribution des tonnages en fonction des %CaO de la couche CIP	46
Figure III. 34 : Distribution des estimations des profondeurs de la couche CIPS.....	46
Figure III. 35 : Distribution des estimations des %CaO de la couche CIPS	47
Figure III. 36 : Distribution des estimations des réserves de la couche CIPS.....	47
Figure III. 37 : Distribution des tonnages en fonction des %CaO de la couche CIPS.....	48
Figure III. 38 : Distribution des tonnages en fonction des %CaO dans le gisement de calcaire	48

Liste des tableaux :

Tableau I. 1 : Exemple de la liste des sondages et leurs propriétés	5
Tableau III. 1 : Tableaux Excel des sondages [12].....	19
Tableau III. 2 : Résultats de la comparaison	31
Tableau III. 3 : Réserves géologiques de calcaire du gisement.....	42

Introduction Générale :

La carrière de la cimenterie de Meftah, Blida est exploitée pour l'alimentation de la cimenterie avec la matière première nécessaire pour la fabrication du ciment. Connaître la qualité de cette matière première est important pour le processus de fabrication de ciment.

De plus, l'estimation des réserves d'un gisement est d'une importance capitale dans le domaine de l'exploitation minière, la teneur en chaux (%CaO) en est le caractère principal pour la détermination de la qualité du calcaire.

La maille des sondages et l'échantillonnage minier mesurent la continuité en 3D, permettant l'estimation globale avec une faible marge d'erreur et l'estimation locale, avec une marge d'erreur acceptable pour des blocs d'estimation restreints.

Ce travail a donc pour but de faire une estimation des teneurs en chaux (% CaO) du gisement par deux (2) méthodes d'interpolation géostatistique (krigeage ordinaire (KO), cokrigeage ordinaire (CKO)). Ainsi que la comparaison entre les résultats de ces deux méthodes, afin de faire une estimation des réserves de calcaire du gisement en utilisant la méthode optimale.

Ce travail est reparti en trois (3) grands chapitres :

Chapitre I : Ce chapitre est une introduction aux principes fondamentaux d'un système d'information géographique (SIG). Ayant une idée sur le système d'information géographique (SIG), on va découvrir le logiciel ArcGIS, qu'on va utiliser pour la modélisation et l'estimation, ainsi que les outils qui aideront à aboutir au but de ce travail.

Chapitre II : Dans ce chapitre, on va découvrir les principes de l'interpolation spatiale et les méthodes qu'on va appliquer au gisement.

Par la suite on va découvrir comment appliquer ces méthodes dans ArcGIS, ainsi que les critères de comparaison entre les méthodes utilisées.

Chapitre III : Par le biais du logiciel ArcGIS les couches géologiques sous la surface seront modélisées en se basant sur les données triées et classifiées antérieurement, de plus, la teneur en chaux (%CaO) d'un point quelconque de la carrière peut être connue, ce qui est d'une importance primordiale pour alimenter le processus de fabrication du ciment d'une matière première de qualité.

Ensuite, ayant utilisé deux méthodes d'estimation géostatistique de krigeage ordinaire et de cokrigeage ordinaire, l'étape suivante consiste à comparer les deux modèles pour en trouver la meilleure. Pour enfin estimer les réserves de calcaire par cette méthode et analyser les résultats de cette estimation.

Chapitre I : Le système d'information géographique (SIG)

I.1 Introduction du SIG :

Un système d'information géographique (SIG) permet d'étudier et d'explorer tout ce qui concerne un lieu. Avec un SIG, on peut identifier et analyser les caractéristiques du terrain, le climat, les limites, la population, les ressources et bien d'autres choses sur les lieux qui nous intéressent. Dans le passé, on devait utiliser des cartes papier, des globes terrestres et diverses sources de données sur papier pour effectuer ces analyses. Aujourd'hui, un SIG met les cartes, les globes, les données et les outils d'analyse à disposition sur ordinateur, ce qui permet d'effectuer des analyses sophistiquées, de cartographier les résultats et de stocker et partager les informations sous forme numérique. [1]

I.2 Concepts de base d'un système d'information géographique (SIG) :

I.2.1 Les surfaces ont des valeurs numériques plutôt que des formes :

Contrairement aux pays ou aux rivières, les phénomènes naturels, tels que l'altitude, la pente, la température, les précipitations et la vitesse du vent, n'ont pas de forme distincte. Ce qu'ils ont en revanche, ce sont des valeurs mesurables pour n'importe quel endroit de la surface de la terre. Par exemple, où que vous alliez, vous vous trouvez soit au niveau de la mer, soit à un certain nombre de mètres au-dessus ou en dessous de celui-ci. De tels phénomènes géographiques sont plus faciles à représenter en tant que surfaces qu'en tant qu'éléments. [1]

Le type de surface le plus courant s'appelle 'raster', une matrice de cellules carrées de taille identique. Chaque cellule représente une unité de surface - par exemple, 10 mètres carrés - et contient une valeur mesurée ou estimée pour cet endroit. [2]

I.2.2 Les caractéristiques ont des emplacements :

Si on vous demandait de trouver Berlin, en Allemagne, sur une carte du monde, cela ne vous prendrait probablement pas beaucoup de temps. Mais supposons que Berlin ne figure pas sur la carte. Pourriez-vous faire une marque au crayon à l'endroit exact où elle devrait se trouver ?

Supposons maintenant que vous puissiez poser un quadrillage ou un graticule sur la carte du monde et que vous sachiez que Berlin est un certain nombre de repères à partir et à droite d'un point de départ donné. Dans ce cas, il serait facile de placer votre crayon au bon endroit. Une grille de ce type s'appelle un système de coordonnées, et c'est ce qu'un SIG utilise pour placer les éléments à leur place sur une carte. [1]

I.2.3 Les caractéristiques sont liées à l'information :

Une caractéristique est plus que sa forme physique et son emplacement. Une caractéristique comprend également tout ce que l'on peut savoir sur cette caractéristique. Pour un pays par exemple, cela peut être sa population, ses capitaux, son système de gouvernement, ses principales importations et exportations, ses précipitations moyennes et ses ressources minérales. Il existe de nombreuses informations sur n'importe quelle caractéristique, qu'il s'agisse d'une modeste longueur de canalisation d'égout ou de l'immensité d'un océan. [1]

Les informations sur les caractéristiques d'une couche sont stockées dans un tableau. Le tableau comporte un enregistrement (ligne) de chaque élément de la couche et un champ (colonne) pour chaque catégorie d'information. Ces catégories sont appelées des attributs, et la table est appelée une table d'attributs.

FID	Shape *	Numero_de	Coord_X	Coord_Y	Coord_Z	Profondeur	DE	A	Geologie	Descriptio	Epaisseur	CaO	SiO2
0	Point ZM	101	521503.869	4052692.17	198.8	29	0	2.7	Decouverte	M.T	2.7	0	0
1	Point ZM	101	521503.869	4052692.17	198.8	29	2.7	17.7	Calcaire	CPg	17.7	51.45	3.4
2	Point ZM	101	521503.869	4052692.17	198.8	29	17.7	20.2	Calcaire Marneux et Siliceux	CPm	20.2	43.05	15.9
3	Point ZM	101	521503.869	4052692.17	198.8	29	20.2	25	Calcaire Marneux et Siliceux	CIPS	25	43.05	15.9
4	Point ZM	101	521503.869	4052692.17	198.8	29	25	29	Argile	Argile Bleue	29	10.14	48.98
5	Point ZM	102	521357.826	4052674.62	213	67	0	0.5	Decouverte	M.T	0.5	0	0
6	Point ZM	102	521357.826	4052674.62	213	67	0.5	9.58	Calcaire	CPg	9.58	54.15	0.25
7	Point ZM	102	521357.826	4052674.62	213	67	9.58	22.74	Calcaire	CP crayeux	22.74	53.2	1.55
8	Point ZM	102	521357.826	4052674.62	213	67	22.74	42.5	Calcaire	CP compact	42.5	49.4	6.85
9	Point ZM	102	521357.826	4052674.62	213	67	42.5	45.5	Calcaire Marneux	CPm	45.5	49.4	6.85
10	Point ZM	102	521357.826	4052674.62	213	67	45.5	52.5	Calcaire Marneux et Siliceux	CPg/CIPsg	52.5	33	25.85
11	Point ZM	102	521357.826	4052674.62	213	67	52.5	57	Calcaire Siliceux	CIPS	57	33	25.85
12	Point ZM	102	521357.826	4052674.62	213	67	57	67	Argile	Argile Bleue	67	8.5	51.74
13	Point ZM	103	521333.031	4052412.71	204	91	0	1	Decouverte	M.T	1	0	0
14	Point ZM	103	521333.031	4052412.71	204	91	1	22.52	Calcaire	CPc	22.52	52	1.3
15	Point ZM	103	521333.031	4052412.71	204	91	22.52	31.66	Calcaire	CP compact	31.66	52.95	1.2
16	Point ZM	103	521333.031	4052412.71	204	91	31.66	36.34	Calcaire	CPg	36.34	53.05	1.6
17	Point ZM	103	521333.031	4052412.71	204	91	36.34	67	Calcaire	CPg	67	51.2	2.55
18	Point ZM	103	521333.031	4052412.71	204	91	67	71	Calcaire Marneux	CPm	71	51.12	5.4
19	Point ZM	103	521333.031	4052412.71	204	91	71	82	Calcaire Marneux et Siliceux	CIPS	82	29.68	33.68
20	Point ZM	103	521333.031	4052412.71	204	91	82	90.7	Argile	Argile Bleue	90.7	10.4	48.8

Figure I. 1 : Exemple d'une table d'attributs

La table d'attributs dans cette étude comprend plusieurs informations à savoir : les coordonnées des sondages, leurs profondeurs, la géologie de la couche, la teneur en CaO...

I.3 Récapitulation :

On vient de voir que les SIG permettent d'intégrer des données de différents formats et provenance. Parmi les fonctionnalités des SIG on cite : [2]

- 1) Représentation cartographique des données attributaires et mise en page : les analyses thématiques.
- 2) Requêtes attributaires : sélection des objets géographiques en fonction de critères sur les données attributaires.
- 3) Requêtes spatiales : sélection des objets géographiques en fonction de leur localisation par rapport À d'autres objets graphiques.

I.4 Présentation d'ArcGIS :

Dans ArcGIS Desktop, on peut interroger les données, analyser les relations spatiales, telles que la distance, l'intersection et le confinement entre les éléments de la carte, et superposer des couches pour découvrir comment différents types de données sont liés à un endroit particulier. [1]

On peut également créer et modifier des données grâce à un ensemble complet d'outils de dessin et d'édition. On peut aussi extraire des données d'une base de données, les modifier sur le terrain, puis les réintroduire.

De plus, ArcGIS Desktop offre un ensemble complet d'outils d'analyse spatiale pour effectuer des analyses, des modélisations et des conversions de données SIG avancées. Il fournit également des outils cartographiques haut de gamme et des capacités avancées pour la traduction de données, la création et la conversion d'un large éventail de formats de fichiers spatiaux. [1]

I.5 Applications ArcGIS Desktop :

ArcMap est l'application ArcGIS permettant de réaliser des cartes et d'analyser des données. Elle dispose d'une vue de données pour créer, symboliser et analyser des cartes. ArcMap dispose aussi d'une vue de mise en page (Layout view) pour la composition des cartes à imprimer. On peut ajouter un titre, une barre d'échelle, une légende et d'autres éléments. [1] Comme dans la figure I.2.

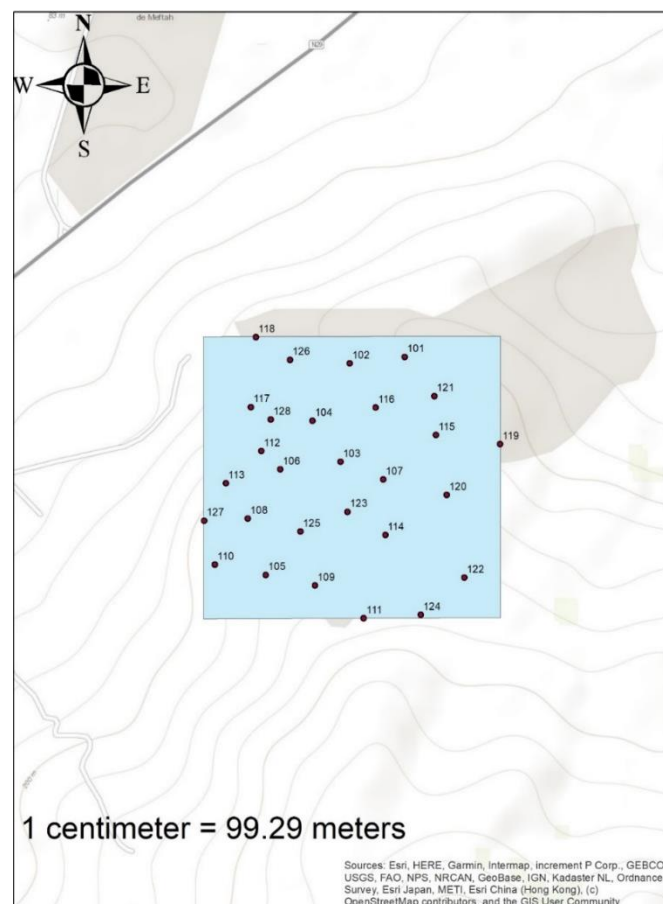


Figure I. 2 : Carte de la carrière de Meftah

ArcGIS Desktop propose également deux applications de visualisation 3D : ArcScene et ArcGlobe. ArcScene permet de visualiser les données SIG en trois dimensions.

Il est à noter l'existence du nouveau programme ArcGIS Pro, qui est un produit tout-en-un pour les professionnels des SIG qui souhaitent afficher, créer, analyser et partager des données géospatiales en 2D et 3D. Il est conçu selon une nouvelle architecture système qui améliore les performances, et il offre une nouvelle interface et une expérience utilisateur moderne. Mais j'ai utilisé ArcMap et ArcScene dans ce travail.

I.6 Outils ArcGIS Desktop :

Bien qu'ArcMap dispose de nombreux outils de géotraitement accessibles par des menus et diverses barres d'outils. Geostatistical Analyst étend ArcMap™ en ajoutant une barre d'outils avancée contenant des outils d'analyse exploratoire des données spatiales et un assistant géostatistique pour guider l'utilisateur dans le processus de création d'une surface statistiquement valable. Les nouvelles surfaces générées avec Geostatistical Analyst peuvent ensuite être utilisées dans des modèles de systèmes d'information géographique (SIG) et dans la visualisation à l'aide d'extensions ArcGIS telles que ArcGIS Spatial Analyst et ArcGIS 3D Analyst™. [1]

Geostatistical Analyst est intéressant car il fait le lien entre la géostatistique et les SIG. Ce lien est important car, les professionnels des SIG peuvent commencer à quantifier la qualité de leurs modèles de surface en mesurant l'erreur statistique des surfaces prédites.

L'ajustement des surfaces à l'aide de l'analyse géostatistique comporte trois étapes clés :

1. Analyse exploratoire des données spatiales.
2. Analyse structurelle (calcul et modélisation des propriétés de surface des lieux proches).
3. Prédiction de surface et évaluation des résultats.

Le logiciel contient une série d'outils et d'assistants faciles à utiliser qui vous guident à travers chacune de ces étapes. Il comprend également un certain nombre d'outils uniques pour l'analyse statistique des données spatiales. [1]

Avec Geostatistical Analyst, J'ai créé une surface continue, à partir des points d'échantillons mesurés stockés dans une couche de points. Ces points d'échantillonnage sont les points de sondages effectués par l'entreprise, [3] et ils contiennent de nombreuses informations sur le site.

Tableau I. 1 : Exemple de la liste des sondages et leurs propriétés

Jumero de sondag	Coor X	Coor Y	Coor Z	Profondeur	DE	A	Geologie	Description	Epaisseur	CaO	SiO2
101	521504	4052692	198.8	29	0	2.7	Decouverte	M.T	2.7		
101	521504	4052692	198.8	29	2.7	17.7	Calcaire	CPg	17.7	51.45	3.4
101	521504	4052692	198.8	29	17.7	20.2	ire Marneux et Sili	CIPm	20.2	43.05	15.9
101	521504	4052692	198.8	29	20.2	25	ire Marneux et Sili	CIPS	25	43.05	15.9
101	521504	4052692	198.8	29	25	29	Argile	Argile Bleue	29	10.14	48.98
102	521358	4052675	213	67	0	0.5	Decouverte	M.T	0.5		
102	521358	4052675	213	67	0.5	9.58	Calcaire	CPg	9.58	54.15	0.25
102	521358	4052675	213	67	9.58	22.74	Calcaire	CP crayeux	22.74	53.2	1.55
102	521358	4052675	213	67	22.74	42.5	Calcaire	CP compact	42.5	49.4	6.85
102	521358	4052675	213	67	42.5	45.5	Calcaire Marneux	CIPm	45.5	49.4	6.85
102	521358	4052675	213	67	45.5	52.5	ire Marneux et Sili	CIPg/CIPsg	52.5	33	25.85
102	521358	4052675	213	67	52.5	57	Calcaire Silicieux	CIPS	57	33	25.85
102	521358	4052675	213	67	57	67	Argile	Argile Bleue	67	8.5	51.74
103	521333	4052413	204	90.7	0	1	Decouverte	M.T	1		

Utilisé conjointement avec ArcMap, Geostatistical Analyst fournit un ensemble complet d'outils pour créer des surfaces qui peuvent être utilisées pour visualiser, analyser et comprendre les phénomènes spatiaux.

Pour cette étude, ArcMap m'a permis d'estimer des valeurs à des endroits non mesurés par interpolation mathématique des valeurs d'échantillons connus, et analyser les données du gisement.

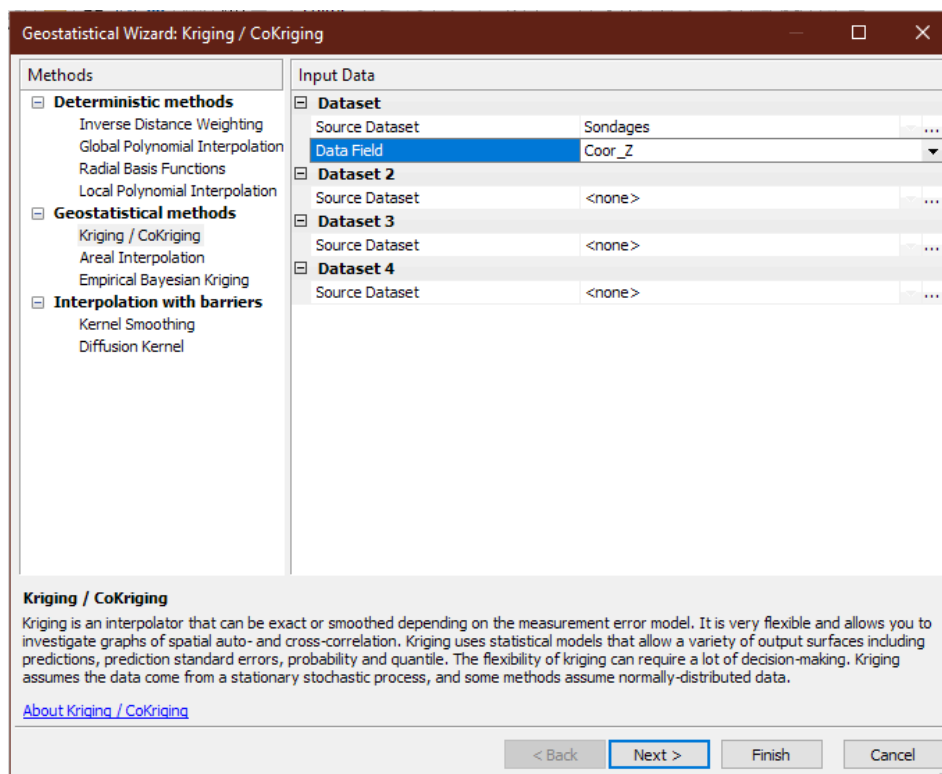


Figure I. 3 : Geostatistical Analyst

I.7 Conclusion :

ArcGIS est un logiciel puissant qui va permettre à travers ses outils disponibles de :

- 1) Modéliser le gisement et les sondages en prenant compte de leurs caractéristiques.
- 2) Estimer les réserves du gisement.

Chapitre II : L'interpolation spatiale

II.1 Utilité de l'interpolation spatiale :

L'interpolation spatiale permet à l'aide de fonctions mathématiques d'estimer des valeurs de teneur en chaux (% CaO) en tous points ou nœuds d'une grille régulière superposée au domaine d'étude sur la base de mesures ponctuelles et dispersées. Cette cartographie spatialisée à échelle fine de la qualité de calcaire sur une aire géographique donnée aide la bonne planification et développement des travaux d'exploitation. Elle repose sur l'application de méthodes spécifiques de spatialisation des données et l'utilisation de logiciels adaptés. [4]

II.2 Choix de la méthode d'interpolation spatiale :

Les algorithmes d'interpolation spatiale couramment utilisés en matière de cartographie concernaient pour l'essentiel des méthodes de type déterministe comme par exemple les méthodes de triangulation, de Shepard, de splines laplaciennes ou d'inverse des distances. [5]

Chacun de ces algorithmes utilise des techniques différentes de pondération entre les variables à cartographier et aboutissent de ce fait à des résultats différents. En règle générale, les résultats de ces algorithmes d'interpolation sont issus d'une règle de pondération calculée sur la base des concentrations observées aux sites de mesure voisins du nœud le plus proche. Ils ne prennent pas en compte les caractéristiques spatiales naturelles du gisement. [6]

Seul l'algorithme d'interpolation géostatistique du krigeage intègre une règle de pondération directement déduite du comportement spatial de la donnée du gisement. Il permet en outre d'intégrer dans l'interpolation les effets de variables auxiliaires comme la variation de teneur en chaux par type de calcaire. C'est cet algorithme qui est retenu ici pour réaliser les cartographies des champs de concentration en CaO sur l'aire géographique du gisement de calcaire de la carrière de la cimenterie de Meftah. [6]

L'annexe présente une table de comparaison détaillée de toutes les méthodes d'interpolation spatiale par ArcGIS.

II.2.1 Krigeage :

Nous commençons par examiner la méthode d'interpolation géostatistique connue sous le nom de krigeage, car elle est un peu plus simple que le cokrigeage et constitue une bonne introduction.

Le scénario habituel menant au krigeage est le suivant : on s'intéresse à une quantité, distribuée dans l'espace, pour laquelle il existe un échantillon non aléatoire (les données). On souhaite estimer les valeurs de la quantité sur des sites où il n'y a pas de données. [7]

Le krigeage est basé sur une hypothèse probabiliste : les données sont un échantillon non aléatoire d'une réalisation d'une fonction aléatoire, satisfaisant à une condition de stationnarité. Cela signifie, dans le cas le plus fort, que les variables aléatoires qui se produisent à chaque point de l'espace (donnant lieu à des ensembles de données, qui sont les échantillons non aléatoires) sont distribuées selon la même distribution (fixe) partout dans l'espace. [7]

Mon intérêt dans cette thèse n'est pas particulièrement de discuter des fondements de la géostatistique, mais seulement à élaborer quelques méthodes pour définir et appliquer les techniques que les géostatisticiens utiliseront de toute façon.

Le krigeage forme des poids à partir de valeurs mesurées environnantes pour prédire des valeurs à des endroits non mesurés. Ce sont les valeurs mesurées les plus proches qui ont le plus d'influence. Cependant, les poids de krigeage pour les points de mesure environnants sont plus sophistiqués que pour d'autres méthodes. Par exemple, la méthode d'inverse des distances (IDW) utilise un algorithme simple basé sur la distance, mais les poids de krigeage proviennent d'un semivariogramme qui a été développé en examinant la structure spatiale des données. Pour créer une surface ou une carte continue du phénomène, des prévisions sont faites pour les endroits de la zone d'étude sur la base du semivariogramme et de la disposition spatiale des valeurs mesurées qui sont proches. [8]

II.2.2 Qu'est-ce que le variogramme et pourquoi l'utiliser ?

Lors de l'estimation dans un lieu non échantillonné, on utilise des informations obtenues de lieux voisins (voisins), qui doivent être pondérées selon un certain schéma. Dans un champ vraiment aléatoire, les voisins sont tout aussi utiles (ils contribuent chacun à la surface moyenne de l'échantillon, qui pourrait bien être utilisée comme estimation) ; dans un champ bien corrélé spatialement, les voisins proches peuvent s'avérer être des estimateurs plus fiables des valeurs d'un site, et donc être plus appréciés (plus pondérés) que les sites plus éloignés. Le travail de l'analyse des variogrammes consiste à déterminer où se situe un cas donné entre ces deux extrêmes, puis à proposer des modèles pour la fonction de pondération. [8]

Un semivariogramme est défini par l'équation II.1 :

$$\gamma(s_i, s_j) = \frac{1}{2} \text{var}(Z(s_i) - Z(s_j)) \quad (\text{II.1})$$

Si deux endroits s_i et s_j sont proches l'un de l'autre en termes de mesure de la distance $d(s_i, s_j)$, ils devraient être similaires, et donc la différence entre leurs valeurs, $Z(s_i) - Z(s_j)$, sera faible. Au fur et à mesure que s_i et s_j s'éloignent l'un de l'autre, ils deviennent moins similaires, et donc la différence de leurs valeurs, $Z(s_i) - Z(s_j)$, sera plus importante. C'est ce que montre la figure II.1, qui illustre l'anatomie d'un semivariogramme typique.

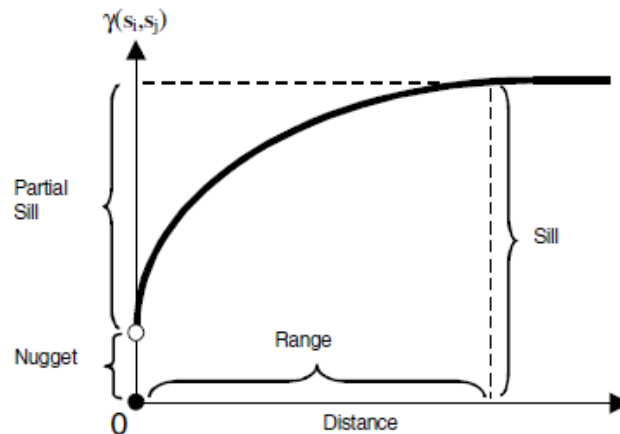


Figure II. 1 : Anatomie d'un semivariogramme typique [9]

Notez que la variance de la différence augmente avec la distance, de sorte que le semivariogramme peut être considéré comme une fonction de dissimilarité. Plusieurs termes sont souvent associés à cette fonction, et ils sont également utilisés dans l'Analyse géostatistique.

La hauteur atteinte par semivariogramme lorsqu'il se stabilise s'appelle le seuil (sill). Ce dernier est souvent composé de deux parties : une discontinuité à l'origine, appelée effet de pépité (nugget), et le seuil partiel (partial sill), qui, ajoutés l'un à l'autre, donnent le seuil. L'effet de pépité peut être divisé en erreur de mesure et en variation à l'échelle microscopique et comme l'une ou l'autre de ces composantes peut être nulle, l'effet de pépité peut être composé entièrement de l'une ou de l'autre. La distance à laquelle le semivariogramme se stabilise par rapport au seuil s'appelle la portée (range). [9]

II.2.3 Krigeage ordinaire :

Le krigeage ordinaire en est le modèle de l'équation II.2 :

$$Z(s) = \mu + \varepsilon(s) \quad (\text{II.2})$$

où μ est une constante inconnue. L'une des principales questions concernant le krigeage ordinaire est de savoir si l'hypothèse d'une moyenne constante est raisonnable. Il existe parfois de bonnes raisons scientifiques pour rejeter cette hypothèse. Cependant, en tant que méthode de prédiction simple, elle a une flexibilité remarquable. Ainsi, le krigeage ordinaire peut être utilisé pour des données qui semblent avoir une tendance. [9]

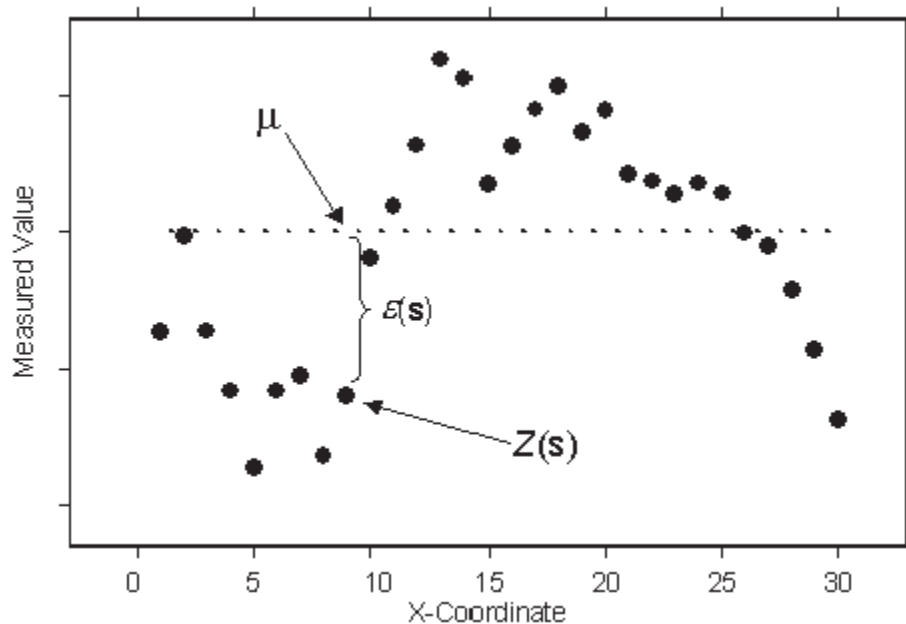


Figure II. 2 : Krigeage ordinaire [9]

II.2.4 Cokrigeage ordinaire :

Le cokrigeage utilise des informations sur plusieurs types de variables. La principale variable d'intérêt est Z_1 , l'autocorrélation pour Z_1 et les corrélations croisées entre Z_1 et tous les autres types de variables sont utilisées pour faire de meilleures prédictions. Il est intéressant d'utiliser des informations provenant d'autres variables pour aider à faire des prédictions, mais cela a un prix. Le cokrigeage nécessite beaucoup plus d'estimation, ce qui inclut l'estimation de l'autocorrélation pour chaque variable ainsi que toutes les corrélations croisées. En théorie, on ne peut pas faire pire que le krigeage car, s'il n'y a pas de corrélation croisée, on peut se rabattre sur la seule autocorrélation pour Z_1 . Cependant, chaque fois qu'on estime des paramètres d'autocorrélation inconnus, on introduit plus de variabilité, de sorte que les gains de précision des prévisions peuvent ne pas valoir la peine de faire un effort supplémentaire. [5]

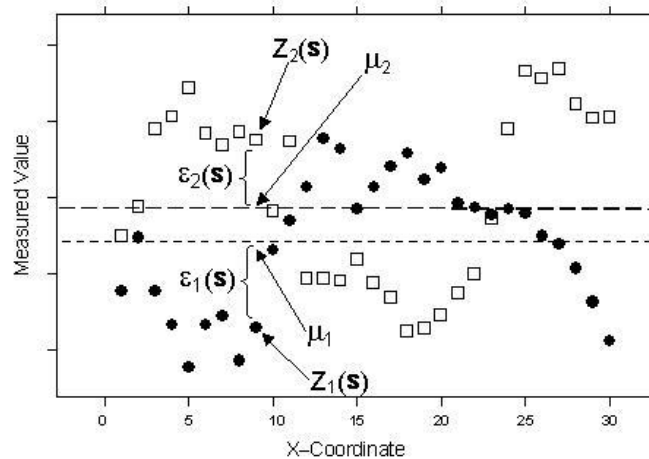
Le cokrigeage ordinaire assume le modèle de l'équation II.3 :

$$\begin{aligned} Z_1(s) &= \mu_1 + \varepsilon_1(s) \\ Z_2(s) &= \mu_2 + \varepsilon_2(s) \end{aligned} \quad (\text{II.3})$$

où μ_1 et μ_2 sont des constantes inconnues. On remarque qu'on a maintenant deux types d'erreurs aléatoires, $\varepsilon_1(s)$ et $\varepsilon_2(s)$, il y a donc une autocorrélation pour chacune d'entre elles et une corrélation croisée entre elles. Le cokrigage ordinaire tente de prédire $Z_1(s_0)$, tout comme le krigeage ordinaire, mais elle utilise les informations de la covariable $\{Z_2(s)\}$ pour tenter de faire un meilleur travail. Par exemple, la figure II.3 présente les mêmes données que celles utilisées pour le krigeage ordinaire, mais une deuxième variable est ajoutée ici. [9]

On remarque que les données Z_1 et Z_2 semblent autocorrélées. On remarque également que lorsque Z_1 est inférieur à sa moyenne μ_1 , alors Z_2 est souvent supérieur à sa moyenne μ_2 , et vice versa. Ainsi, Z_1 et Z_2 semblent présenter une corrélation croisée négative. Dans cet exemple, chaque emplacement s avait à la fois $Z_1(s)$ et $Z_2(s)$; cependant, cela n'est pas nécessaire, et chaque type de variable peut avoir son propre ensemble unique d'emplacements. La principale variable d'intérêt est Z_1 , et tant l'autocorrélation que la corrélation croisée sont utilisées pour faire de meilleures prédictions. [9]

Figure II. 3 : Cokrigage ordinaire [9]



II.3 Le modèle linéaire de corégionalisation :

Les covariances ou variogrammes simples et croisés d'un ensemble de fonctions aléatoires $Z_1 \dots Z_N$ ne peuvent être modélisés indépendamment, car il existe entre eux des contraintes mathématiques. La matrice $\Gamma(h)$ des variogrammes simples et croisés doit notamment être symétrique de type positif pour tout vecteur h . En pratique, pour satisfaire ces contraintes, on a très souvent recours au *modèle linéaire de corégionalisation*, qui permet de modéliser une grande classe de phénomènes. [5]

De façon générale, un modèle linéaire de corégionalisation peut s'écrire:

- En variogramme :

$$\gamma_{ij}(h) = \sum_k b_{ij}^k \gamma^k(h) \quad (\text{II.4})$$

Soit matriciellement :

$$[\gamma_{ij}(h)] = \sum_k [b_{ij}^k] \gamma^k(h) \quad (\text{II.5})$$

- Ou en covariances, dans le cas stationnaire :

$$C_{ij}(h) = \sum_k b_{ij}^k C^k(h)$$

$$C_{ij}(h) = \sum_k b_{ij}^k \rho^k(h)$$

Avec

$$\rho^k(0) = 1$$

où par exemple les $\gamma^k(h)$ représentent des structures de base d'échelles différentes (ainsi $\gamma^1(h) = \text{Pep}(h)$, $\gamma^2(h) = \text{Sph}(h/60)$, ..., mais on évitera de prendre des structures liées, comme de rajouter la structure $\text{Pep}(h) + \text{Sph}(h/60)$ aux deux structures précédentes). [10]

On remarque que dans un modèle linéaire de corégionalisation, les covariances croisées sont nécessairement paires. [10]

Un ensemble de fonctions aléatoires $\{Z_i(x); i=1, \dots, N\}$ peut être décomposé en des ensembles $\{Z_k^i(x); k=0, \dots, S\}$ de composantes spatialement non corrélées [8]

$$Z_i(x) = \sum_{k=0}^S Z_k^i(x) \quad (\text{II.7})$$

Aux composantes spatiales sont associées des covariances $C_{ij}^k(h)$ de palier b_{ij}^k et de fonction de corrélation spatiale $\rho_k(h)$ [8]

$$C_{ij}(h) = \sum_{k=0}^S C_{ij}^k(h) = \sum_{k=0}^S b_{ij}^k \rho_k(h) \quad (\text{II.8})$$

En regroupant les paliers b_{ij}^k en $S+1$ matrices de corégionalisation B_k d'ordre $N \times N$, nécessairement semi-définies positives, on obtient le modèle de covariance [8]

$$C(h) = \sum_{k=0}^S B_k \rho_k(h) \quad (\text{II.9})$$

En pratique, les structures de base étant choisies, il est possible de procéder à un ajustement automatique fournissant les b_{ij}^k .

II.4 Créer une surface à l'aide de techniques géostatistiques :

Les méthodes de krigeage disponibles dans Geostatistical Analyst créent des surfaces de prédiction et d'erreur, mais elles peuvent également produire des cartes de sortie de probabilité et de quantification selon nos besoins.

Le krigeage est divisé en deux tâches distinctes : la quantification de la structure spatiale des données et la production d'une prédiction. La quantification de la structure, connue sous le nom de variographie, consiste à ajuster un modèle de dépendance spatiale aux données. Pour faire une prédiction pour une

valeur inconnue pour un lieu spécifique, le krigeage utilisera le modèle ajusté de la variographie, la configuration des données spatiales et les valeurs des points d'échantillonnage mesurés autour du lieu de prédiction. [11] Geostatistical Analyst fournit de nombreux outils pour aider à déterminer les paramètres à utiliser, mais il fournit également des valeurs par défaut fiables qu'on peut utiliser pour faire une surface rapidement.

II.4.1 Création de surface par krigeage :

Le krigeage, une méthode de modélisation de surface incluse dans Geostatistical Analyst, peut être utilisée pour la prédiction de surface d'une variable primaire. La figure II.4 présente la création d'une surface des pourcentages en chaux (CaO) de la couche de calcaire pur (CP) dans la zone 1 de la carrière de la cimenterie de Meftah, Blida.

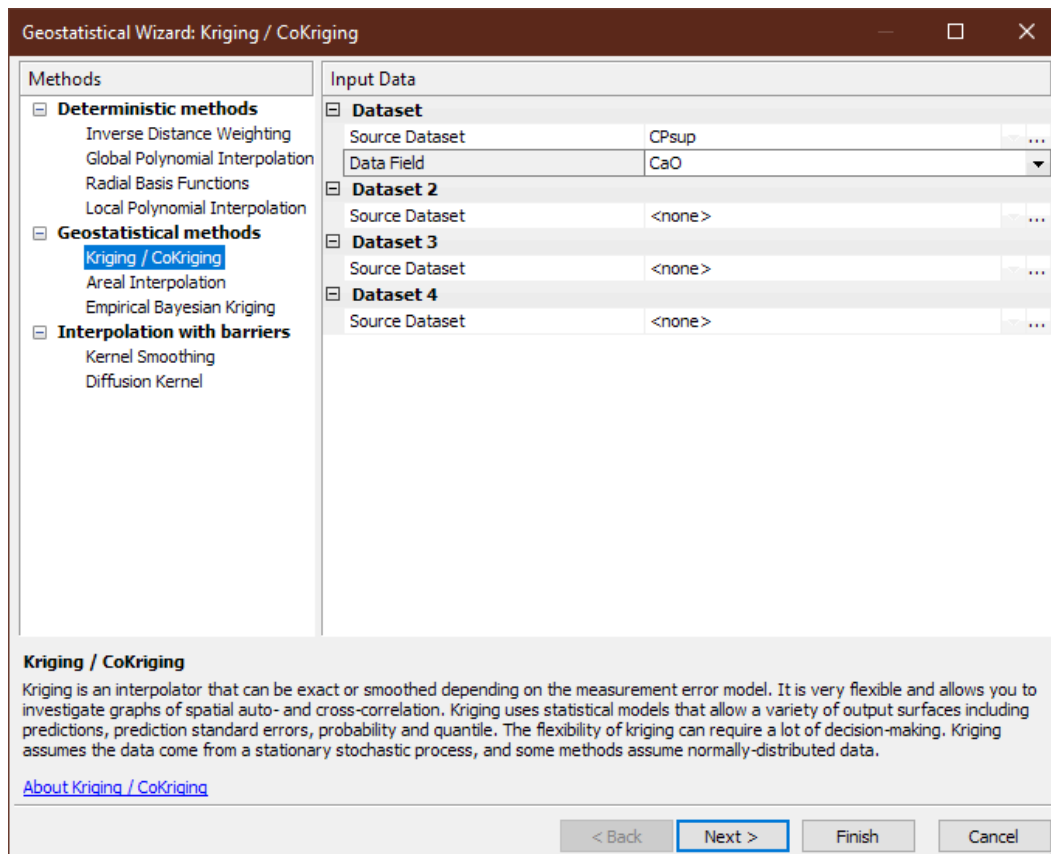


Figure II. 4 : Effectuer un krigeage avec Geostatistical Analyst

Cette fenêtre permet de choisir la méthode d'interpolation et les valeurs à considérer.

Le résultat de la modélisation est présenté dans la figure II.5 avec sa légende.

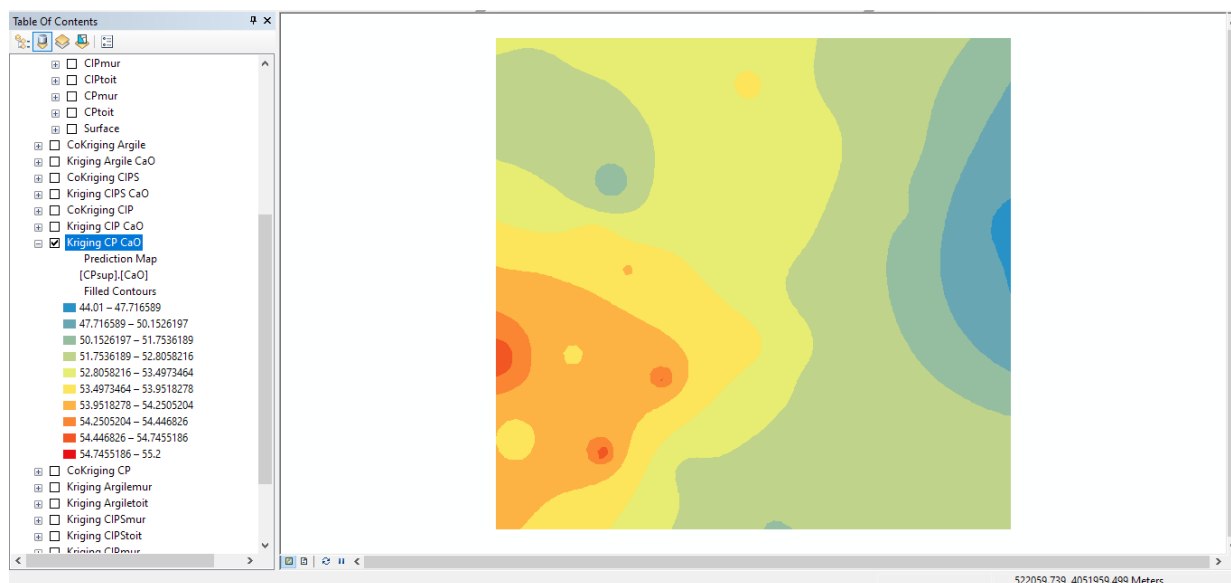


Figure II. 5 : Surface résultant d'un krigage

Le logiciel peut aussi montrer l'erreur d'estimation à chaque point de la surface, comme dans la figure II.6

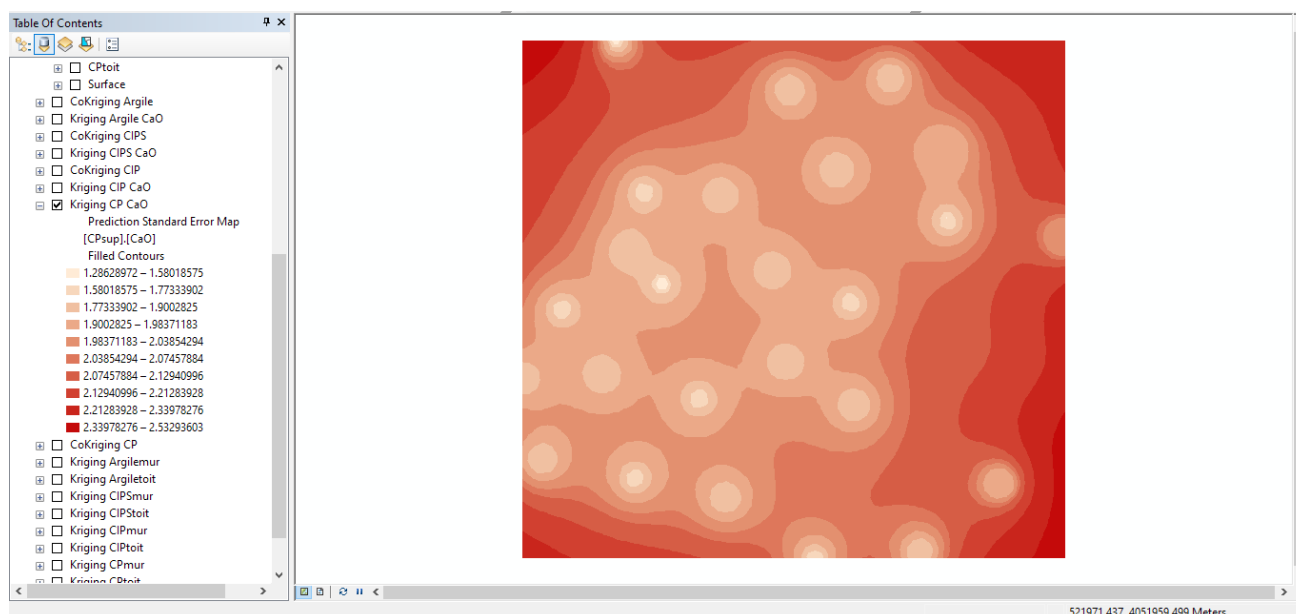


Figure II. 6 : Erreur d'estimation du krigage

II.4.2 Création de surface par cokrigage :

Le cokrigage, une méthode de modélisation de surface avancée incluse dans Geostatistical Analyst, peut être utilisée pour améliorer la prédiction de surface d'une variable primaire en prenant en compte des variables secondaires, à condition que les variables primaires et secondaires soient spatialement corrélées.

Pour cette étude, j'ai choisi les pourcentages de silice (SiO_2) car la silice et la chaux ont une corrélation négative. Ainsi, J'ai utilisé Geostatistical Analyst pour prédire les teneurs en Cao de la couche CP comme le présente la figure II.7 :

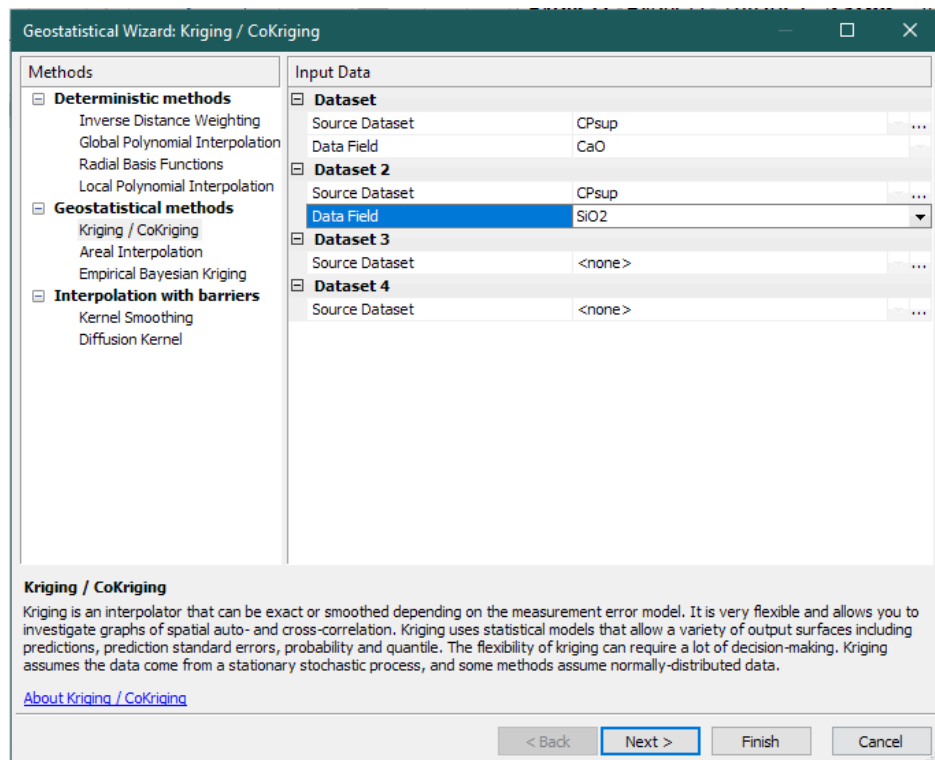


Figure II. 7 : Effectuer un cokrigeage avec Geostatistical Analyst

On obtient le résultat présenté dans la figure II.8 :

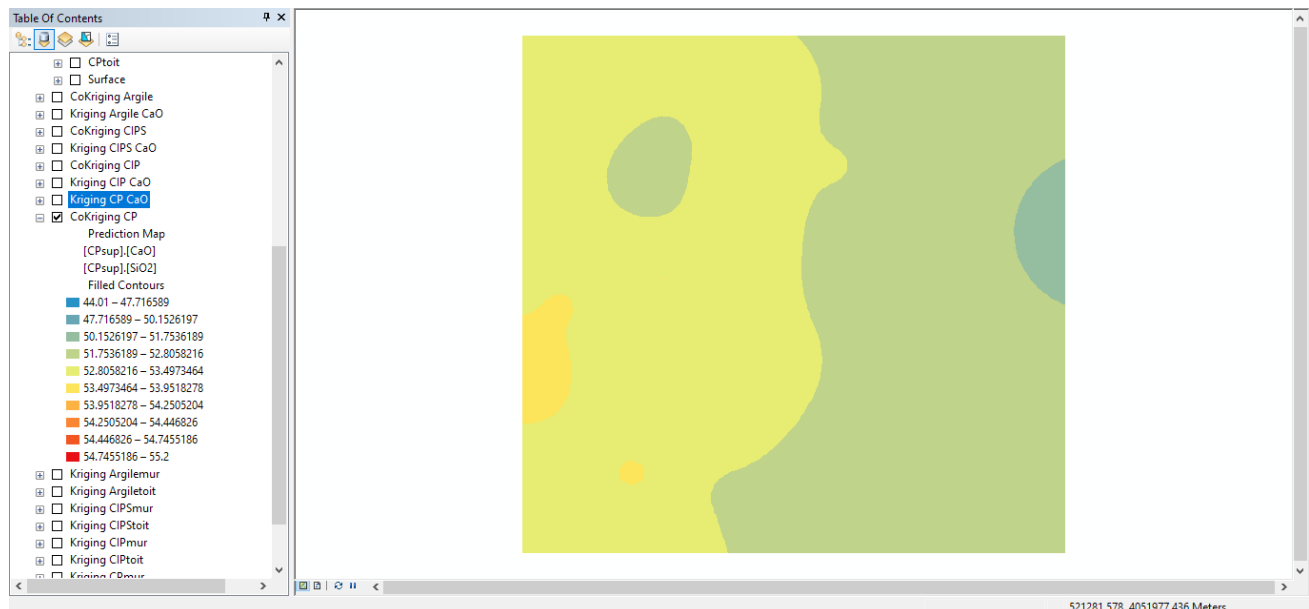


Figure II. 8 : Surface résultant d'un cokrigeage

Et les erreurs d'estimation dans la figure II.9 :

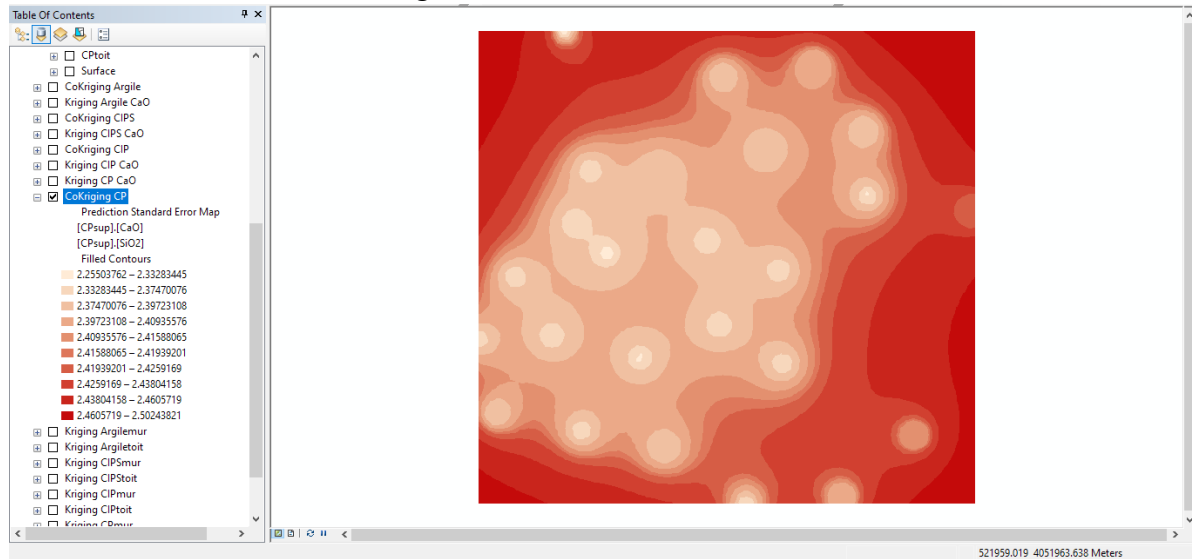


Figure II. 9 : Erreur d'estimation du cokrigage

II.5 Effectuer une validation croisée et une validation :

Avant de produire la surface finale, Geostatistical Analyst permet d'avoir une idée de la façon dont le modèle prédit les valeurs à des endroits inconnus. La validation croisée et la validation aident à prendre une décision éclairée quant au modèle qui fournit les meilleures prédictions. Les statistiques calculées servent de diagnostics qui indiquent si le modèle et/ou les valeurs des paramètres qui lui sont associés sont raisonnables. [9] Les résultats de validation sont présentés dans la figure II.10 :

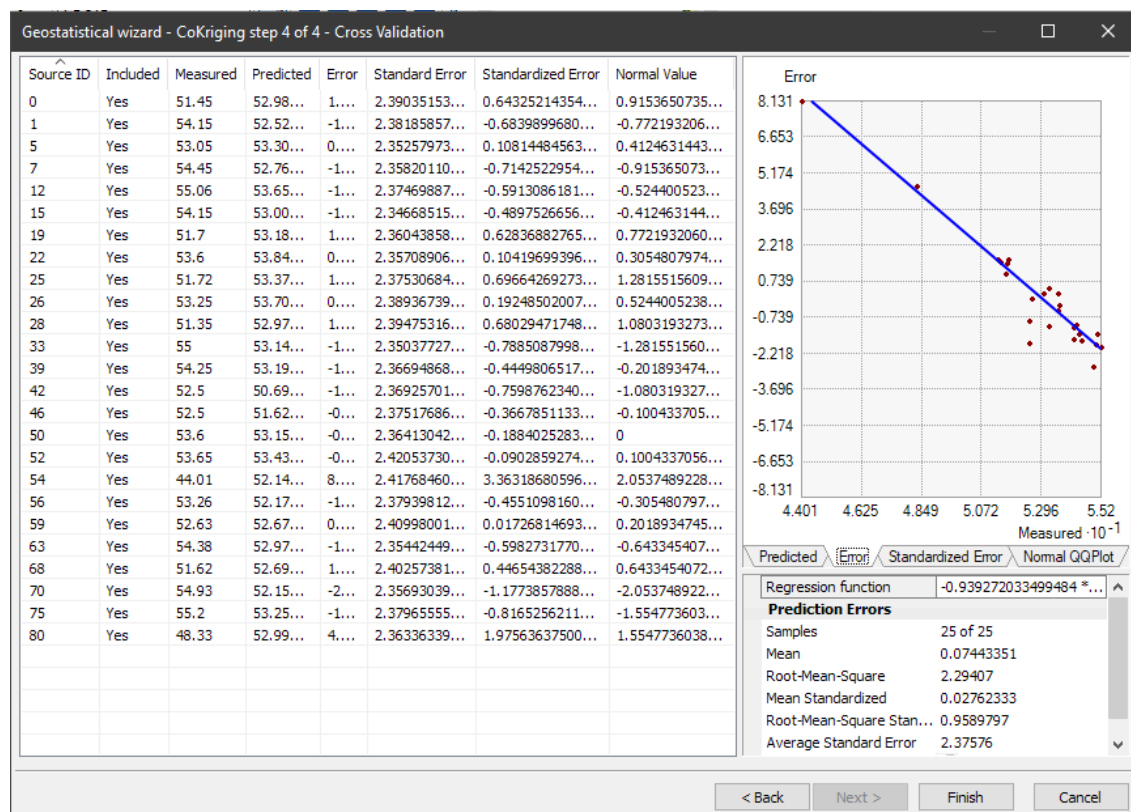


Figure II. 10 : Fenêtre validation croisée des estimations

Enfin, quelques statistiques sommaires sur les erreurs de prédiction du krigeage ou cokrigeage sont données en bas à gauche. [9] On les utilise comme diagnostics pour trois idées de base :

1. On souhaite que les estimations soient impartiales (centrées sur les valeurs de mesure). Si les erreurs de prédiction ne sont pas biaisées, l'erreur moyenne de prédiction (mean) devrait être proche de zéro. Cependant, cette valeur dépend de l'échelle des données, donc pour les normaliser, les erreurs de prédiction normalisées (standardized error) donnent les erreurs de prédiction (error) divisées par leurs erreurs types de prédiction (standard error). La moyenne de celles-ci (mean standardized) doit également être proche de zéro.
2. On souhaite que les estimations soient aussi proches que possible des valeurs de mesure. Cela implique que la moyenne des racines carrées d'erreurs de prédiction (root-mean-square) soit le plus faible que possible.
3. On souhaite que l'évaluation de l'incertitude, les erreurs-types de prévision, soit valable. Chacune des méthodes de krigeage donne l'estimation des erreurs-types de prédiction de krigeage. Outre les prédictions, nous estimons la variabilité des prédictions à partir des valeurs de mesure. Il est important d'obtenir la variabilité correcte. Par exemple, dans le krigeage ordinaire (en supposant que les résidus sont normalement distribués), le quantile et les cartes de probabilité dépendent autant des erreurs standard de krigeage que des prédictions elles-mêmes. Si l'erreur standard moyenne (average standard error) est proche de la moyenne des racines carrées d'erreurs de prédiction, alors on a évalué correctement la variabilité de la prédiction. Si l'erreur standard moyenne est supérieure à la moyenne des racines carrées d'erreurs, alors on a surestimé la variabilité des prédictions ; si l'erreur standard moyenne est inférieure à la moyenne des racines carrées d'erreurs, alors on a sous-estimé la variabilité des prédictions.

II.6 Comparer un modèle avec un autre :

La comparaison aide à déterminer la qualité du modèle qui a créé une couche géostatistique par rapport à un autre modèle. Les deux couches géostatistiques dans cette étude sont créées l'une par krigeage et l'autre par cokrigeage. [5] On examine donc les effets de différents paramètres d'entrée sur un modèle lors de la création de la surface de sortie comme dans la figure II.11 :

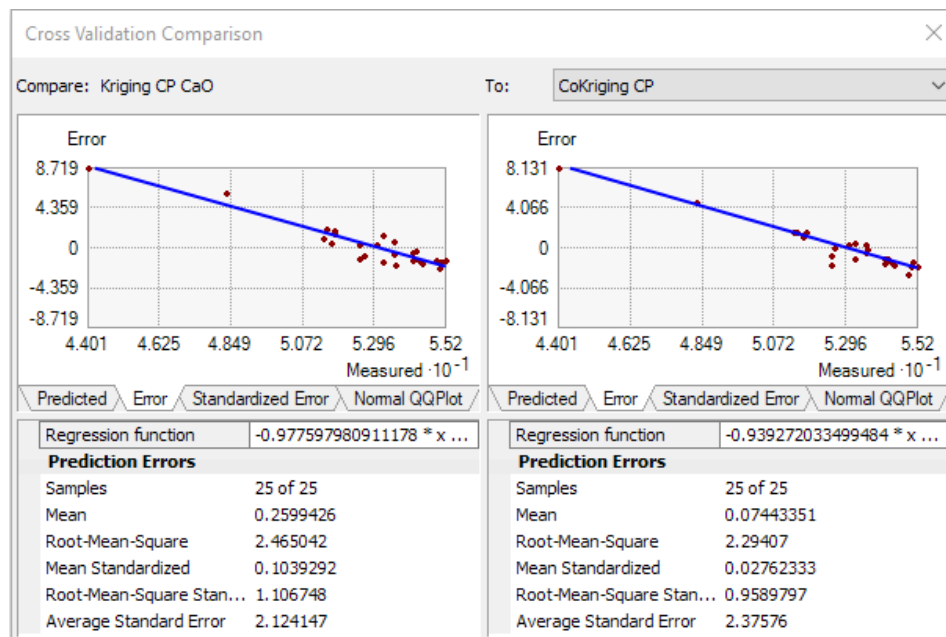


Figure II. 11 : Exemple de la fenêtre de comparaison de modèles

La boîte de dialogue de comparaison utilise les statistiques de validation croisée. Cependant, elle permet d'examiner les statistiques et les graphiques côte à côte. En général, le meilleur modèle est celui dont la moyenne standardisée (mean standardized) est la plus proche de zéro (0), la plus petite moyenne des racines carrées d'erreurs (root-mean-square), l'erreur standard moyenne (average standard error) la plus proche de moyenne des racines carrées d'erreurs et la moyenne des racines carrées d'erreurs standardisée (root-mean-square standardized) la plus proche de un (1). [9]

II.7 Préoccupations lors de la comparaison des méthodes et des modèles :

La comparaison des résultats de différentes méthodes et/ou modèles soulève deux questions : l'une est l'optimalité, l'autre la validité.

Par exemple, la moyenne des racines carrées d'erreurs peut être plus faible pour un modèle particulier. On peut donc conclure qu'il s'agit du modèle "optimal". Cependant, en comparant avec un autre modèle, la moyenne des racines carrées d'erreurs peut être plus proche de l'erreur standard de prédiction moyenne estimée. Ce modèle est plus valable car lorsqu'on fait une prédiction à un point sans données, on ne dispose que des erreurs standard estimées pour évaluer l'incertitude de cette prédiction. Lorsque les erreurs types de prédiction estimées moyennes sont proches de la moyenne des racines carrées d'erreurs issues de la validation croisée, on est alors certain que les erreurs types (standard error) de prédiction sont appropriées. [9]

II.8 Conclusion :

Grâce à l'interpolation spatiale à travers les méthodes géostatistiques de krigeage ordinaire (KO) et cokrigeage ordinaire (CKO), Geostatistical Analyst permet d'aboutir au but de ce travail qui est d'estimer les teneurs en chaux (CaO) du gisement de la carrière de la cimenterie de Meftah, Blida.

Chapitre III : Application

III.1 Création d'un modèle 3D du gisement :

Avant d'estimer les teneurs en chaux (CaO) du gisement de calcaire de la carrière de la cimenterie de Meftah, Blida, j'ai créé un modèle en 3 dimensions des différentes couches de calcaire et d'argile du gisement, cette modélisation sert à visualiser la disposition des sondages effectués et des différents types de calcaire présents.

Ce modèle a été créé dans ArcGIS avec l'outil Geostatistical Analyst par la méthode de krigeage ordinaire, ce modèle comporte en total 9 surfaces :

- Une surface qui représente la surface supérieure du gisement.
- Deux surfaces qui représentent le toit et le mur de la couche de calcaire pur (CP).
- Deux surfaces qui représentent le toit et le mur de la couche de calcaire impur (CIP).
- Deux surfaces qui représentent le toit et le mur de la couche de calcaire impur siliceux (CIPS)
- Deux surfaces qui représentent le toit et le mur de la couche d'argile.

Le modèle comporte aussi les 28 sondages effectués avec leurs profondeurs respectives.

Le système de coordonnées utilisé est Nord Sahara 1959 UTM Zone 31N, qui est composé de coordonnées X, Y et Z.

Les surfaces du modèle sont basées sur les valeurs prises des sondages effectués, [3] que j'ai rempli dans des tableaux Excel puis divisé par type de roche comme dans le tableau III.1.

Tableau III. 1 : Tableaux Excel des sondages [12]

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	Numéro de sondage	Coor X	Coor Y	Coor Z	Profondeur	Angle	DE	A	Géologie	Description	Profondeur	CaO
2	101	521504	4052692	198.8	29	90	0	2.7	Découverte	M.T	2.70	
3							2.7	17.7	Calcaire	CPg	17.70	51.45
4							17.7	20.2	Calcaire Marneux et Siliceux	CIPm	20.20	43.05
5							20.2	25		CIPS	25.00	43.05
6							25	29	Argile	Argile Bleue	29.00	10.14
7	102	521358	4052675	213	67	90	0	0.5	Découverte	M.T	0.50	
8							0.5	9.58	Calcaire	CPg	9.58	54.15
9							9.58	22.74		CP crayeux	22.74	53.20
10							22.74	42.5		CP compact	42.50	49.40
11							42.5	45.5	Calcaire Marneux	CIPm	45.50	49.40
12							45.5	52.5	Calcaire Marneux et Siliceux	CIPg/CIPsg	52.50	33.00
13							52.5	57	Calcaire Siliceux	CIPS	57.00	33.00
14							57	67	Argile	Argile Bleue	67.00	8.50
15	103	521333	4052413	204	90.7	90	0	1	Découverte	M.T	1.00	
16							1	22.52	Calcaire	CPc	22.52	52.00
17							22.52	31.66		CP compact	31.66	52.95
18							31.66	36.34		CPg	36.34	53.05
19							36.34	67		CPg	67.00	51.20
20							67	71	Calcaire Marneux	CIPm	71.00	51.12
21							71	82	Calcaire Marneux et Siliceux	CIPS	82.00	29.68
22							82	90.7	Argile	Argile Bleue	90.70	10.40
23	104	521258	4052522	207.8	94.5	90	0	43.7	Calcaire	CP crayeux	43.70	54.45
24							43.7	76		CP poreux	76.00	51.12
25							76	79		Calcaire Marneux	CIPm	79.00
26							79	84	Calcaire Marneux et Siliceux		84.00	33.75
27							84	87	Calcaire Siliceux	CIPS	87.00	32.24
28							87	94.5	Argile	Argile Bleue	94.50	9.76
29							0	10.48		CP	10.48	53.10
30							10.48	14.94		CP crayeux	14.94	53.10
	Total	Decouverte		CP	CIP	CIPS	Argile	Gres	⊕			

Ensuite, j'ai utilisé chacun des tableaux pour créer des ensembles de points (point shapefiles) pour chaque couche (toit ou mur) de roche, où chaque point à ses propres coordonnées X, Y et Z et chaque point comporte aussi les résultats de son sondage correspondant dans la table d'attributs du shapefile comme dans la figure III.1. [12]

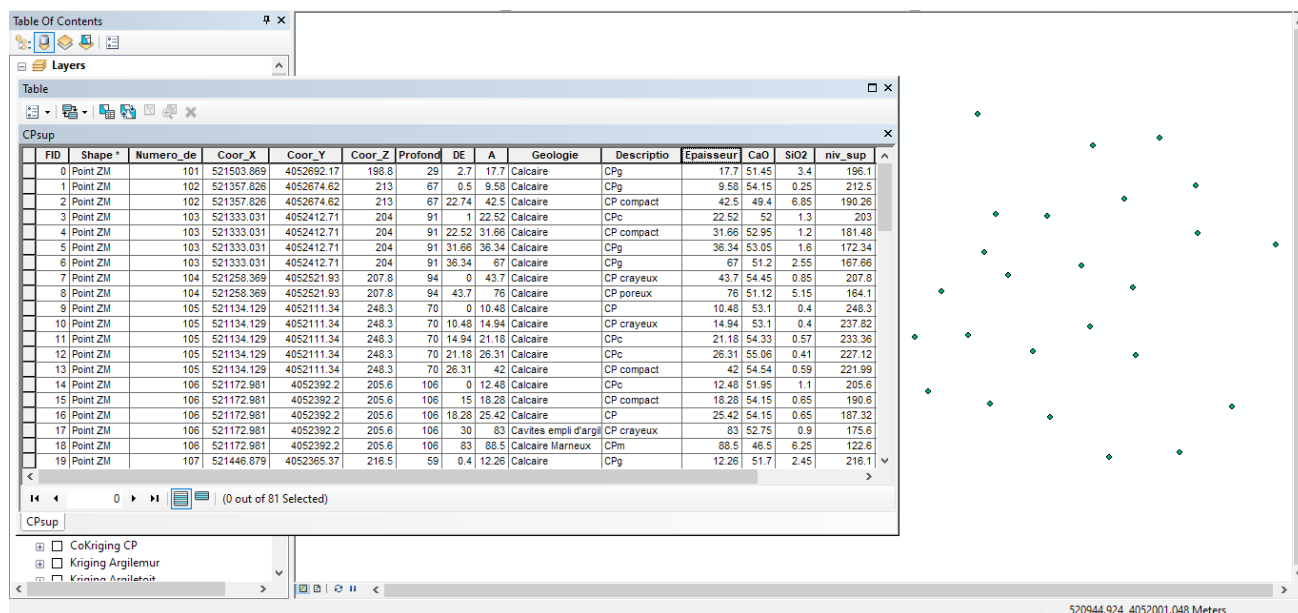


Figure III. 1 : Points de sondages du toit de la couche CP avec leurs tables d'attributs [12]

Après avoir créé une shapefile pour chaque type, fait un krigeage pour chaque shapefile et transféré chaque surface krigée vers ArcScene qui permet une vue en 3D, j'ai obtenu les résultats suivants :

La figure III.2 présente la surface du gisement et les 28 sondages effectués avec leurs profondeurs correspondantes, les couleurs des sondages correspondent au type de roche trouvé. [12]

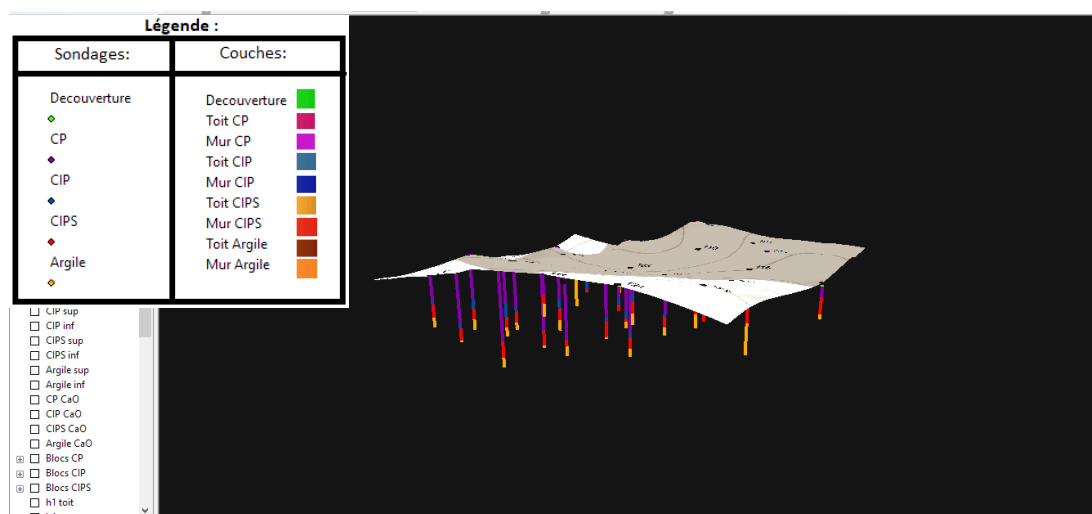


Figure III. 2 : Représentation de la surface et des sondages avec leurs couleurs correspondantes [12]

La figure III.3 présente le toit et le mur de la couche contenant le CP. [12]

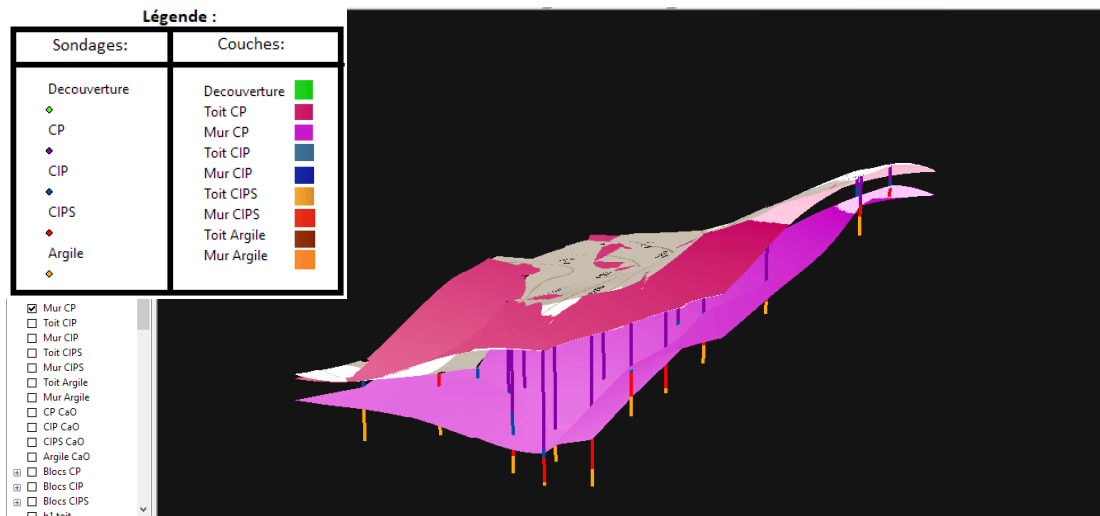


Figure III. 3 : Représentation du toit et mur de la couche de CP [12]

La figure III.4 présente le toit et le mur de la couche contenant le CIP. [12]

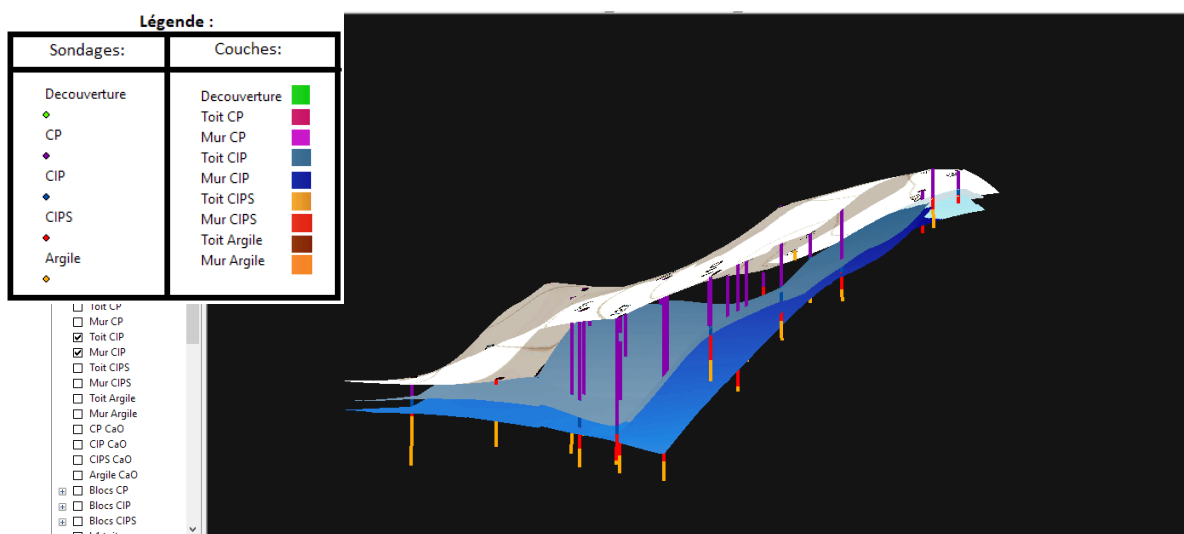


Figure III. 4 : Représentation du toit et mur de la couche de CIP [12]

La figure III.5 présente le toit et le mur de la couche contenant le CIPS. [12]

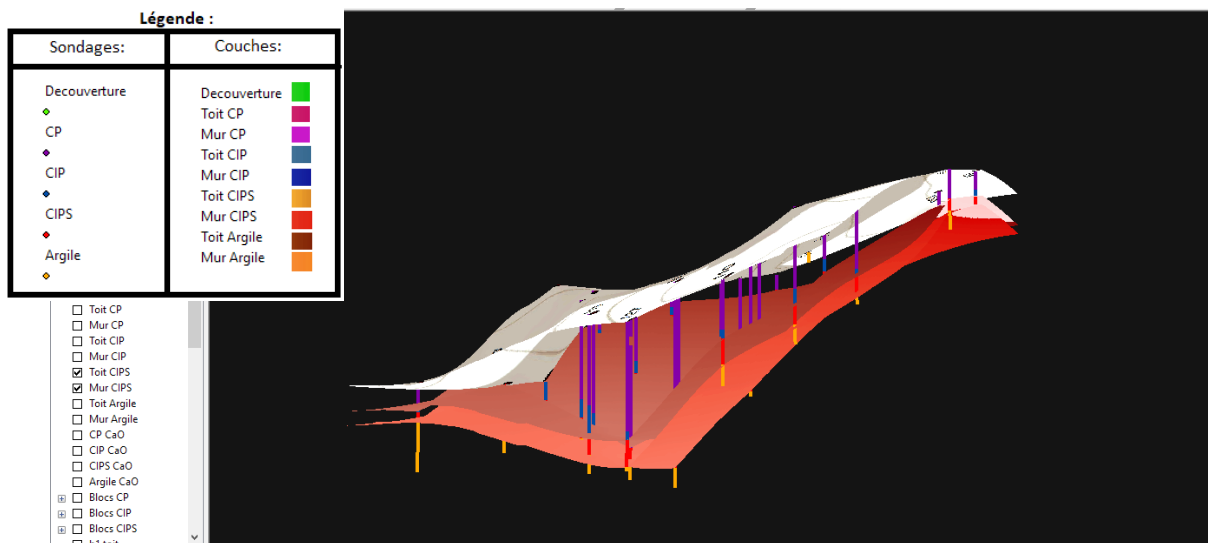


Figure III. 5 : Représentation du toit et mur de la couche de CIPS [12]

La figure III.6 présente le toit et le mur de la couche contenant l'argile. [12]

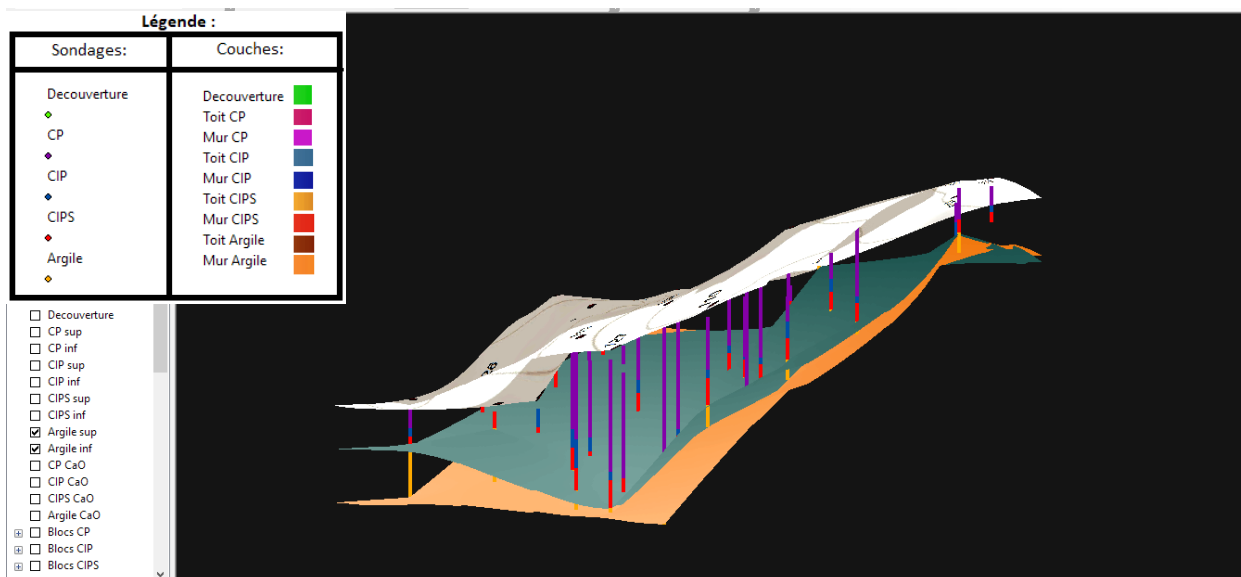


Figure III. 6 : Représentation du toit et mur de la couche d'Argile [12]

La figure III.7 présente la surface du site avec les sondages et les murs des couches contenant le CP, CIP, CIPS et l'argile. [12]

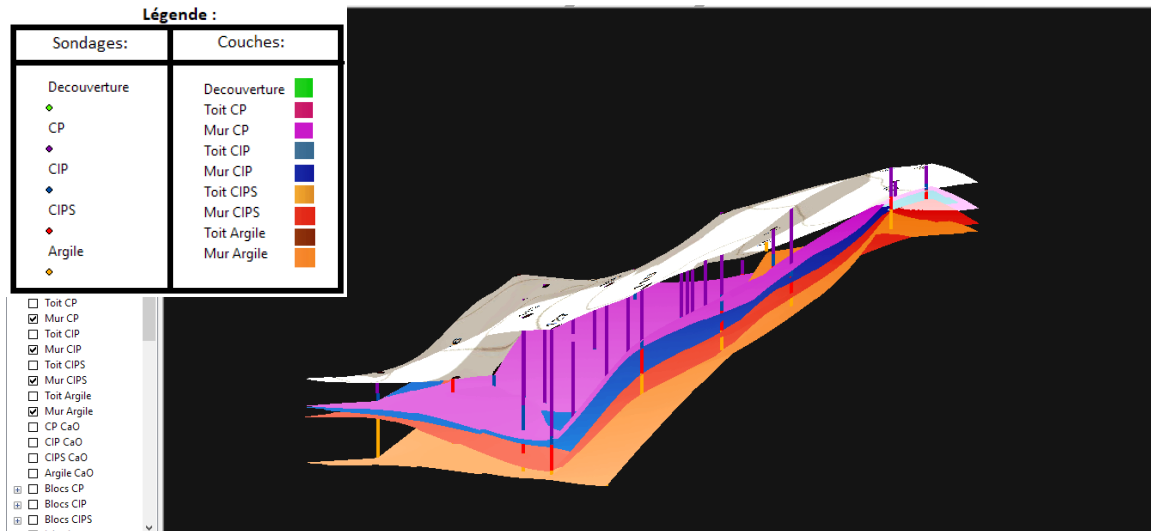


Figure III. 7 : Représentation de la surface et les murs des couches présentes [12]

La figure III.8 présente la surface du site avec les sondages et les couches contenant le CP, CIP, CIPS et l'argile. [12]

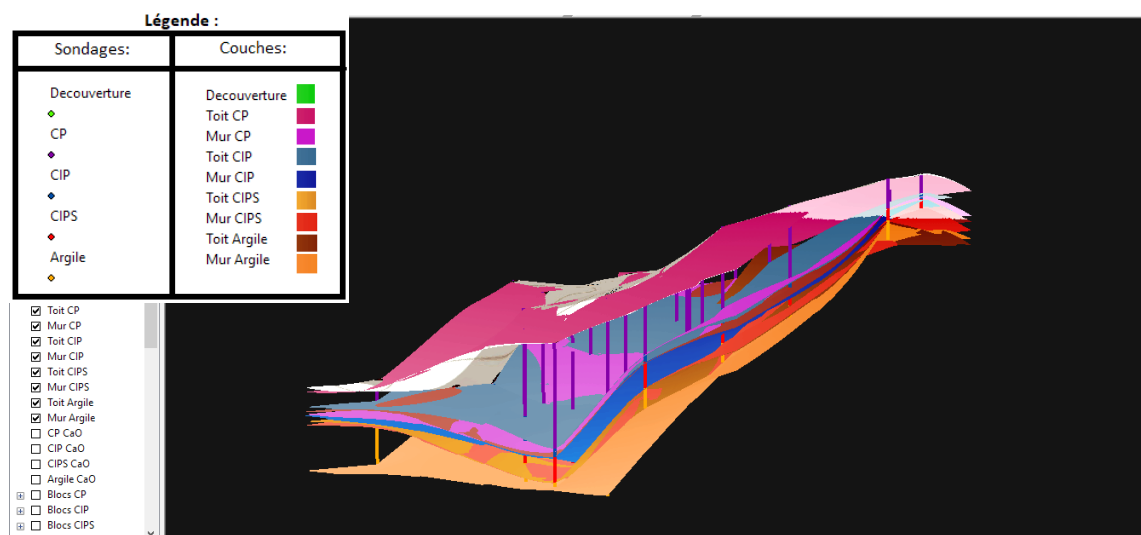


Figure III. 8 : Représentation de la surface et les couches présentes [12]

III.2 Estimation des teneurs en chaux du gisement :

L'étape suivante consiste à l'estimation des teneurs de la chaux dans le gisement, J'ai fait les estimations en utilisant Geostatistical Analyst par deux méthodes, le krigeage ordinaire (KO) et le cokrigeage ordinaire (CKO), et ce pour chaque type de roches dans le gisement

III.2.1 Par krigeage :

En utilisant l'outil Geostatistical Analyst d'ArcGIS, j'ai fait des estimations des teneurs en chaux (CaO) pour chaque type de calcaire ou argile présent dans le gisement, ces valeurs sont estimées par krigeage ordinaire d'après les shapefiles que j'ai créé préalablement et sont présentées sous forme d'une surface où chaque point a une valeur Z qui correspond à sa teneur en CaO.

La figure III.9 présente le résultat de l'estimation pour la couche de calcaire pur (CP)

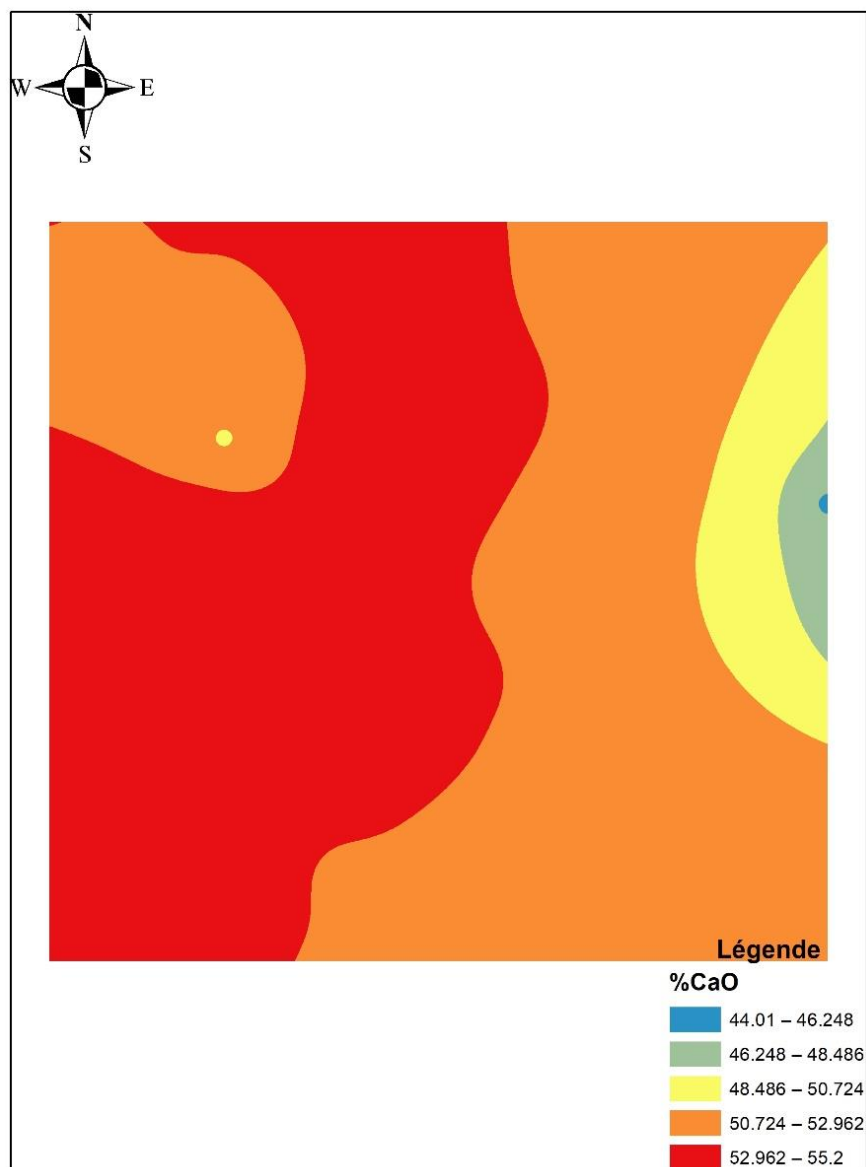


Figure III. 9 : Résultat d'estimation de teneur en CaO de la couche CP par krigeage

La figure III.10 présente l'erreur de cette estimation

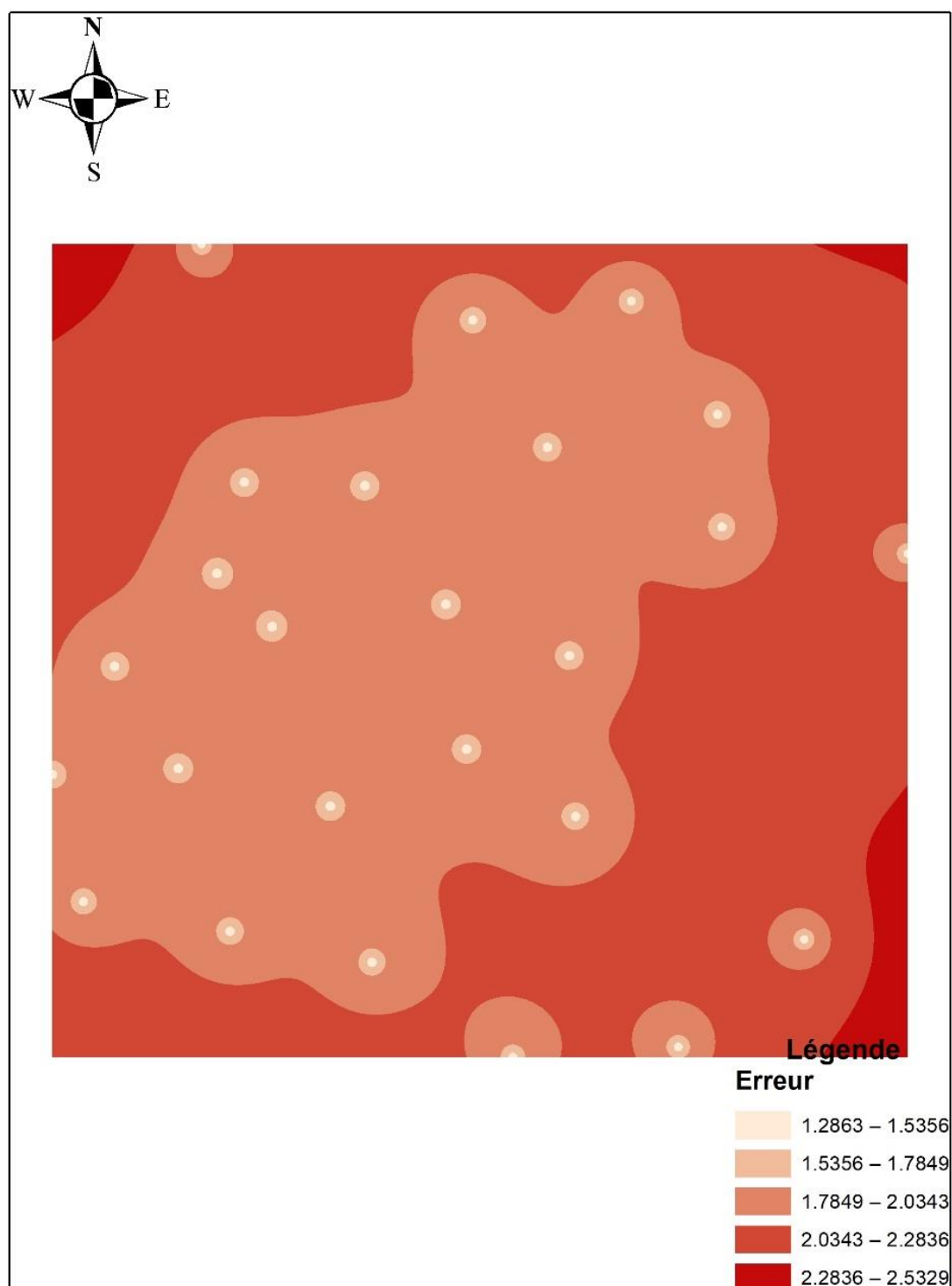


Figure III. 10 : Erreur d'estimation du krigeage de teneur en CaO de la couche CP

III.2.2 Par cokrigage ordinaire :

J'ai fait le même travail encore une fois, mais cette fois par la méthode de cokrigage ordinaire, avec comme deuxième variable les teneurs en silice (SiO_2) car il existe une corrélation négative entre la chaux et la silice, ce qui aide au bon déroulement de l'estimation par cokrigage.

J'ai obtenu ainsi la surface présentée dans la figure III.11 qui est l'estimation de la teneur en CaO de la couche CP par cokrigage.

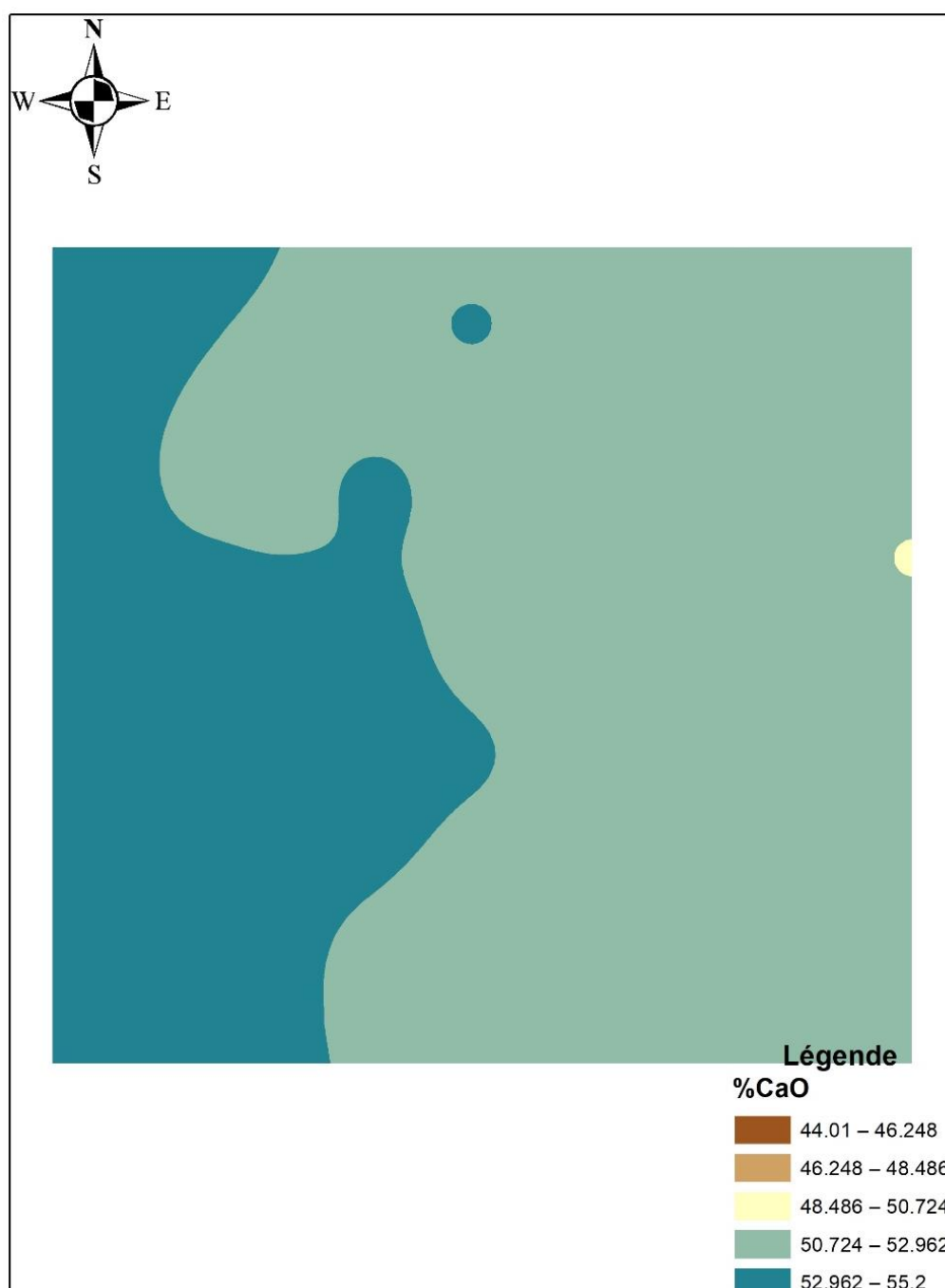


Figure III. 11 : Résultat d'estimation de teneur en CaO de la couche CP par cokrigage

Et la figure III.12 qui présente les erreurs de cette estimation

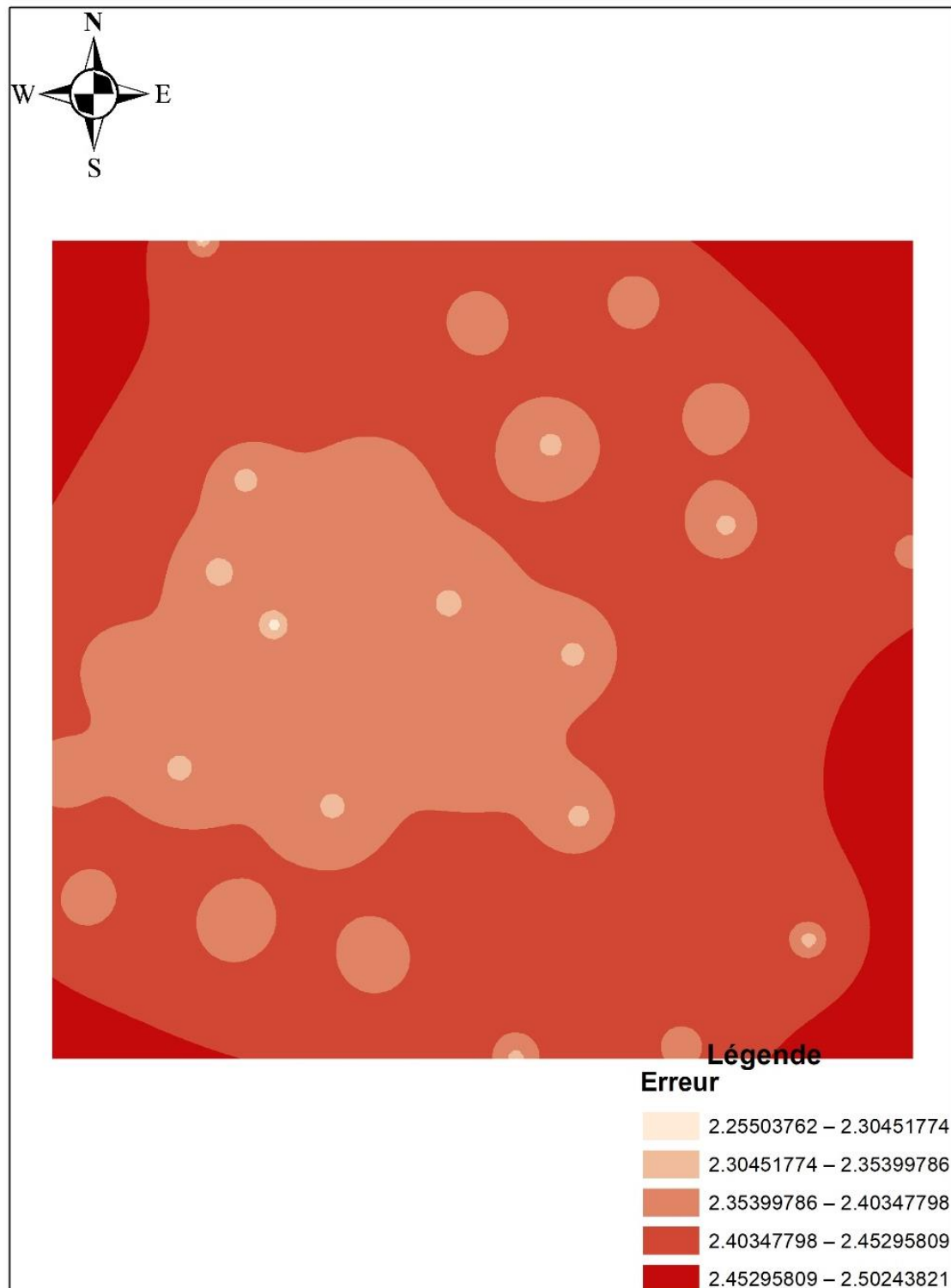


Figure III. 12 : Erreur d'estimation du cokrigage de teneur en CaO de la couche CP

III.2.3 Comparaison des méthodes :

III.2.3.1 Outil de comparaison :

Après avoir estimé les teneurs de la chaux (CaO) de chaque type de roche du gisement par krigeage et par cokrigeage, ArcGIS permet de comparer les résultats de validation croisée de chaque méthode. Ainsi, on obtient une fenêtre qui donne les informations nécessaires pour la détermination de la meilleure méthode d'estimation.

III.2.3.2 Critères de comparaison :

Rappelons qu'on cherche les valeurs de (mean et mean standardized) les plus proches de zero (0), les valeurs de (root-mean-square) les plus petites et plus proches à (average standard error) et enfin les valeurs de (root-mean-square standardized) les plus proches d'un (1).

III.2.3.3 Résultats de comparaison :

La figure III.13 présente la fenêtre de comparaison entre l'estimation de teneurs en CaO par krigeage et par cokrigeage de la couche de calcaire pur (CP).

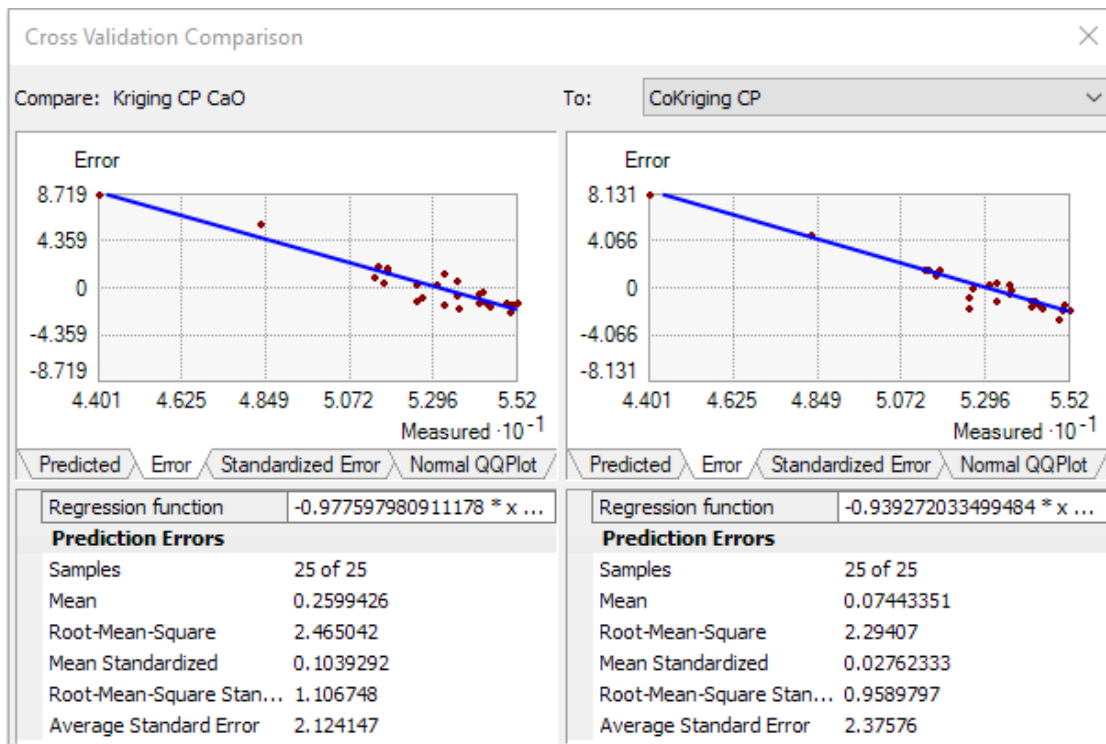


Figure III. 13 : Comparaison entre krigeage et cokrigeage de la couche CP

La figure III.14 présente la fenêtre de comparaison entre l'estimation de teneurs en CaO par krigeage et par cokrigeage de la couche de calcaire impur (CIP).

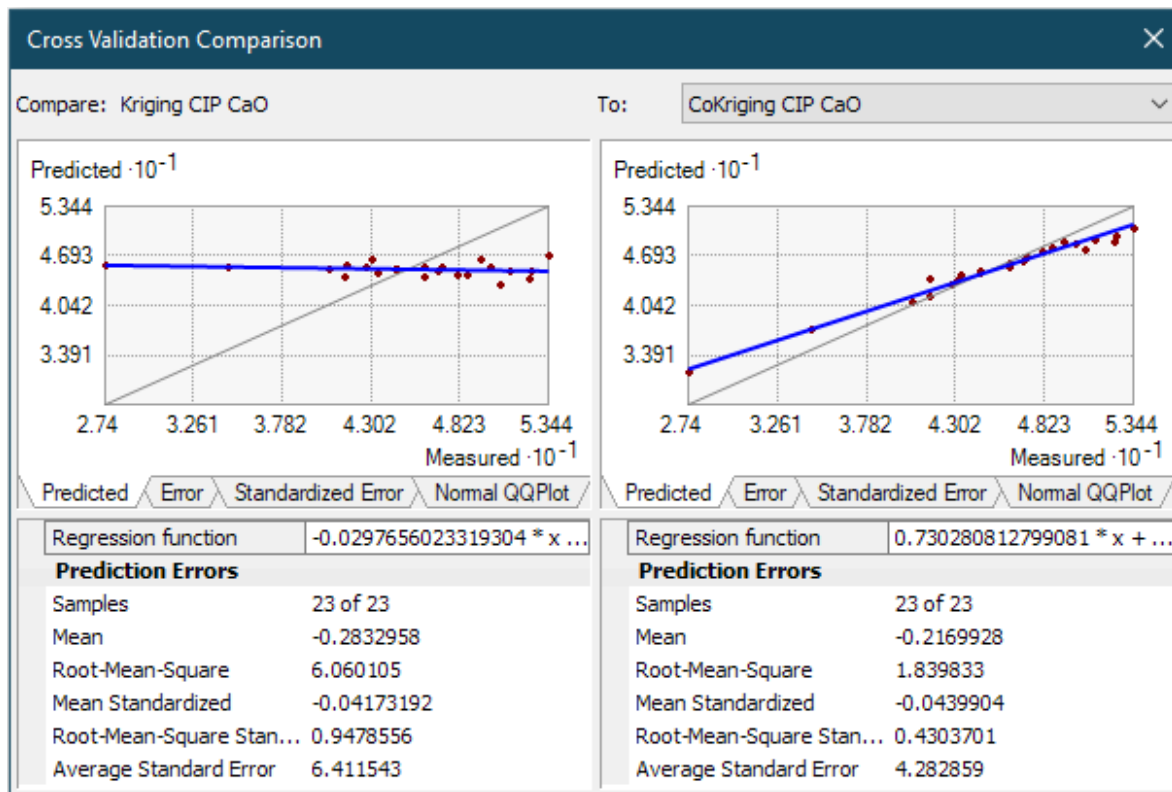


Figure III. 14 : Comparaison entre krigeage et cokrigeage de la couche CIP

La figure III.15 présente la fenêtre de comparaison entre l'estimation de teneurs en CaO par krigeage et par cokrigeage de la couche de calcaire impur siliceux (CIPS).

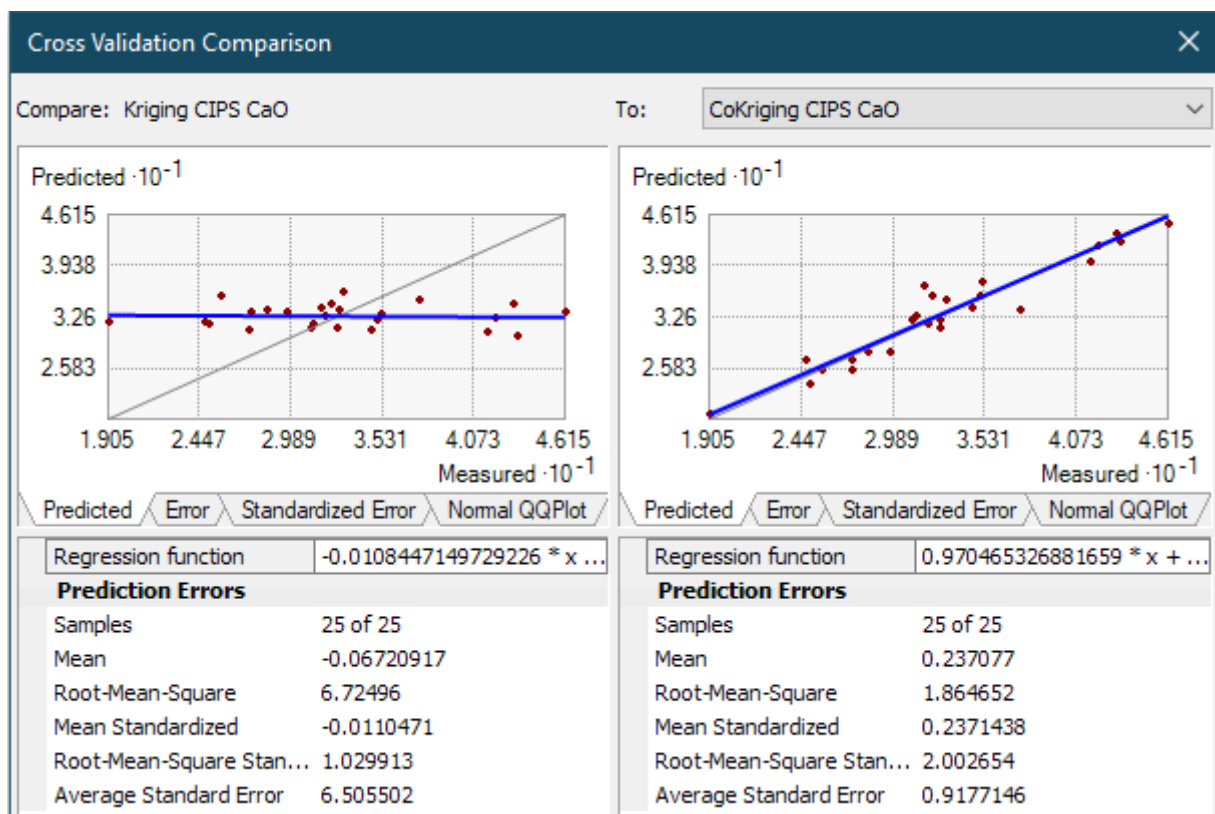


Figure III. 15 : Comparaison entre krigeage et cokrigeage de la couche CIPS

La figure III.16 présente la fenêtre de comparaison entre l'estimation de teneurs en CaO par krigeage et par cokrigeage de la couche d'argile

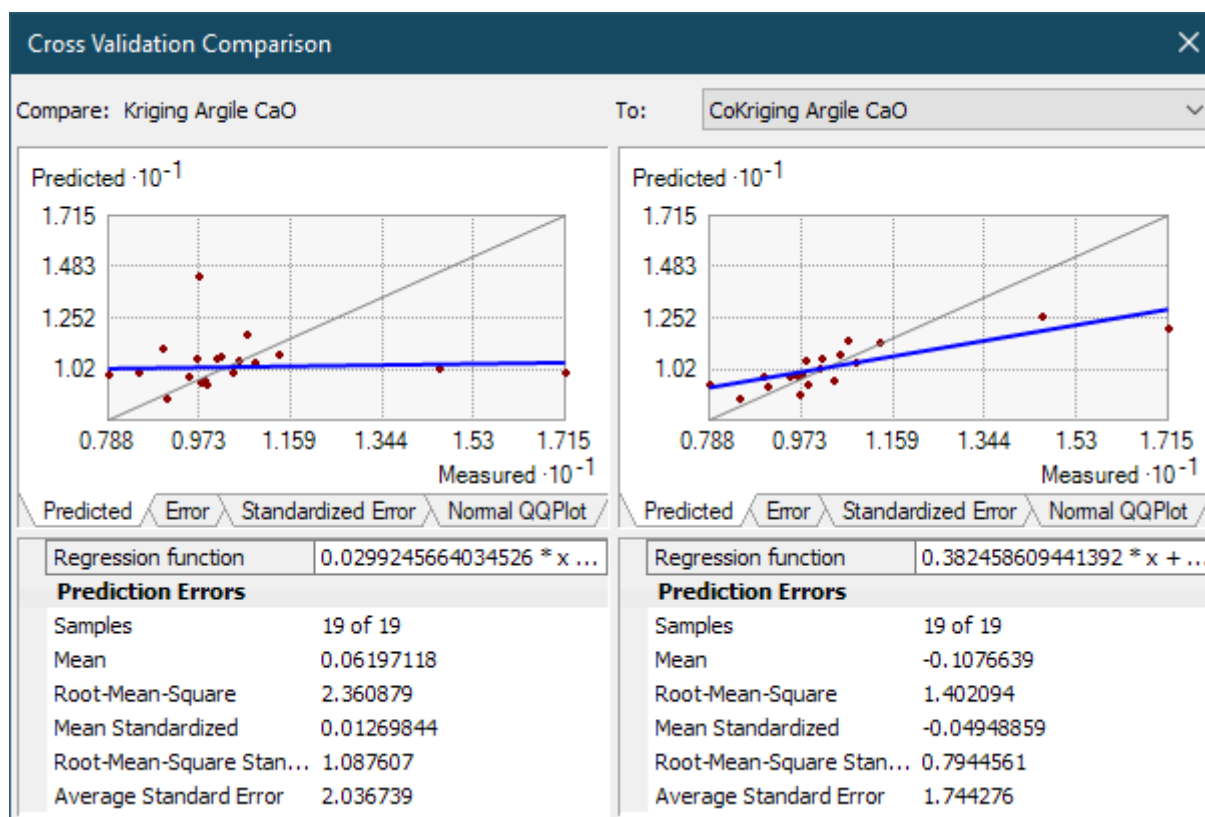


Figure III. 16 : Comparaison entre krigeage et cokrigeage de la couche d'argile

III.2.3.4 Discussion des résultats de comparaison :

Il est à noter que les valeurs d'erreur gonflées dans le cas des couches CIP et CIPS sont dues à l'absence d'une teneur en CaO dans quelques points de leurs sondages, le logiciel prend ces valeurs comme zéro (0) mais le krigeage les estime des valeurs, ce qui donne une grande valeur d'erreur dans ces points après l'estimation, mais l'estimation reste toujours correcte car son les valeurs d'erreurs sont toujours cohérentes (notamment les valeurs de Root-Mean-Square et Average Standard Error restent toujours proches même si elles sont un peu gonflées).

Après rassembler les résultats de comparaison, je les ai résumés dans le tableau III.2.

Tableau III. 2 : Résultats de la comparaison

Type de roche	Méthode	Krigage					Cokrigage				
	Type d'erreur	Mean	Mean Standardized	Root-Mean-Square	Root-Mean-Square Standardized	Average Standard Error	Mean	Mean Standardized	Root-Mean-Square	Root-Mean-Square Standardized	Average Standard Error
	Cibles	0	0	Petite	1	Petite	0	0	Petite	1	Petite
		Valeurs (les meilleurs valeurs sont dans les cases vertes)									
CP		0.25	0.1	2.46	1.1	2.12	0.07	0.02	2.29	0.95	2.37
CIP		-0.17	-0.01	11.34	1.01	11.21	-0.17	-0.01	11.34	1.01	11.21
CIPS		0.22	0.01	11.57	1.02	11.32	0.01	0.001	11.11	0.94	11.17
Argile		-0.06	-0.01	5.03	1	5.01	0.03	0.008	2.87	0.74	3.82

III.3 Conclusion :

La méthode d'interpolation par krigeage a été utilisée pour produire un modèle en 3D du gisement et une carte de distribution spatiale prévue de la teneur en chaux (%CaO) dans le gisement.

La méthode d'interpolation par cokrigeage a été utilisée pour produire une carte de distribution spatiale prévue de la teneur en chaux (%CaO) dans le gisement.

D'après les critères de comparaison et les résultats obtenus, il est évident que le cokrigeage a estimé les teneurs avec une moindre erreur dans tous les types de roches, sauf le calcaire impur siliceux (CIPS) où les erreurs d'estimation du krigeage et cokrigeage étaient identiques.

III.4 Estimation des réserves :

Ayant trouvé que la méthode de cokrigeage a estimé les teneurs en chaux (% CaO) du gisement avec une moindre erreur, l'étape suivante consiste à utiliser cette méthode pour estimer les réserves géologiques de calcaire de ce gisement.

L'estimation des réserves par ArcGIS se fait par l'équation suivante :

$$Tonnage = \%CaO \times Volume \times densité$$

Les profondeurs utilisées pour calculer le volume sont estimées par la même méthode que les teneurs en chaux, et la densité de calcaire est 2.7 t/m³.

L'estimation des réserves est présentée sur des cartes qui sont divisées en blocs rectangulaires de 20m².

Il est à noter que ces cartes peuvent aussi être importées à ArcScene avec le modèle 3D du gisement, pour une visualisation plus claire. ArcGIS permet aussi d'identifier les blocs selon leurs attributs, ce qui aide la planification de l'exploitation, car par exemple on peut cibler directement les blocs avec une grande teneur estimée de CaO.

III.4.1 Cartes des profondeurs :

La figure III.17 présente l'estimation des profondeurs de la couche de calcaire pur (CP) :

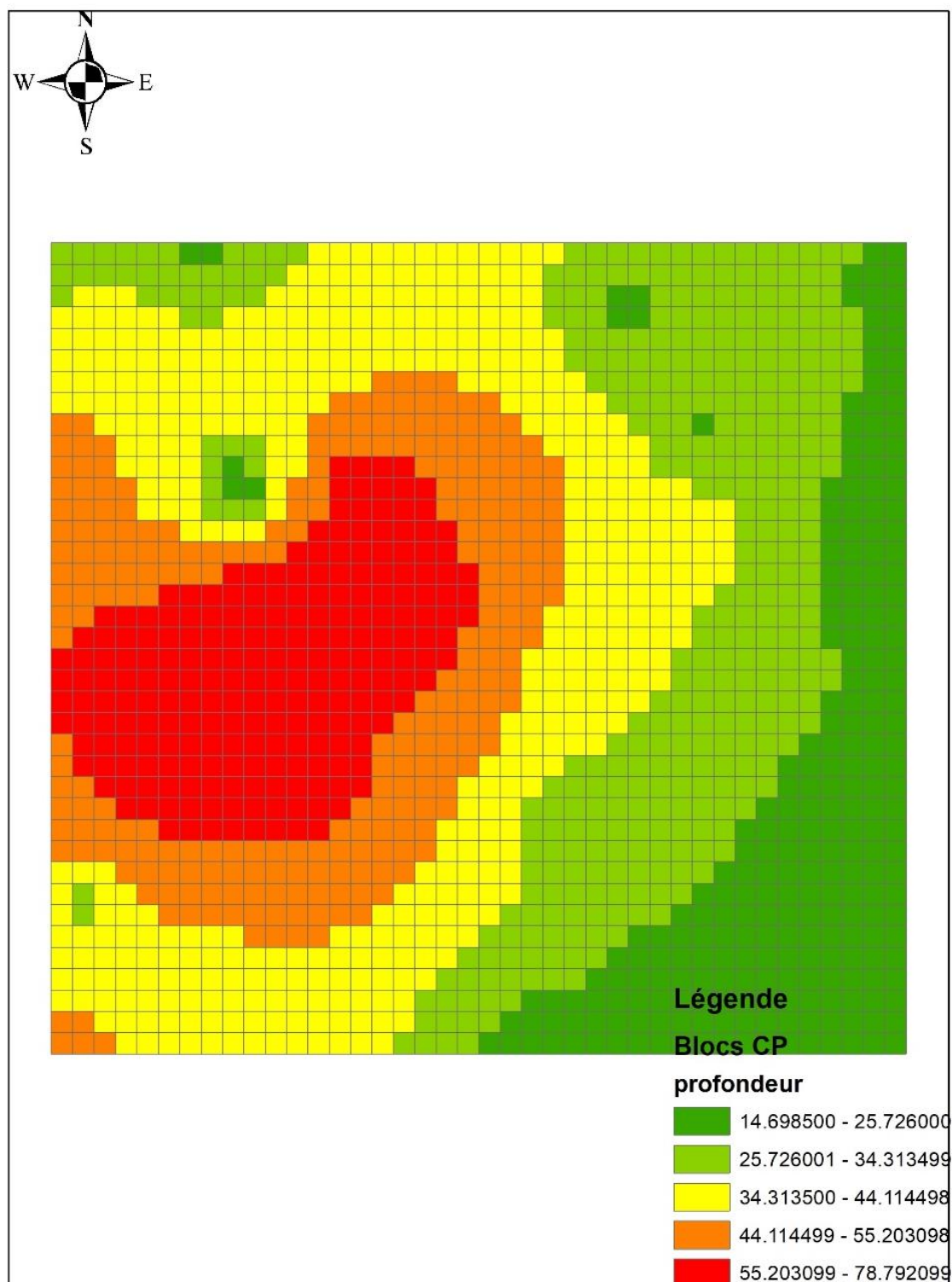


Figure III. 17 : Résultat d'estimation des profondeurs de la couche de calcaire pur (CP)

La figure III.18 présente l'estimation des profondeurs de la couche de calcaire impur (CIP) :

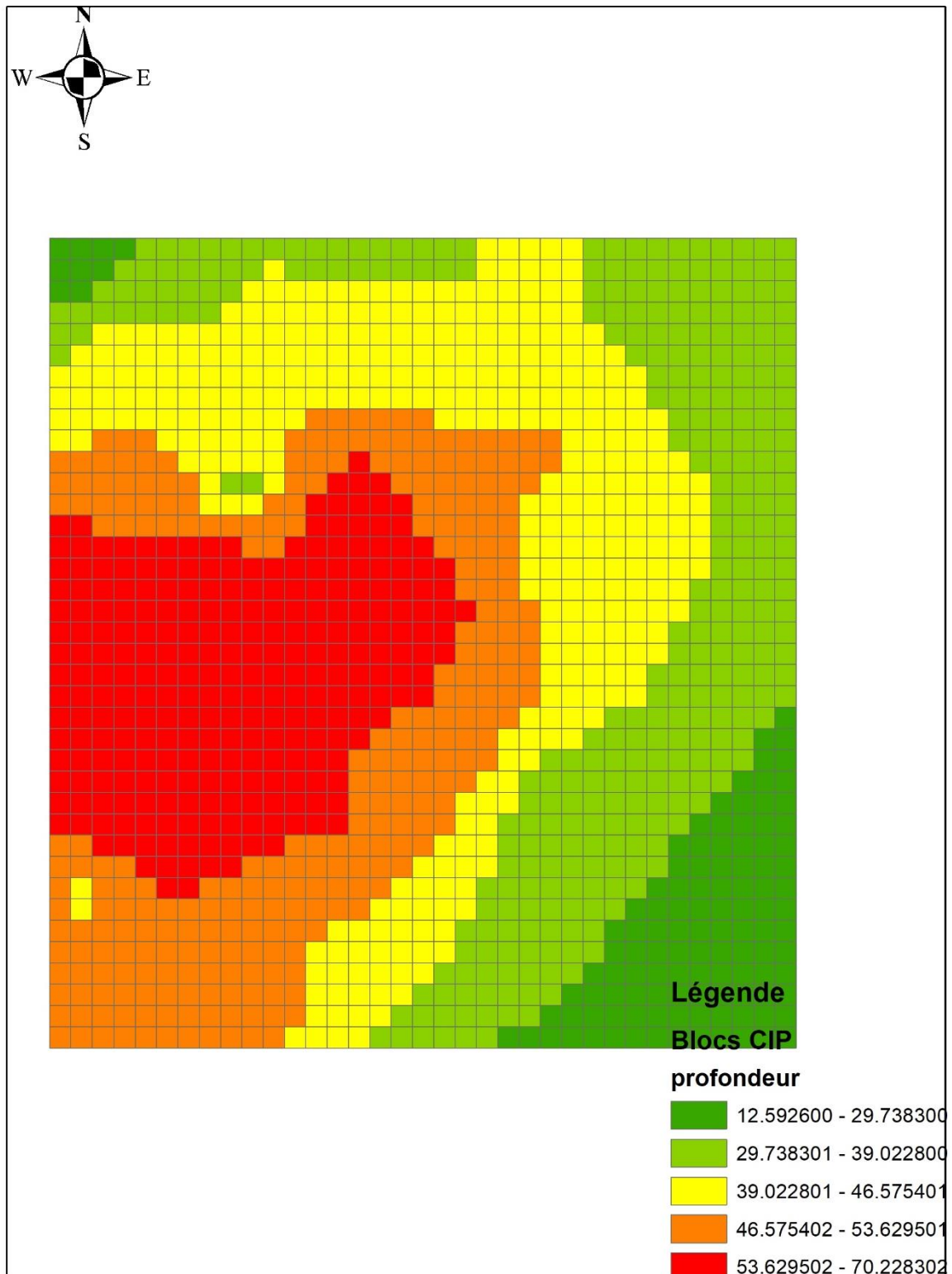


Figure III. 18 : Résultat d'estimation des profondeurs de la couche de calcaire impur (CIP)

La figure III.19 présente l'estimation des profondeurs de la couche de calcaire impur siliceux (CIPS)

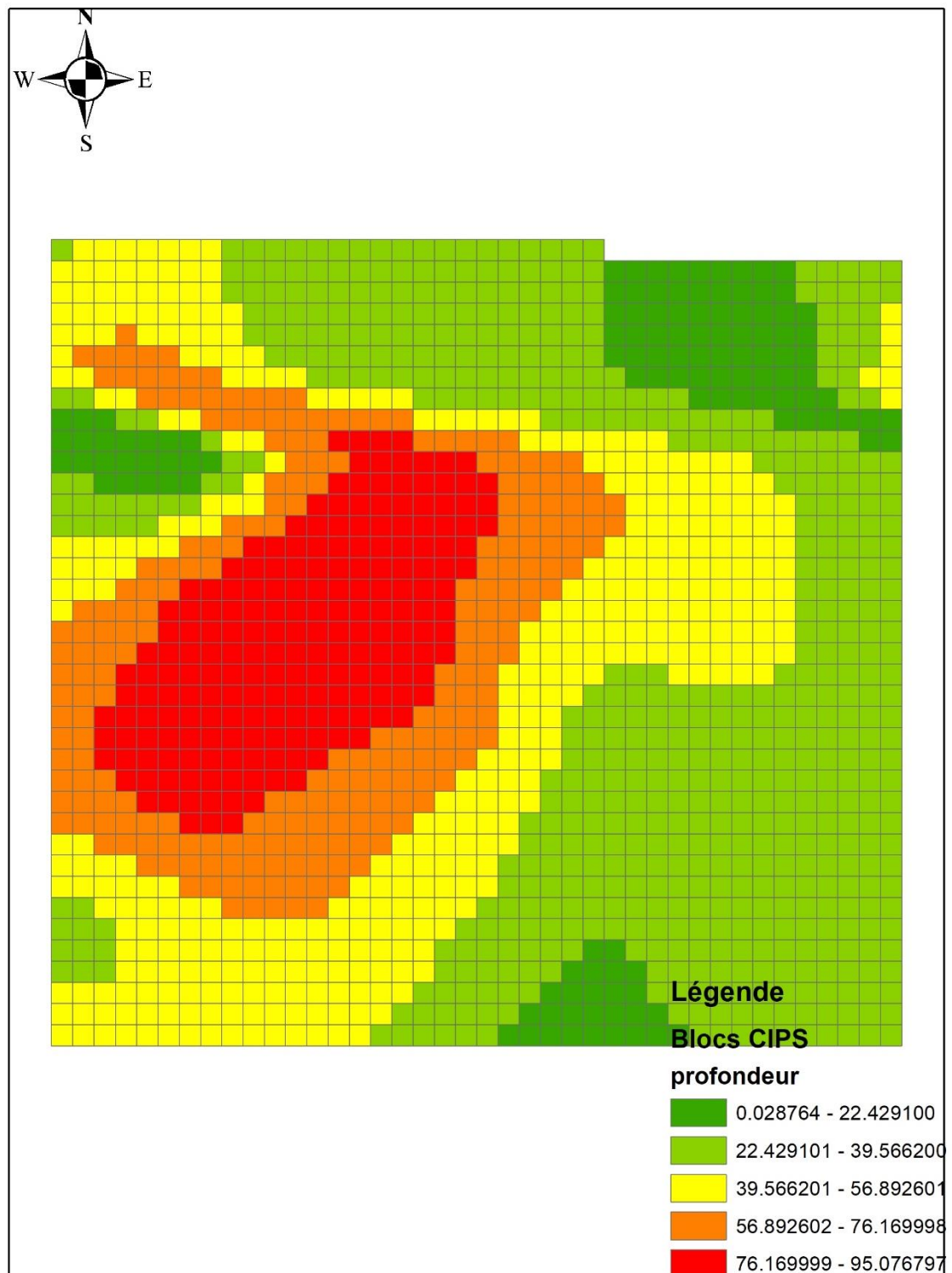


Figure III. 19 : Résultat d'estimation des profondeurs de la couche de calcaire impur siliceux (CIPS)

III.4.2 Cartes des teneurs en chaux (% CaO) :

La figure III.20 présente l'estimation des teneurs en chaux (%CaO) de la couche de calcaire pur (CP) :

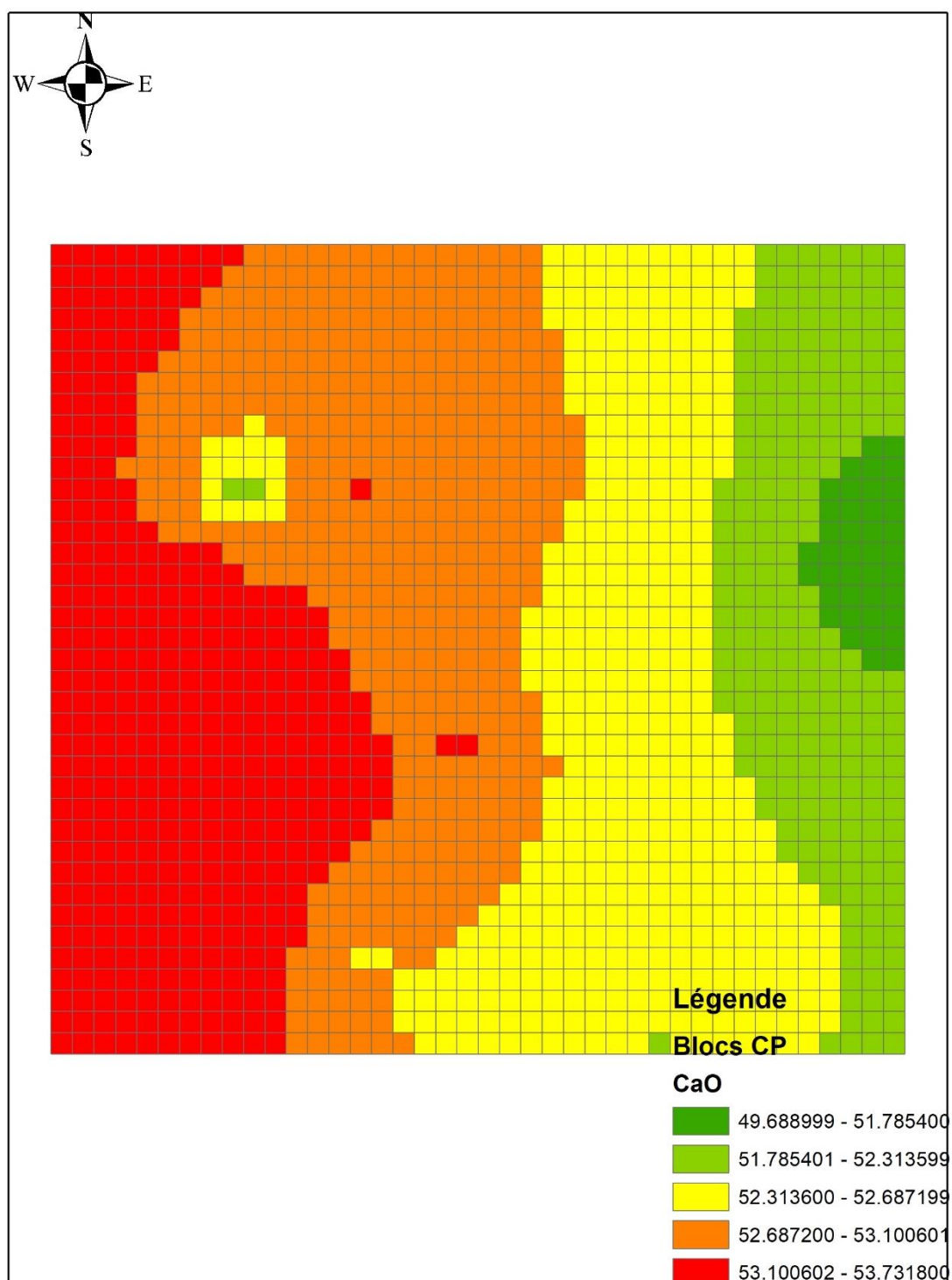


Figure III. 20 : Résultat d'estimation des % CaO de la couche de calcaire pur (CP)

La figure III.21 présente l'estimation des teneurs en chaux (%CaO) de la couche de calcaire impur (CIP) :

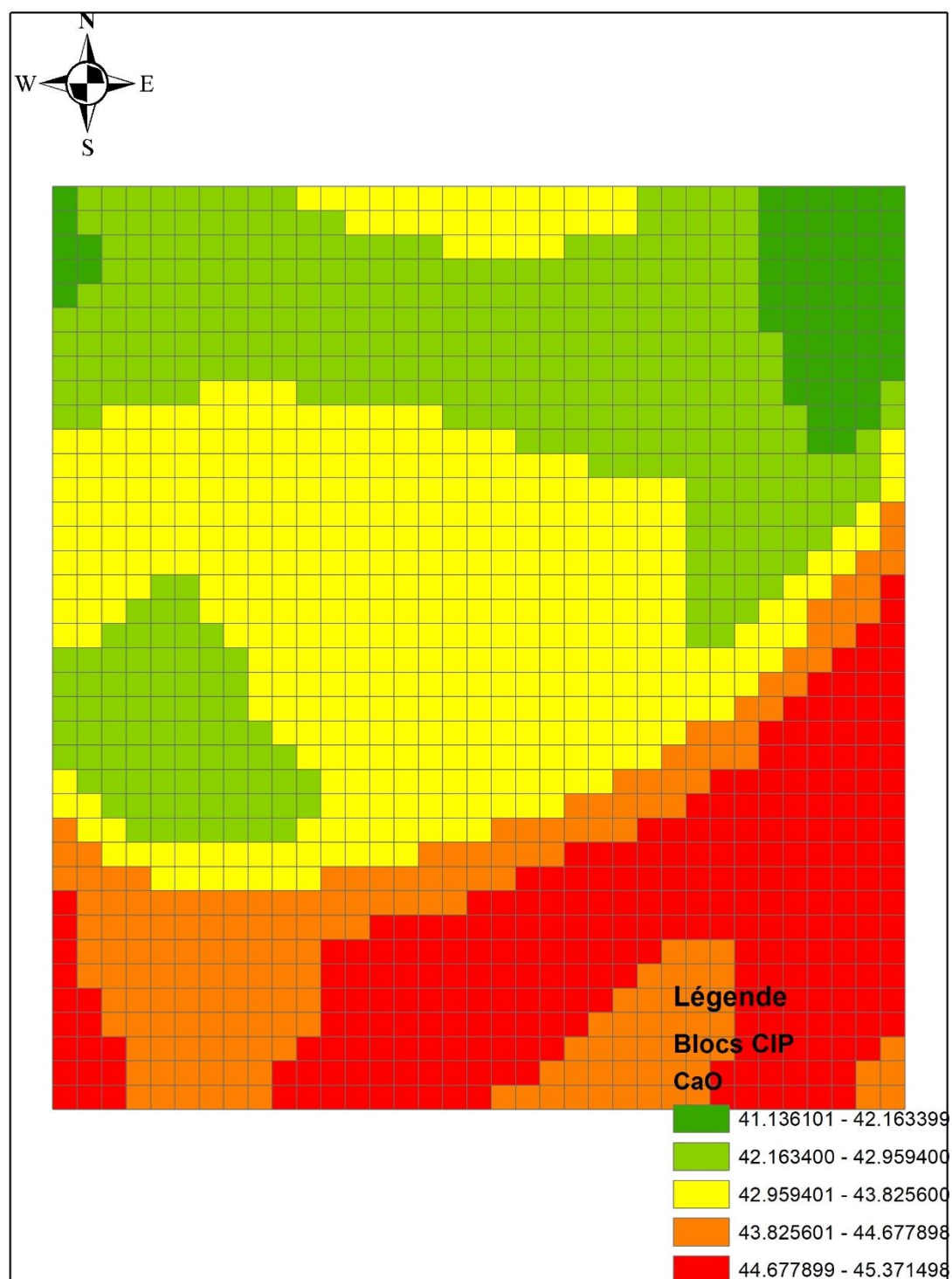


Figure III. 21 : Résultat d'estimation des % CaO de la couche CIP

La figure III.22 présente l'estimation des teneurs en chaux (%CaO) de la couche de calcaire impur siliceux (CIPS) :

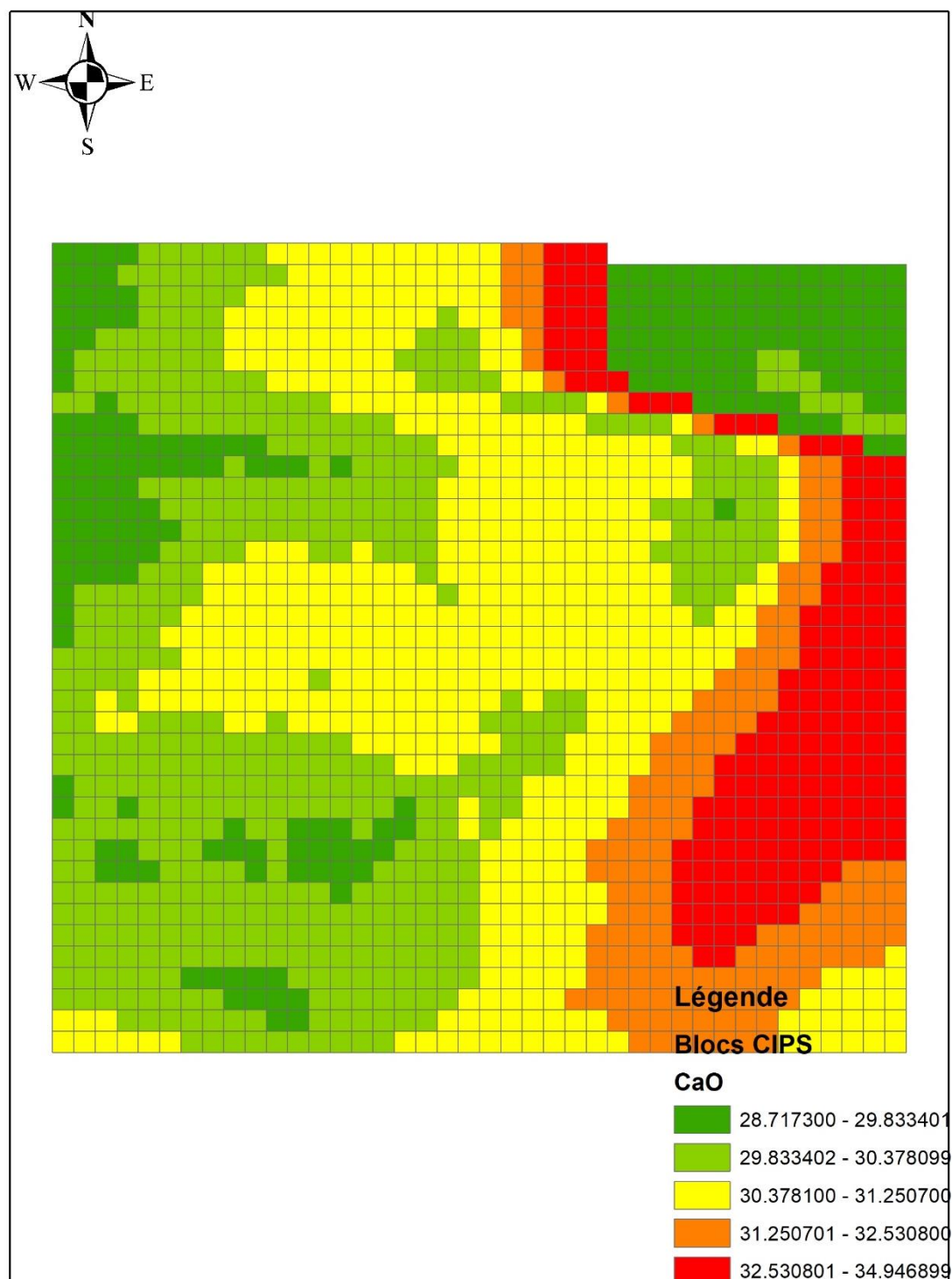


Figure III. 22 : Résultat d'estimation des % CaO de la couche CIPS

III.4.3 Cartes des tonnages :

La figure III.23 présente l'estimation des réserves de calcaire pur (CP) :

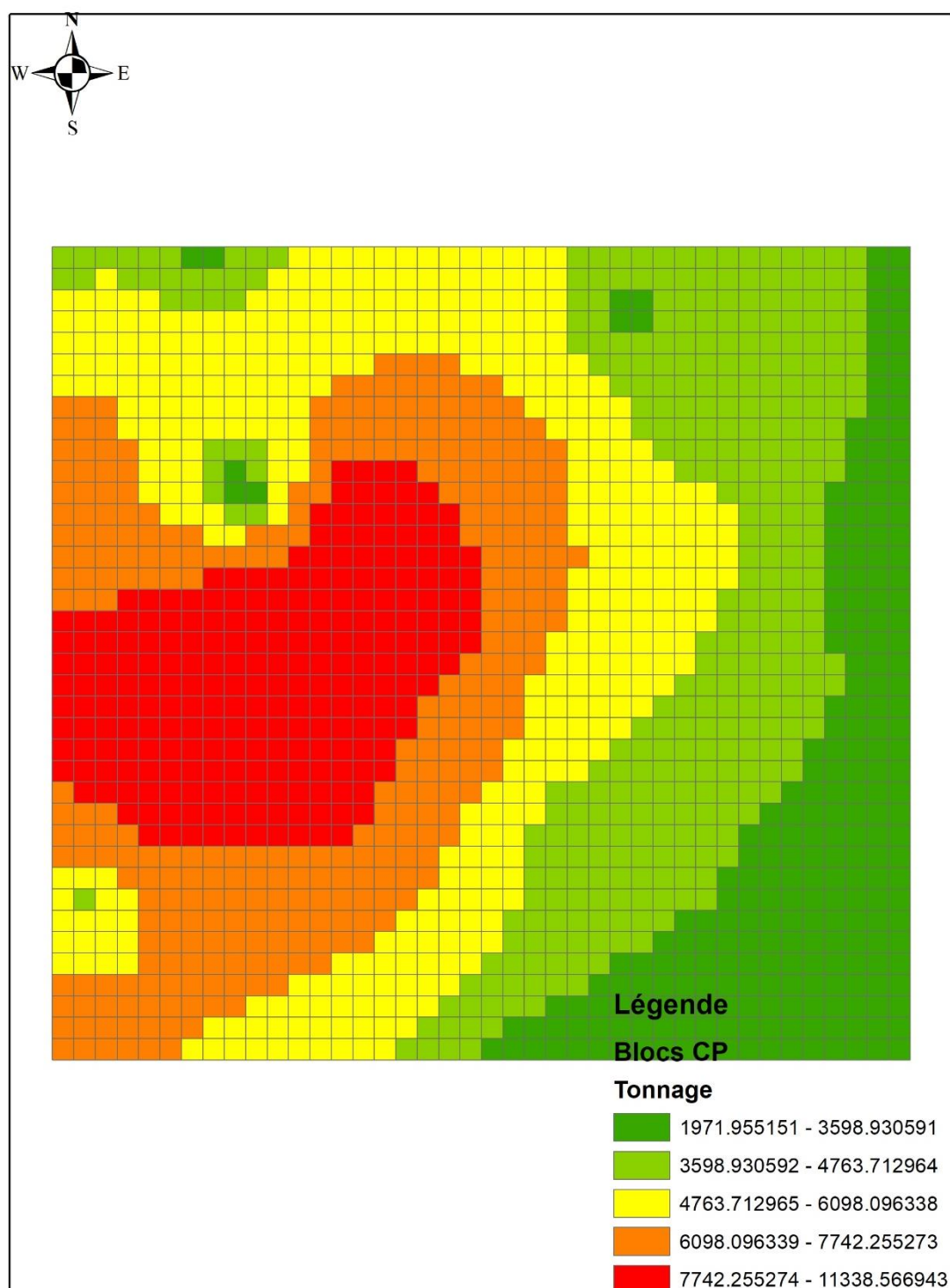


Figure III. 23 : Résultat d'estimation des réserves de CP

La figure III.24 présente l'estimation des réserves de calcaire impur (CIP) :

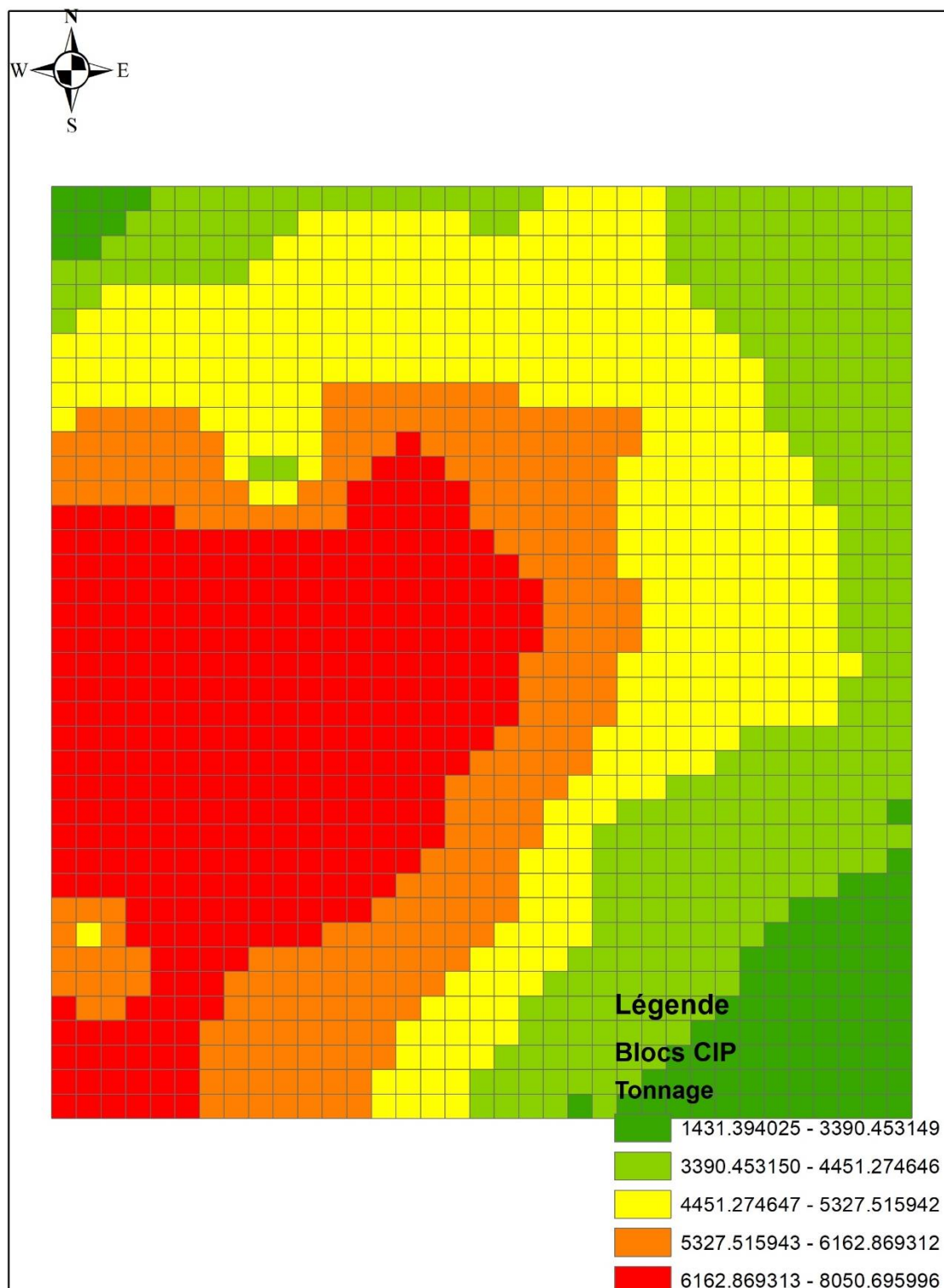


Figure III. 24 : Résultat d'estimation des réserves de CIP

La figure III.25 présente l'estimation des réserves de calcaire impur siliceux (CIPS) :

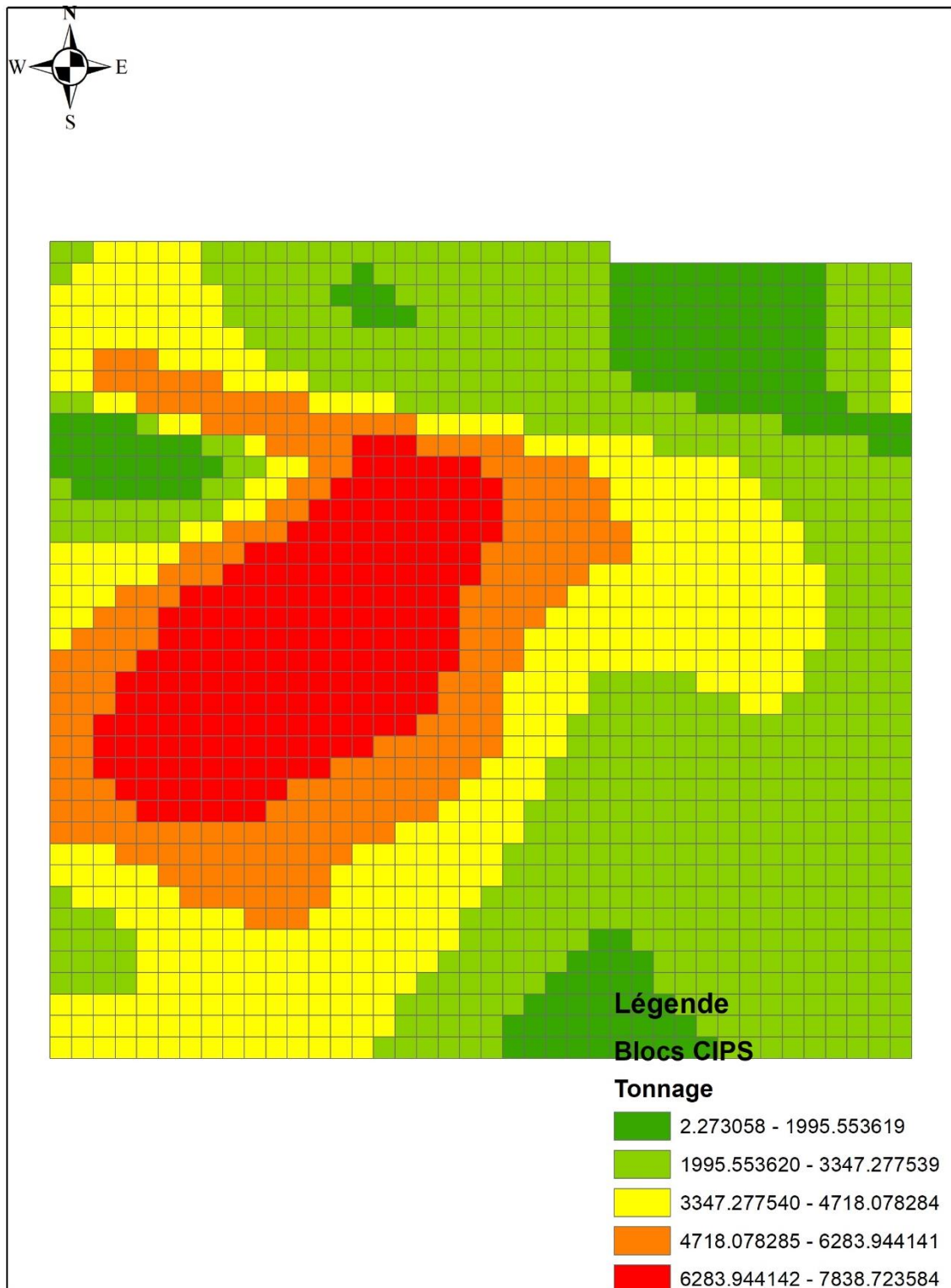


Figure III. 25 : Résultat d'estimation des réserves de CIPS

III.4.3 Récapitulation :

D'après ces estimations, les réserves du gisement de calcaire de la zone 1 de la carrière de la cimenterie de Meftah, Blida sont présentées dans le tableau III.3 :

Tableau III. 3 : Réserves géologiques de calcaire du gisement

Réserves par catégorie	Réserves totales
8,442,852 tonnes (CP)	21,102,057 tonnes
6,829,221 tonnes (CIP)	
5,829,984 tonnes (CIPS)	

III.5 Analyse des résultats de l'estimation des réserves :

Après avoir estimé les réserves de calcaire du gisement, on peut analyser ces résultats pour avoir encore plus d'informations sur les réserves.

Rappelons que la zone 1 du gisement a une superficie de 60 hectares qu'on a divisé en blocs de 20m², on a donc 1520 blocs pour lesquels on a estimé les profondeurs, les teneurs en CaO et les réserves géologiques.

On a aussi traité chaque type de calcaire séparément, par la suite on va représenter graphiquement et analyser les résultats :

III.5.1 Calcaire Pur (CP) :

L'histogramme de la figure III.26 présente la distribution des estimations des profondeurs de la couche de calcaire pur (CP), dont la majorité est entre 27m et 40m.

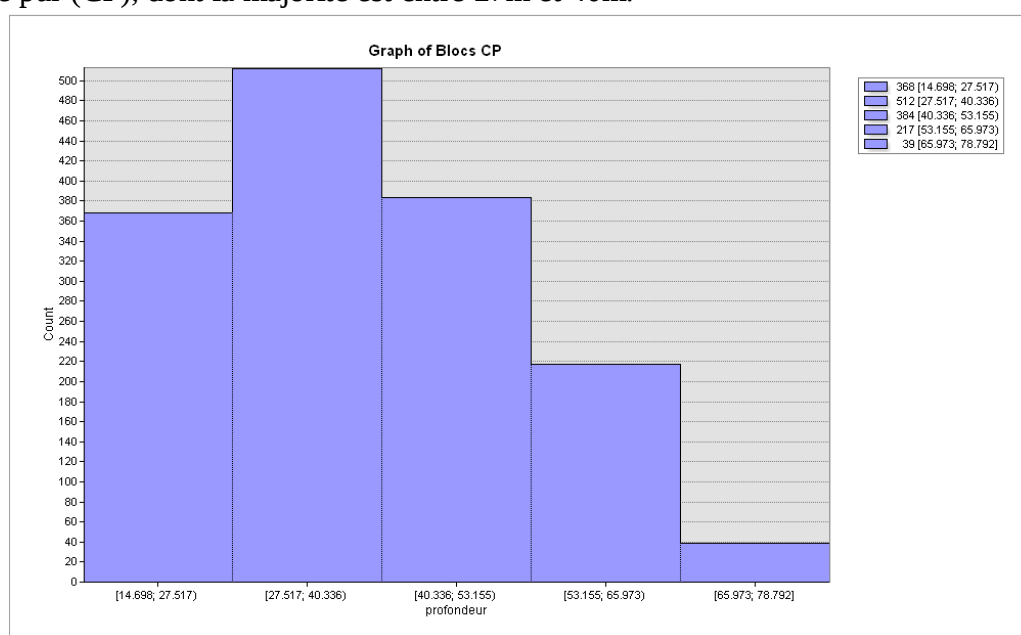


Figure III. 26 : Distribution des estimations des profondeurs de la couche CP

L'histogramme de la figure III.27 présente la distribution des estimations des teneurs en CaO de la couche de calcaire pur (CP), dont la majorité est entre 52% et 53%.

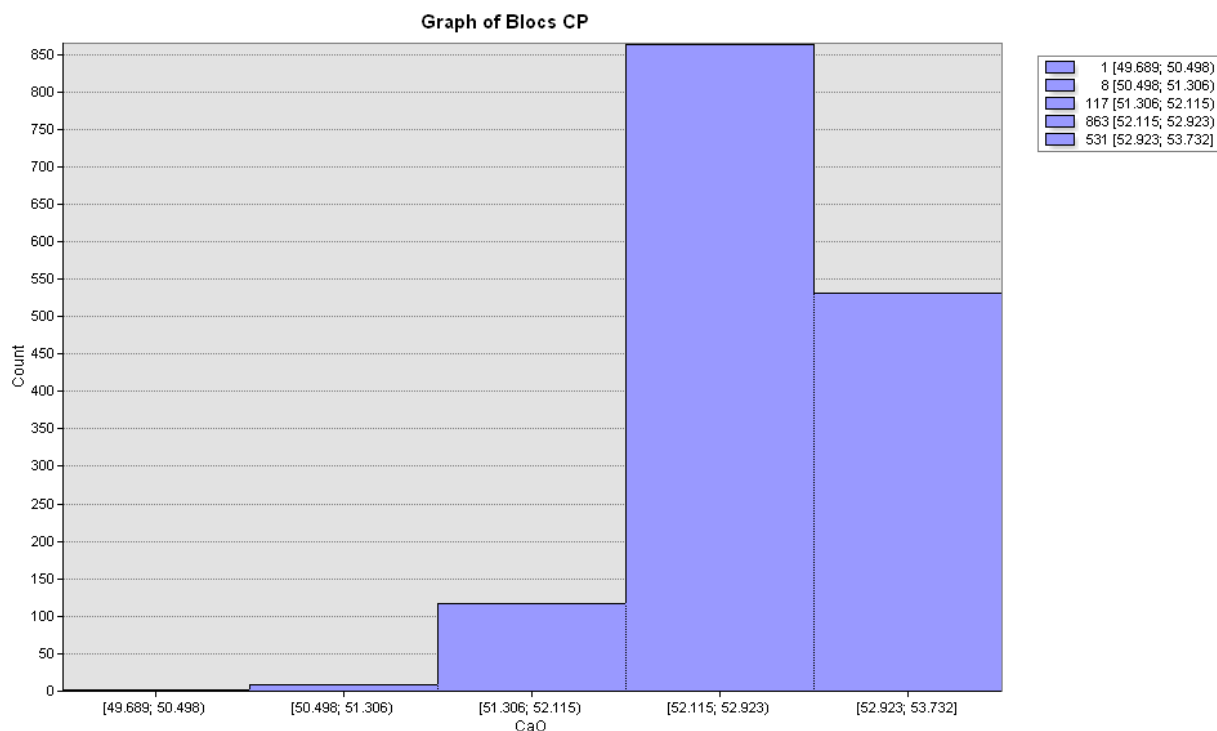


Figure III. 27 : Distribution des estimations des %CaO de la couche CP

L'histogramme de la figure III.28 présente la distribution des estimations tonnages de la couche de calcaire pur (CP), dont la majorité est entre 3845 tonnes et 5718 tonnes.

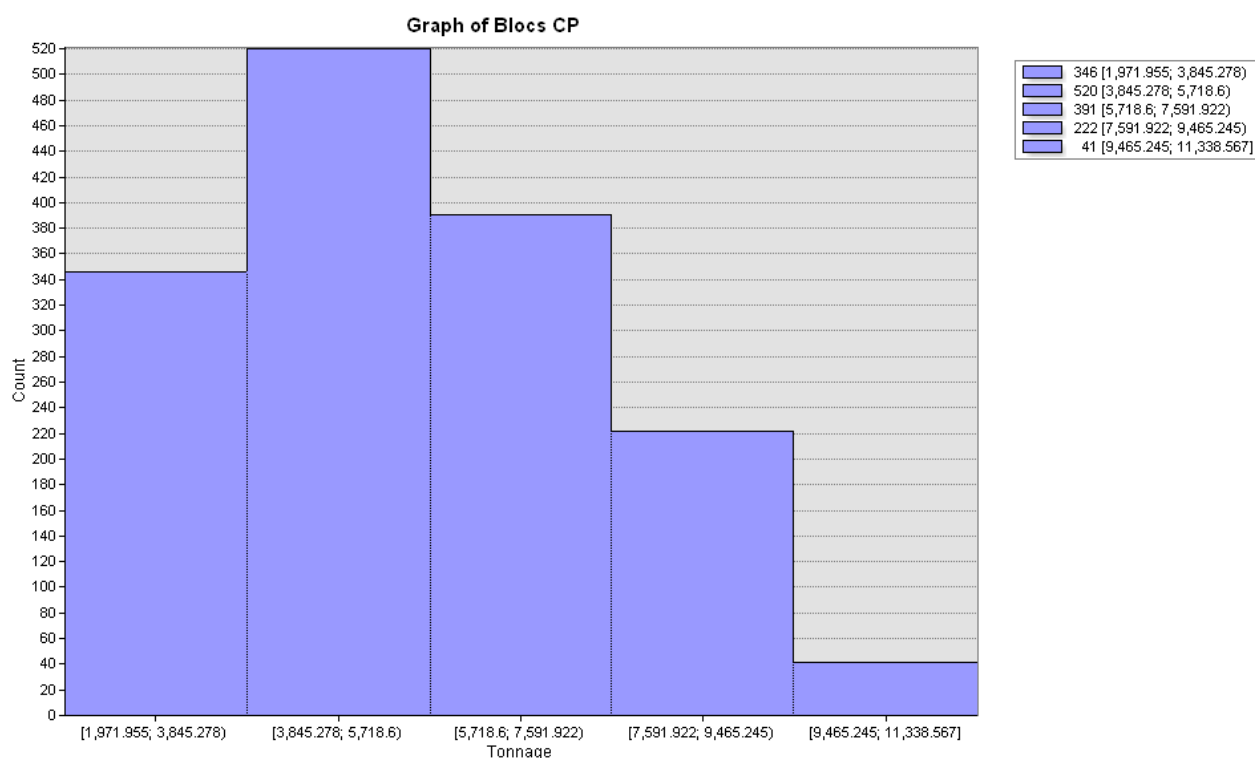


Figure III. 28 : Distribution des estimations des réserves de la couche CP

La figure III.29 montre que la couche de calcaire pur (CP) se caractérise par une teneur en CaO entre 50% et 54%, et présente la teneur de coupure de cette couche.

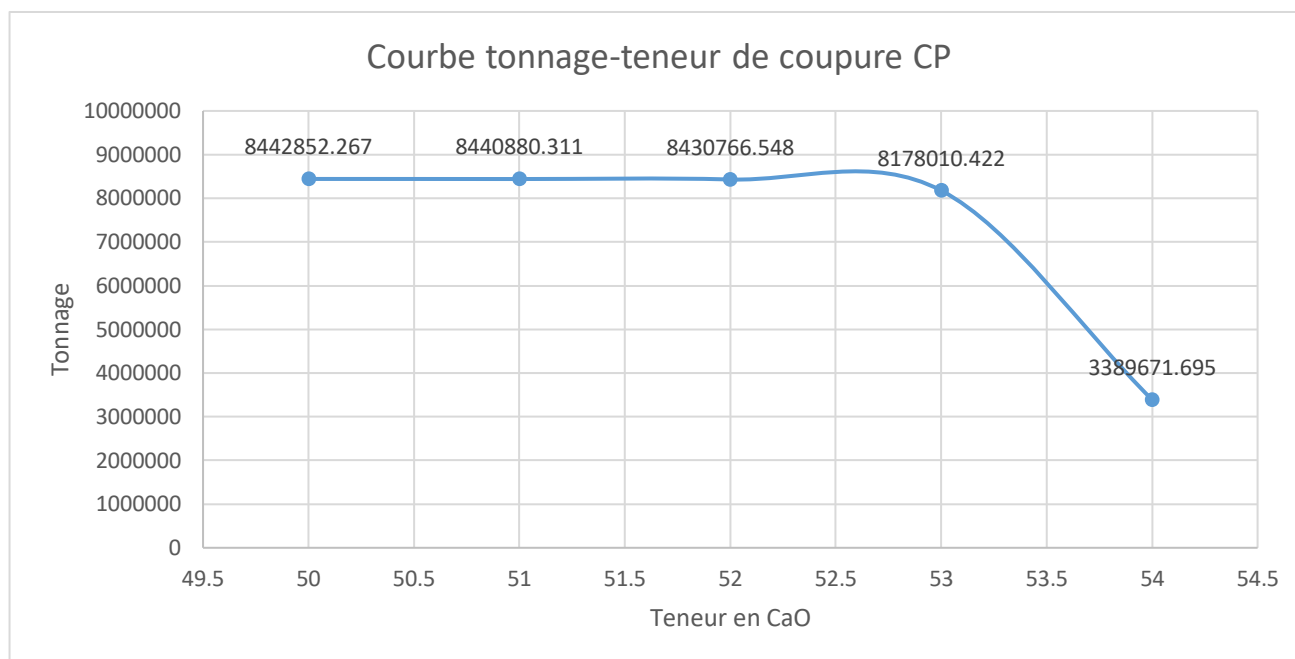


Figure III. 29 : Distribution des tonnages en fonction des %CaO de la couche CP

III.5.2 Calcaire Impur (CIP) :

L'histogramme de la figure III.30 présente la distribution des estimations des profondeurs de la couche de calcaire impur (CIP), dont la majorité est entre 41m et 55m.

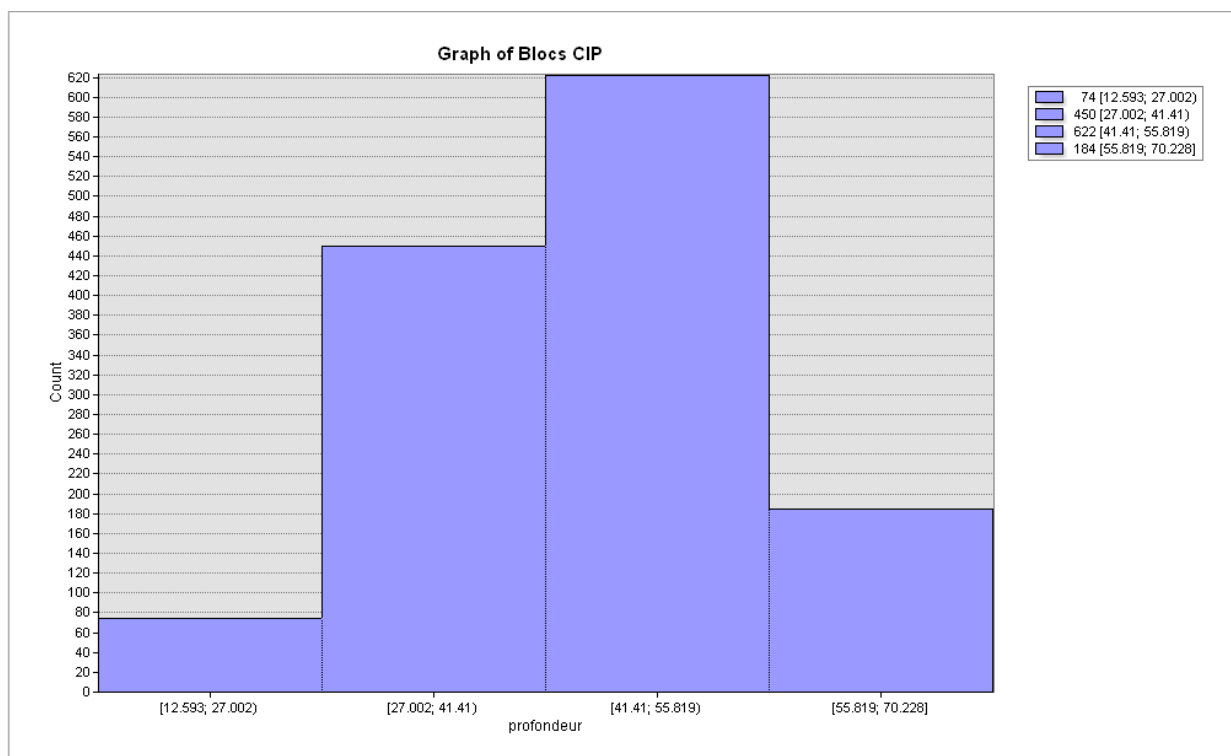


Figure III. 30 : Distribution des estimations des profondeurs de la couche CIP

L'histogramme de la figure III.31 présente la distribution des estimations des teneurs en CaO de la couche de calcaire impur (CIP), dont la majorité est entre 42% et 43%.

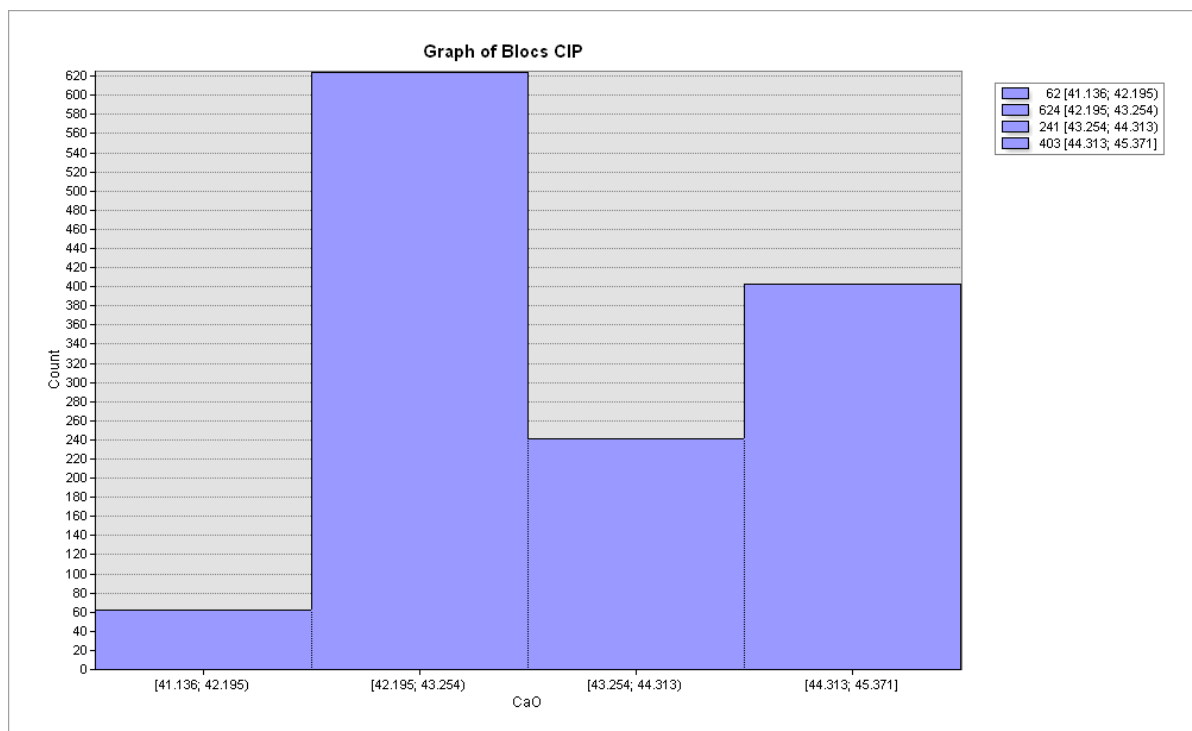


Figure III. 31 : Distribution des estimations des %CaO de la couche CIP

L'histogramme de la figure III.32 présente la distribution des estimations tonnages de la couche de calcaire impur (CIP), dont la majorité est entre 4741 tonnes et 6395 tonnes.

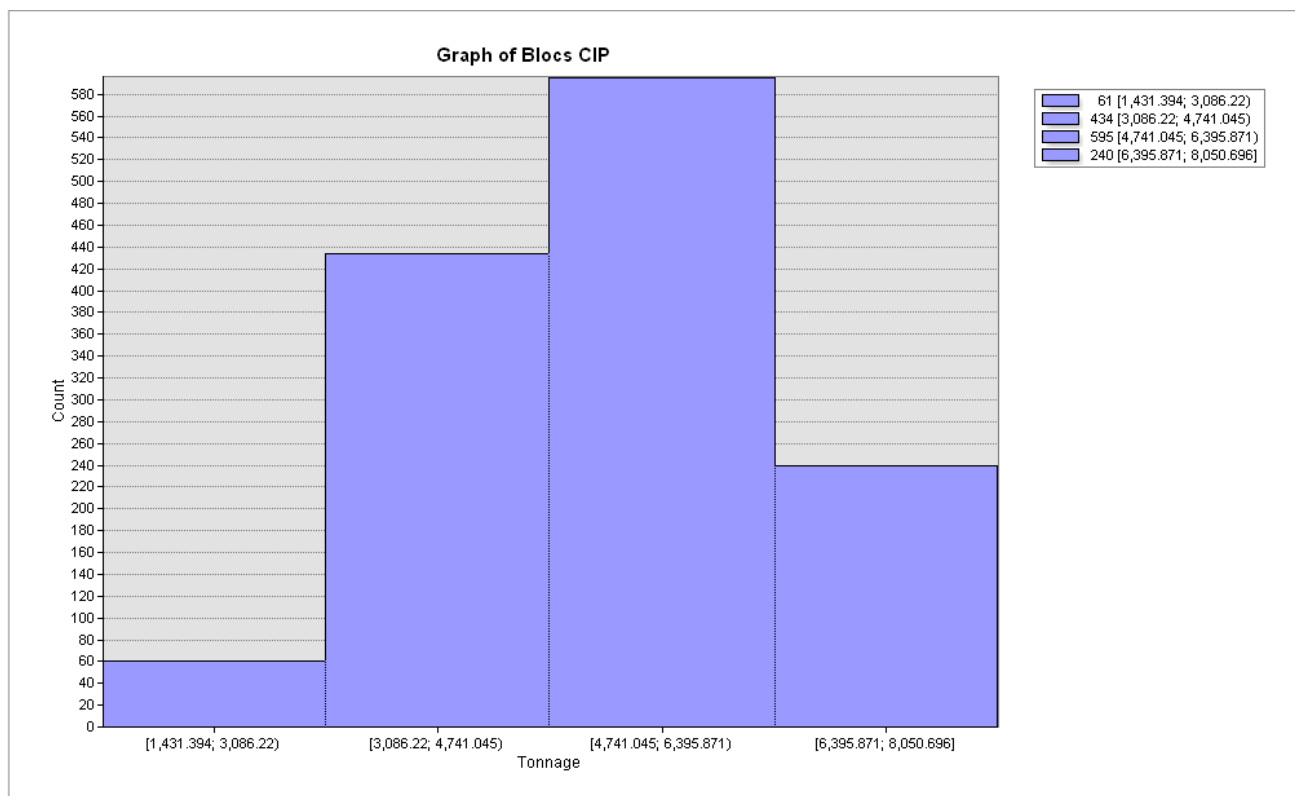


Figure III. 32 : Distribution des estimations des réserves de la couche CIP

La figure III.33 montre que la couche de calcaire impur (CIP) se caractérise par une teneur en CaO entre 42% et 46%, et présente la teneur de coupure de cette couche.

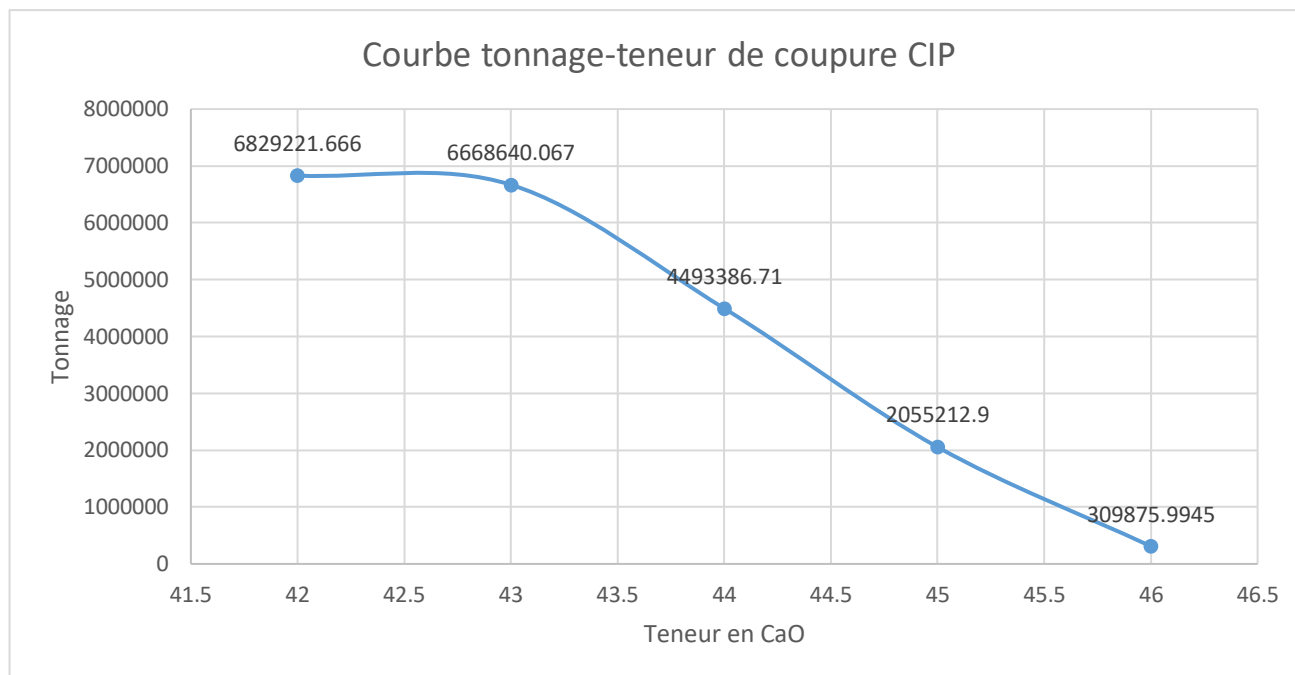


Figure III. 33 : Distribution des tonnages en fonction des %CaO de la couche CIP

III.5.3 Calcaire impur siliceux (CIPS) :

L'histogramme de la figure III.34 présente la distribution des estimations des profondeurs de la couche de calcaire impur siliceux (CIPS), dont la majorité est entre 23m et 47m, avec une quantité considérable supérieure à 47m.

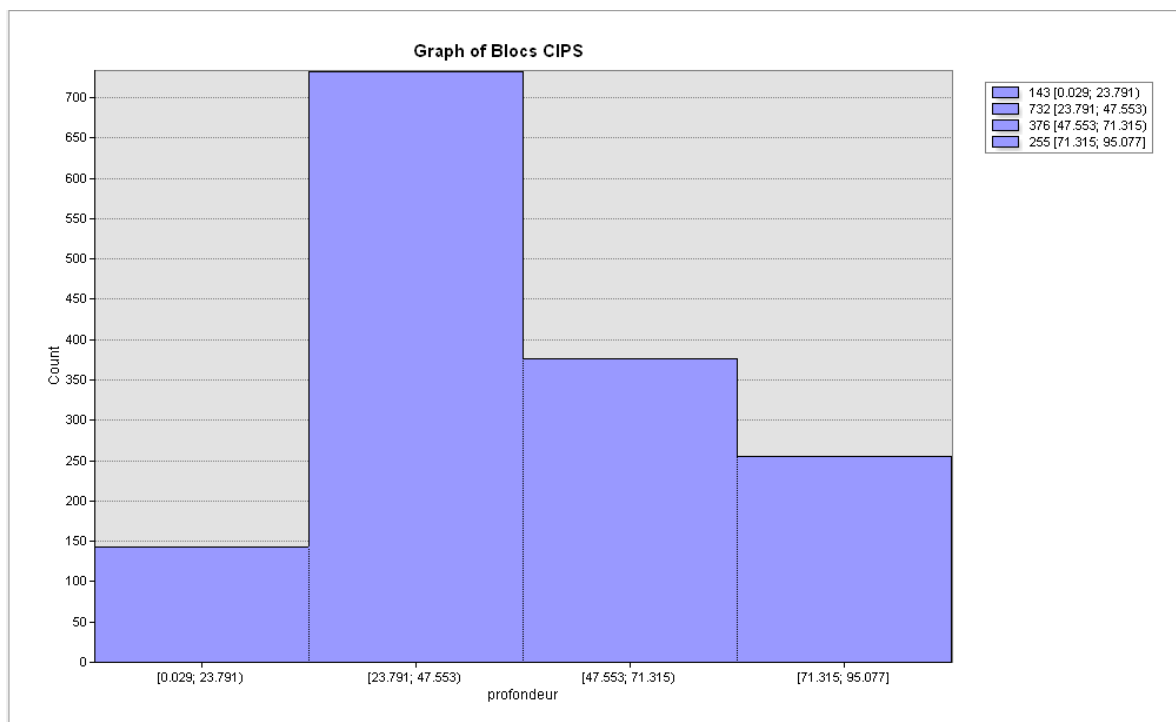


Figure III. 34 : Distribution des estimations des profondeurs de la couche CIPS

L'histogramme de la figure III.35 présente la distribution des estimations des teneurs en CaO de la couche de calcaire impur siliceux (CIPS), dont la majorité est entre 30% et 31.8%, avec une quantité considérable entre 28.7% et 30.2%.

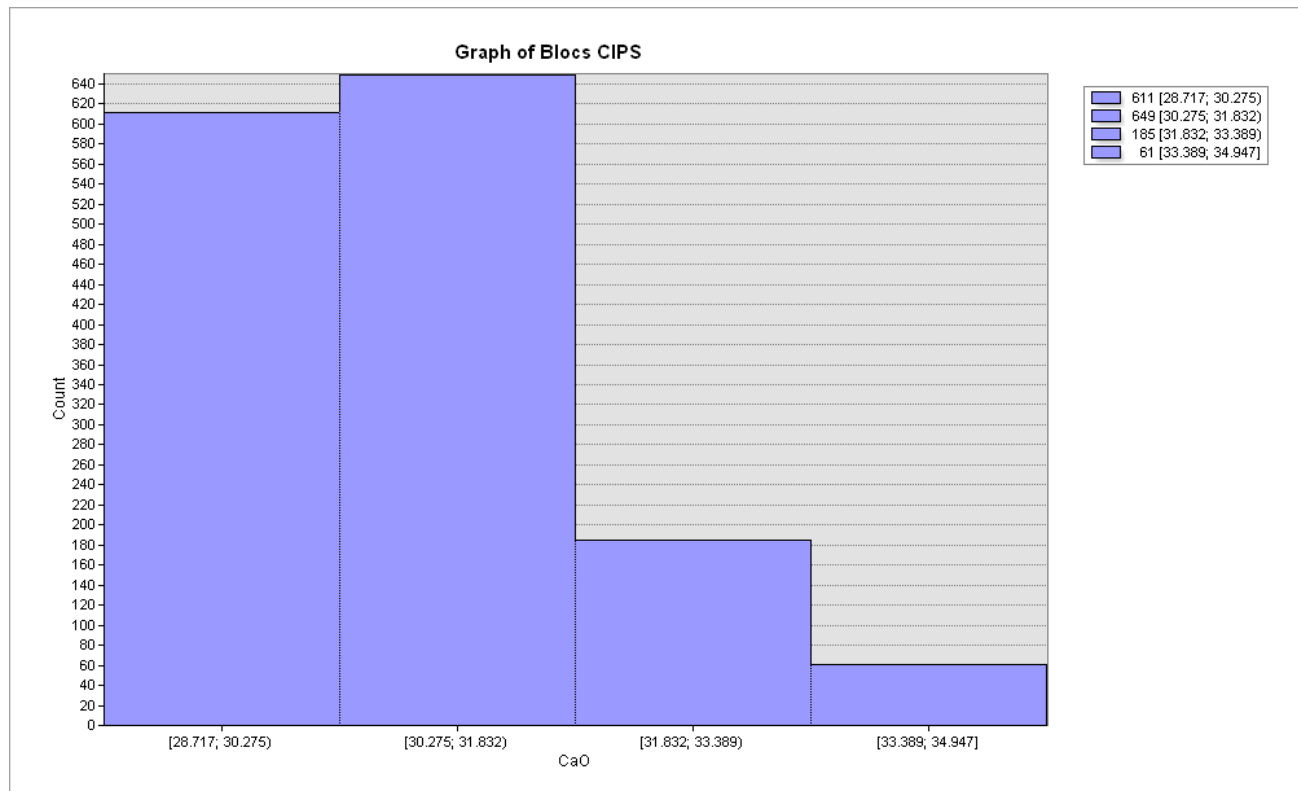


Figure III. 35 : Distribution des estimations des %CaO de la couche CIPS

L'histogramme de la figure III.36 présente la distribution des estimations tonnage de la couche de calcaire impur siliceux (CIPS), dont la majorité est entre 1961 tonnes et 3920 tonnes.

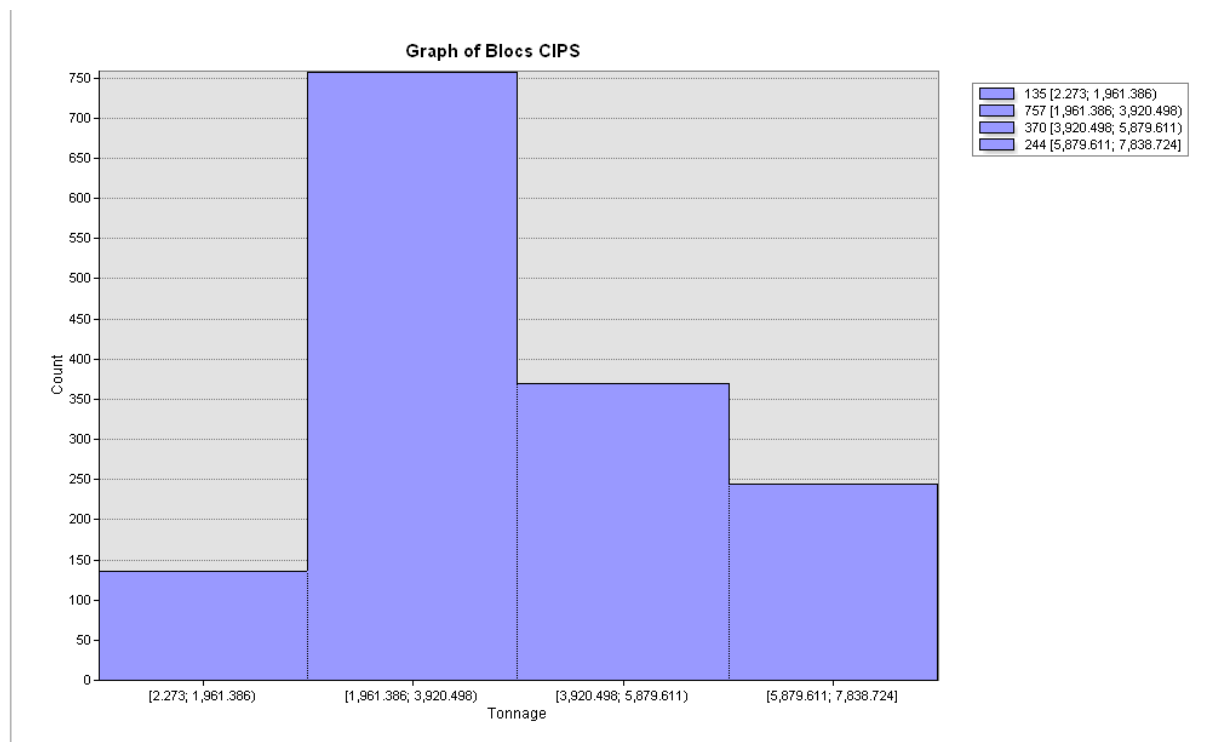


Figure III. 36 : Distribution des estimations des réserves de la couche CIPS

La figure III.37 montre que la couche de calcaire impur siliceux (CIPS) se caractérise par une teneur en CaO entre 29% et 35%, et présente la teneur de coupure de cette couche.

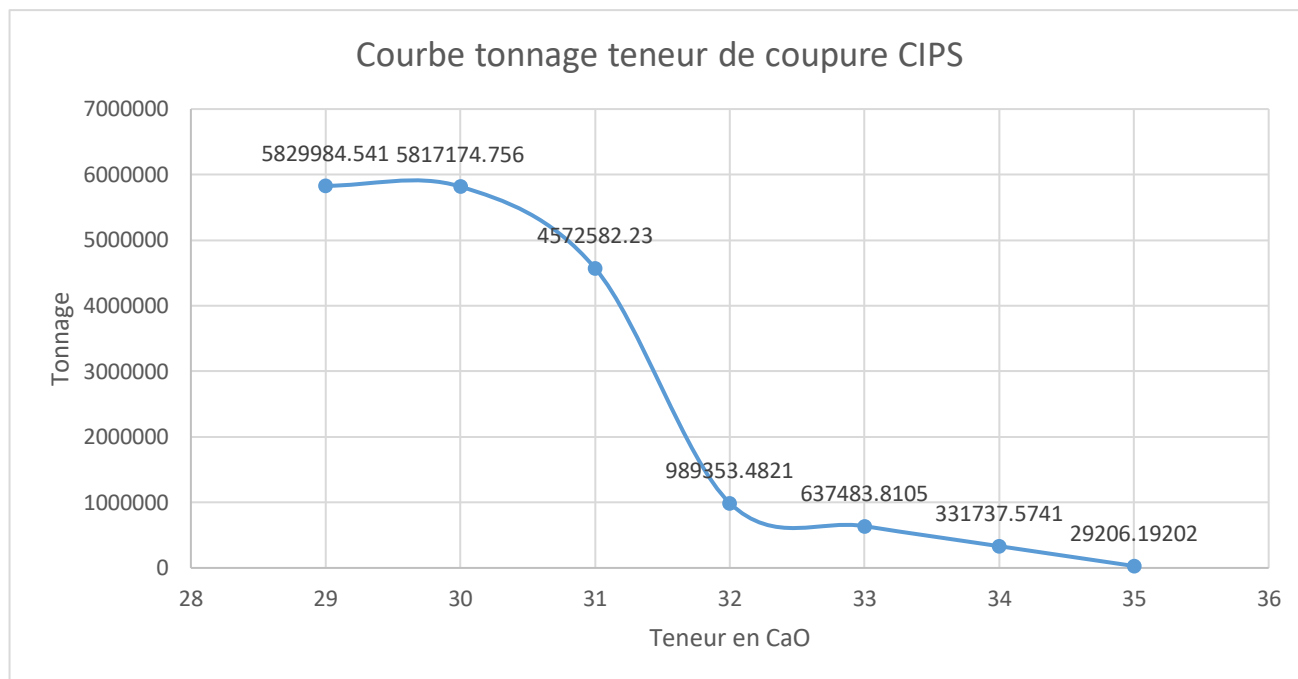


Figure III. 37 : Distribution des tonnages en fonction des %CaO de la couche CIPS

III.5.4 Résumé :

La figure III.38 présente la teneur de coupure de la totalité du gisement de calcaire.

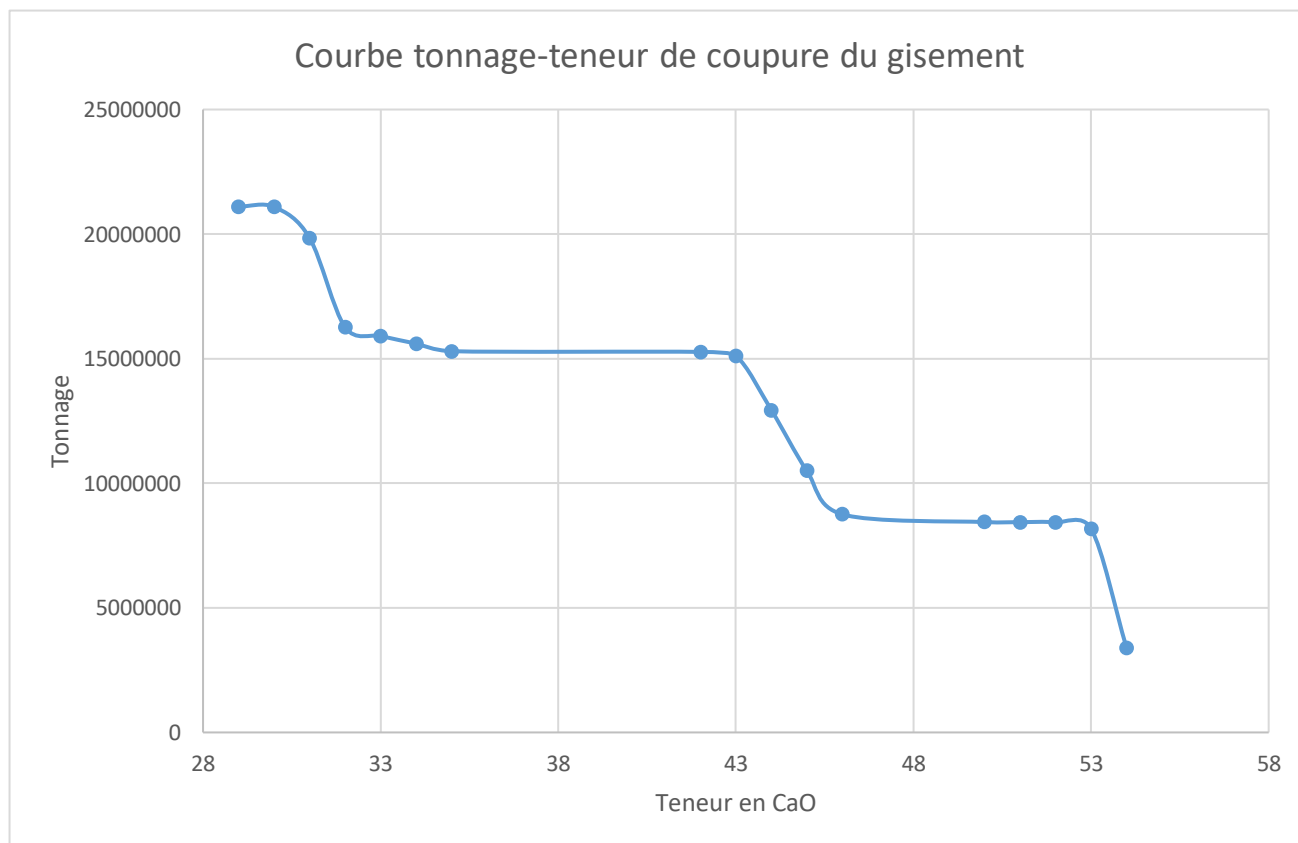


Figure III. 38 : Distribution des tonnages en fonction des %CaO dans le gisement de calcaire

D'après cette analyse, il est évident qu'il existe une disparité des teneurs entre les trois couches de calcaire du gisement, on trouve aussi que les trois couches semblent superposées par ordre de haut en bas : CP, CIP puis CIPS ; le gisement présente aussi une tendance de teneurs en CaO plus faibles dans les couches plus profondes. De plus, l'estimation montre que la couche de calcaire pur (CP) est la plus riche en teneurs en CaO et aussi en terme de réserves géologiques totales. Ce gisement de calcaire se comporte d'après cette estimation de 40% CP, 32.36% CIP et 27.64% CIPS.

Conclusion Générale :

La cartographie des caractéristiques physico-chimiques est d'une importance particulière pour bien évaluer la qualité de calcaire, bien entendu, les résultats attendus de ce travail sont les cartes de répartition de teneur en chaux (% CaO) restituées par KO et CKO. Malgré les résultats semblables pour les deux méthodes d'interpolation, la méthode du cokrigeage ordinaire a prouvé plus précise.

Le cokrigeage a été utilisé pour produire une carte de distribution de la teneur en CaO dans le gisement, qui est encore plus précise et ce en utilisant les teneurs en silice (SiO₂) qui a une forte corrélation négative avec la chaux (CaO).

Nous pouvons conclure que la méthode du cokrigeage donne un résultat meilleur que la méthode de krigeage.

Cette étude a fourni des cartes de prévision des concentrations de CaO au niveau de la carrière de la cimenterie de Meftah, Blida. A travers lesquelles, une estimation des réserves de calcaire du gisement a été effectuée. Des procédures analytiques similaires peuvent être utilisées pour prédire d'autres carrières ou gisements dans d'autres régions ayant une géologie et un environnement similaires.

Références Bibliographiques :

- [1] M. Law et A. Collins, Getting to know ArcGIS Desktop, Redlands, California: Esri Press, 2018.
- [2] S. Bernier, S. Duthoit, S. Ladet et D. Baudet, «Les concepts de base des Systèmes d'Information Géographique (SIG) : les données et les fonctions générales.,» chez *Cahier des Techniques de l'INRA (N° Spécial)*, 2014, pp. 19-27.
- [3] Watts,Griffis and McOuat LTD, Sommaire de sondage cimenterie de Meftah volume II.
- [4] J. Rivoirard, De l'analyse structurale à la modélisation des ressources naturelles: contributions géostatistiques., Paris IV: Statistiques [math.ST]. Université Pierre et Marie Curie, 2012.
- [5] E. Xavier, Géostatistique linéaire, Centre de Géosciences/Géostatistique, 2001.
- [6] ASPA, «Diagnostic De La Qualité De L'air Sur L'agglomération De Mulhouse ; Annexe Au Rapport Final Sur La Répartition Spatiale De La Pollution Atmosphérique (ASPA 02031901-i-d). Méthodes D'interpolation Spatiale.».
- [7] A. Long, «Cokriging, Kernels, And The SVD: Toward Better Geostatistical Analysis,» 1994.
- [8] H. Wackernagel, Multivariate Geostatistic, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003.
- [9] K. Johnston, J. M. Ver Hoef, K. Krivoruchko et N. Lucas, Using ArcGIS® Geostatistical Analyst, Redlands, California: ESRI Press, 2004.
- [10] J. Rivoirard, Cours De Géostatistique Multivariable, Paris: Centre De Géostatistique, Ecole Des Mines De Paris, 2003.
- [11] A. Journel et C. Huijbregts, Mining geostatistics, Caldwell, N.J: Blackburn Press, 2003.
- [12] K. KOUIDRAT et I. ELFANI, «Modélisation géologique et estimation géostatistique de la dureté du gisement de calcaire de la cimenterie de Meftah,» 2020.

Annexe

METHOD	DETERMINISTIC/ STOCHASTIC	OUTPUT SURFACE TYPES	COMPUTING TIME/ MODELING TIME ¹	EXACT INTERPOLATOR	ADVANTAGES	DISADVANTAGES	ASSUMPTIONS ²
INVERSE DISTANCE WEIGHTED	Deterministic	Prediction	Fast/Fast	Yes	Few parameter decisions	No assessment of prediction errors; produces “bulls eyes” around data locations	None
GLOBAL POLYNOMIAL	Deterministic	Prediction	Fast/Fast	No	Few parameter decisions	No assessment of prediction errors; may be too smooth; edge points have large influence	None
LOCAL POLYNOMIAL	Deterministic	Prediction	Moderately Fast/Moderate	No	More parameter decisions	No assessment of prediction errors; may be too automatic	None
RADIAL BASIS FUNCTIONS	Deterministic	Prediction	Moderately Fast/Moderate	Yes	Flexible and automatic with some parameter decisions	No assessment of prediction errors; may be too automatic	None
KRIGING	Stochastic	Prediction; Prediction Standard Errors; Probability; Quantile	Moderately Fast/Slower	Yes without measurement error; No with measurement error	Very flexible; allows assessment of spatial autocorrelation; can obtain prediction standard errors; many parameter decisions	Need to make many decisions on transformations, trends, models, parameters, and neighborhoods	Data comes from a stationary stochastic process, and some methods require that the data comes from a normal distribution
COKRIGING	Stochastic	Prediction; Prediction Standard Errors; Probability; Quantile	Moderate/ Slowest	Yes without measurement error; No with measurement error	Very flexible; can use information in multiple datasets; allows assessment of spatial cross- correlation; many parameter decisions	Need to make many decisions on transformations, trends, models, parameters, and neighborhoods	Data comes from a stationary stochastic process, and some methods require that the data comes from a normal distribution

- 1) Computing time is computer-processing time to create a surface. Modeling time includes user-processing time to make decisions on model parameters and search neighborhoods.
- 2) We assume that all methods are predicting a smooth surface from noisy data.