

POLITECNICO DI TORINO

**Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Civile**

Tesi di Laurea Magistrale

**Analisi Geostatistica di Dati di
Concentrazione nelle Acque Sotterranee**



Relatore

Prof. Ilaria Butera

Candidato

Gabriele Calvi

Aprile 2019

Sommario

Introduzione	5
1. Modellazione geostatistica	7
1.1 Fondamenti teorici.....	9
1.2 Modelli stazionari.....	12
1.3 Modelli non Stazionari.....	16
2. Variogramma	19
2.1 Proprietà del Variogramma.....	21
2.2 Modelli di Variogramma.....	23
2.3 Anisotropie nei Variogrammi.....	28
2.4 Variogramma Empirico.....	32
3. Kriging	36
3.1 Kriging Ordinario.....	37
3.2 Indicator Kriging.....	40
3.3 Kriging Universale.....	41
3.4 Validazione.....	43
4. Analisi statistiche preliminari	45
4.1 Verifica della Normalità dei Dati.....	46
4.2 Trasformazione dei Dati.....	47
4.2.1 Kriging Non Lineare.....	49
4.3 Analisi del Trend.....	51
4.4 Verifica della presenza di Outliers.....	53
5. Caso di studio: le acque sotterranee	55
5.1 Tipologie di falde acquifere.....	58
5.2 Movimento di un inquinante nelle acque di falda.....	60
5.2.1 Sorgenti di Inquinamento.....	61
5.3 I Soluti Analizzati – Caratteristiche generali.....	62
5.3.1 Cloruri.....	62
5.3.2 Nitrati.....	62
5.4 Individuazione dei corpi idrici sotterranei.....	63
5.4.1 Riferimenti normativi.....	63
5.4.2 Inquadramento Idrogeologico: Macro-Aree Idrogeologiche e Aree Idrogeologicamente Separate.....	64
5.2 Dati di stato relativi alle acque sotterranee.....	74
5.3 Limiti di legge dei soluti chimici inquinanti e valutazione dello stato chimico.....	80
5.3.1 Quadro normativo.....	80

5.1.2	Valutazione dello stato chimico secondo il D.Lgs. n. 30/2009	80
5.4	Metodologie per la valutazione dello stato chimico e dell'impatto ambientale	82
6.	Elaborazioni Geostatistiche.....	85
6.1	Cloruri.....	89
	Elaborazioni 2012	90
	Elaborazioni 2013	101
	Elaborazioni 2014	112
	Elaborazioni 2015	123
	Elaborazioni 2016	130
	Elaborazioni 2017	138
6.2	Nitrati.....	145
	Elaborazioni 2012	146
	Elaborazioni 2013	157
	Elaborazioni 2014	169
	Elaborazioni 2015	180
	Elaborazioni 2016	192
	Elaborazioni 2017	203
6.3	Mappature.....	214
7.	Valutazione dell'impatto ambientale	222
7.1	Calcolo delle aree a impatto antropico significativo	222
7.2	Fattori di pressione antropica	224
7.2	Conclusioni.....	226
Bibliografia	228

Introduzione

L'obiettivo principale del presente lavoro è quello di effettuare una valutazione della concentrazione di soluti nelle acque sotterranee non limitandosi all'analisi di campionature puntuali di una rete di monitoraggio ma, a partire da queste, sfruttare una metodologia che permette la mappatura degli inquinanti riscontrati. A riguardo esistono diversi metodi di interpolazione geostatistica che, presupponendo o valutando il legame spaziale dei dati, consentono di raggiungere tale obiettivo senza dover ricorrere a modelli di simulazione dei processi di trasporto di difficile realizzazione.

La metodologia geostatistica utilizzata nella presente tesi prende il nome di kriging, la quale, nata nell'ambito dell'ingegneria mineraria allo scopo di ridurre il costo delle perforazioni, è oggi largamente impiegata in svariati settori tra cui l'idrogeologia ambientale.

Il lato applicativo del kriging è esaltato dallo sviluppo dei Sistemi d'Informazione Geografica (GIS) che spesso offrono al loro interno procedure guidate atte alla modellazione dei fenomeni ambientali. D'altra parte, la facilità con cui può essere usato un software moderno può portare ad una applicazione del kriging non consapevole, effettuata senza conoscere la struttura della variabile in esame.

Infatti, il kriging è il penultimo step di una analisi che inizia con il campionamento, procede attraverso l'esplorazione e lo screening dei dati, una loro eventuale trasformazione, la stima e la modellizzazione del variogramma (o della funzione covarianza) allo scopo di individuare la struttura spaziale del fenomeno. Solo a seguito di tali operazioni preliminari è possibile procedere con l'implementazione del metodo di kriging e la produzione della mappa di predizione finale. Ogni singolo passaggio è dunque propedeutico al successivo e necessario per implementare correttamente il metodo.

Si è deciso dunque di suddividere lo studio in due fasi:

1. l'individuazione della struttura della variabile e la modellizzazione del relativo variogramma sono eseguite interamente attraverso l'utilizzo del software MATLAB;
2. In seguito, la mappatura derivante dalla stima spaziale effettuata mediante kriging viene prodotta attraverso l'utilizzo del software ARCGIS, inserendo i parametri del variogramma modello determinati all'interno dell'estensione "geostatistical analyst".

Nella prima parte della tesi saranno presentati i fondamenti teorici alla base della modellazione geostatistica, fino alla procedura applicativa di interpolazione delle osservazioni con la quale si ottengono le previsioni, ovvero il kriging.

La seconda parte presenta un inquadramento del fenomeno oggetto di studio e la caratterizzazione dell'acquifero preso in esame. Sarà inoltre esplicitata la normativa di riferimento per l'individuazione, il monitoraggio e la valutazione dello stato chimico dei corpi idrici sotterranei.

A seguire il lavoro di tesi si focalizza sull'implementazione dei modelli e dei metodi descritti nella prima parte, con applicazione alle concentrazioni di cloruri e nitrati campionati nella macroarea idrogeologica MS03, denominata "pianura vercellese", nell'arco del sessennio 2012-2017, considerando dunque 12 dataset totali relativi alle medie annuali delle due sostanze.

Si conclude con l'analisi dei risultati ottenuti in termini di percentuale di area classificata come "a rischio" e alla sua evoluzione nell'arco temporale considerato, con particolare interesse al confronto tra la stima ottenuta mediante i metodi di kriging utilizzati e il metodo di classificazione diretto derivante dal campionamento.

1. Modellazione geostatistica

I fenomeni naturali sono funzioni dello spazio (e/o del tempo) e sono associati a grandezze la cui elevata variabilità rende difficile l'applicazione di metodi deterministici per la loro caratterizzazione. Tali metodi infatti si fondano su un modello matematico che oltre ad essere intrinsecamente complesso da costruire, richiede una conoscenza accurata di ogni grandezza caratterizzante il fenomeno e della relativa distribuzione spaziale. Anche nel caso in cui si riuscissero a superare tali problematiche, i metodi deterministici non consentono di quantificare l'errore che si commette nello stimare il valore di una grandezza al di fuori dei punti di misura, perciò non danno indicazioni sulla bontà della stima eseguita.

Tuttavia, la variabilità spaziale delle grandezze non è puramente casuale: date due misure in due posizioni differenti, più esse sono vicine e più saranno simili. Gli strumenti di tipo geostatistico sfruttano la correlazione spaziale permettendo, ad esempio, la stima di una grandezza in un punto non di misura noti i valori misurati e la loro distribuzione spaziale. Essi portano notevoli miglioramenti rispetto ai modelli deterministici, permettendo un'analisi meno complessa e la previsione non solo della grandezza ma anche del relativo errore di stima nei punti non noti.

Le prime basi della modellazione geostatistica si devono ad un ingegnere minerario sudafricano Danie Krige, considerato il pioniere in tale ambito. Egli, negli anni 50', utilizzò tecniche statistiche per la valutazione delle risorse minerarie relative a oro e altri metalli nei giacimenti sudafricani.

Successivamente, un altro ingegnere minerario e statistico francese, Georges Matheron formalizzò il lavoro empirico di Krige, definendo i fondamenti teorici della geostatistica e denominando krigeage (tradotta in kriging in inglese) la tecnica di stima probabilistica di una grandezza nello spazio proprio in onore del collega sudafricano.

La modellazione dei fenomeni naturali attraverso l'approccio probabilistico si è sviluppata inizialmente nel campo dell'industria mineraria al fine di ridurre gli elevati costi delle perforazioni. In seguito, tali metodi hanno trovato applicazione in una vasta serie di settori in cui i fenomeni di studio hanno carattere spaziale come l'industria petrolifera, l'idrologia, l'idrogeologia, l'agronomia, la meteorologia, la geotecnica, la geologia, l'oceanografia, la cartografia e molte altre.

Nella presente tesi il kriging è stato applicato per la stima delle concentrazioni di soluti nelle falde acquifere. Tale operazione risulta molto utile ai fini della valutazione dello stato chimico delle acque sotterranee e alla conseguente pianificazione di eventuali interventi di bonifica.

Infatti, seppur recentemente le reti di monitoraggio abbiano subito un netto miglioramento in termini di densità dei punti di misura, per una valutazione spazialmente esaustiva e accurata della qualità dell'acqua si dovrebbero realizzare un numero di stazioni di misura (pozzi e piezometri) operativamente ingestibili ed economicamente non sostenibili.

Anche in questo ambito, va sottolineata la difficoltà nella applicazione di un metodo deterministico sia per la scarsa conoscenza delle grandezze caratterizzanti l'acquifero (piezometria, permeabilità, porosità, coefficiente di immagazzinamento) sia per la difficoltà nella realizzazione di un modello numerico per la simulazione del trasporto di un inquinante in falda che permetta il calcolo delle concentrazioni.

1.1 Fondamenti teorici

Si consideri un fenomeno spaziale per esempio l'inquinamento di una falda acquifera da parte di un soluto chimico generico. Si assuma di conoscere il valore della concentrazione in diversi punti dell'acquifero e si indichi con z la concentrazione del soluto e con \vec{x} il vettore delle coordinate spaziali (x, y) . La funzione matematica $z(x)$ definisce allora la concentrazione dell'inquinante nei punti dello spazio analizzato e può essere definita Variabile Regionalizzata (VR) dato che dipende dal vettore posizione \vec{x} .

Tale funzione può essere determinata a partire dai valori delle concentrazioni nei punti noti e permette il calcolo del valore di concentrazione in un punto non noto \vec{x}_0 . Ad esempio considerando il grafico di figura 1.1, che rappresenta il valore di concentrazione di cloruri in funzione della posizione geografica UTM all'interno di un acquifero, si potrebbe definire una funzione analitica in grado di descrivere il comportamento della VR. Si può notare che la creazione di un modello rappresentativo del fenomeno risulta molto difficile in quanto l'andamento è molto irregolare. Tuttavia, un'espressione analitica di ordine sufficientemente elevato potrebbe risultare un interpolatore esatto considerando solamente i punti di misura, ma non è possibile verificarlo anche per il punto \vec{x}_0 .

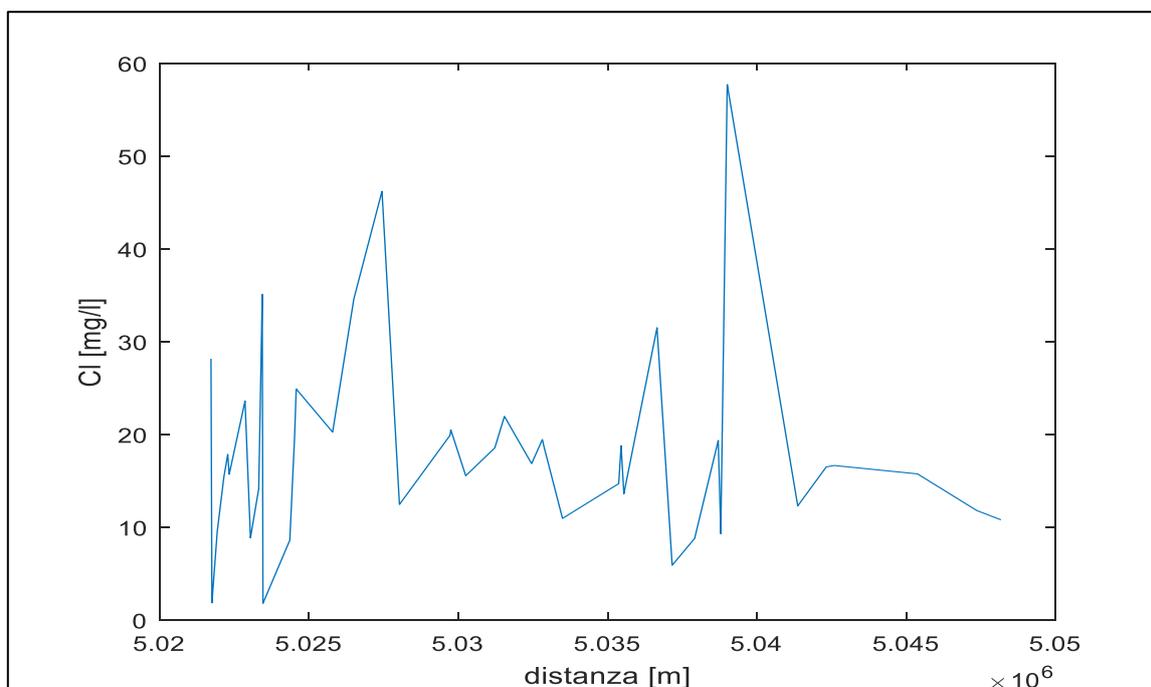


Figura 1. 1 - Andamento del valore di concentrazione di cloruri nella falda superficiale della pianura vercellese in funzione della distanza dall'origine del sistema di riferimento UTM

A tal fine conviene identificare le diverse stime della variabile $z(\vec{x}_0)$ come un processo stocastico in cui la singola stima può essere considerata come realizzazione di una variabile aleatoria (VA) $Z(\vec{x}_0)$. Essa assume valori numerici all'interno di un certo intervallo in accordo con la sua funzione di densità di probabilità p.d.f $\{Z(\vec{x}_0)\}$, costruita attraverso infinite realizzazioni dello stesso acquifero in esame. Questo approccio permette di tenere in conto che la stima fatta del valore di $z(\vec{x}_0)$ non corrisponderà al valore derivante dalla campionatura in (\vec{x}_0) , ma è uno dei valori che essa può assumere. Conoscendo la p.d.f (formula 1.0) sarà possibile, inoltre, indicare quanto è probabile il valore che è stato stimato a partire dai dati di una singola campionatura e valutare perciò l'affidabilità della predizione.

$$f[z] = \lim_{dz \rightarrow 0} \left[\frac{P(z < Z < z + dz)}{dz} \right] \quad (1.0)$$

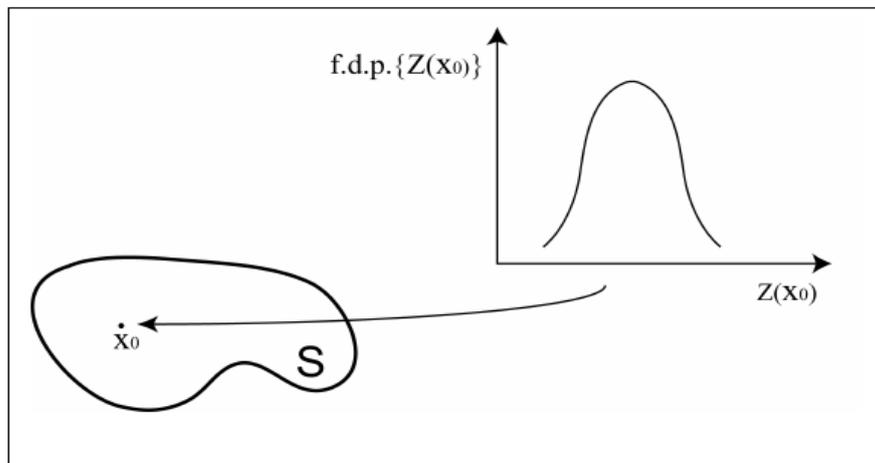


Figura 1. 2 - Descrizione di una variabile aleatoria nel dominio S

La p.d.f può essere ricostruita per gli N punti facenti parte dell'acquifero S .

L'insieme delle $Z(\vec{x})$ così definite costituisce una Funzione Aleatoria F.A, caratterizzata dalla funzione di densità di probabilità congiunta:

$$f[z(\vec{x}_1), z(\vec{x}_2), z(\vec{x}_3), \dots, z(\vec{x}_N)] \quad (1. 1)$$

Si può notare che il trattamento probabilistico dei fenomeni spaziali non fa ricorso a leggi fisiche, ma permette la risoluzione di molti problemi in cui l'applicazione di un metodo deterministico comporterebbe una modellazione onerosa oltre che priva di affidabilità.

Il generico punto $z(\vec{x}_i)$ avrà un valore atteso pari alla media dei valori ottenuti dalle n realizzazioni ξ con $n \rightarrow \infty$:

$$m_{z_i} = \sum_{\xi=1}^{\xi=n} z(\vec{x}_i, \xi) / n = E[Z(\vec{x}_i)] \quad (1.2)$$

Considerando un altro punto di coordinate $z(\vec{x}_i + \vec{h})$ si può calcolare la covarianza della variabile tra i due punti:

$$C(\vec{x}_i, \vec{x}_i + \vec{h}) = E[(z(\vec{x}_i, \xi) - m_{z_i}) \cdot (z(\vec{x}_{i+h}, \xi) - m_{z_{i+h}})] \quad (1.3)$$

$$C(\vec{x}_i, \vec{x}_i + \vec{h}) = E[z(\vec{x}_i, \xi) \cdot z(\vec{x}_{i+h}, \xi)] - m_{z_i} \cdot m_{z_{i+h}} \quad (1.4)$$

1.2 Modelli stazionari

Il modello probabilistico completo è costituito dalla legge spaziale definita dalla (1.1). Se questa funzione risulta invariante per traslazione ovvero, considerando un insieme di k punti con \vec{h} vettore qualsiasi

$$f[z(\vec{x}_1), z(\vec{x}_2), z(\vec{x}_3), \dots, z(\vec{x}_k)] = f[z(\vec{x}_{1+h}), z(\vec{x}_{2+h}), z(\vec{x}_{3+h}), \dots, z(\vec{x}_{k+h})] \quad (1.5)$$

allora la funzione aleatoria è detta stazionaria in quanto non cambia se viene traslata nello spazio.

La veridicità dell'ipotesi di stazionarietà risulta impossibile da determinare avendo a disposizione una sola realizzazione, per di più nota in un numero limitato di punti. Tuttavia, l'analisi probabilistica può essere svolta anche in caso di stazionarietà del secondo ordine che vale sotto le seguenti ipotesi:

1. Il momento primo (media) è stazionario e quindi costante all'interno di S

$$E[Z(\vec{x}_i)] = E[Z(\vec{x}_{i+h})] = m \quad (1.6)$$

2. La covarianza tra due punti \vec{x}_1 e \vec{x}_2 esiste e dipende solo dal vettore \vec{h} che li unisce

$$C(\vec{x}_1, \vec{x}_2) = C(\vec{x}_i, \vec{x}_i + \vec{h}) \quad (1.7)$$

Se essa dipende solo dal modulo di \vec{h} il mezzo risulta isotropo. L'ipotesi di stazionarietà del secondo ordine implica allora che la media spaziale effettuata sulla singola realizzazione sia uguale alla media di $Z(\vec{x}_i)$ ottenuta tramite le n realizzazioni, la stessa proprietà vale anche per la funzione covarianza.

Nel caso in cui il vettore \vec{h} abbia modulo nullo la covarianza risulta:

$$C(0) = C(\vec{x}_i, \vec{x}_i) = Var(\vec{x}_i) \quad (1.8)$$

La varianza corrisponde dunque al massimo della funzione covarianza, il cui andamento tende a diminuire con l'aumentare del modulo di \vec{h} fino ad annullarsi quando le due variabili diventano non correlate.

Anche la varianza risulta invariante per traslazione e quindi costante lungo tutto il campo.

Tali ipotesi sono rispettate generalmente quando la p.d.f. che caratterizza i dati è molto simile ad una gaussiana, funzione completamente definita da media e covarianza.

La funzione covarianza nelle ipotesi di stazionarietà del secondo ordine consente di caratterizzare la variabilità spaziale di un fenomeno regionale.

Considerando due V.A. $Z(\vec{x}_i)$ e $Z(\vec{x}_{i+h})$, è possibile definire una nuova variabile aleatoria pari alla loro differenza, definita incremento $Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i)$.

In virtù delle ipotesi di stazionarietà di ordine 2 (e per la linearità dell'operatore E) l'incremento medio della variabile su tutto il campo è nullo:

$$E[Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i)] = 0 \quad (1.9)$$

La varianza della nuova variabile aleatoria è

$$Var(Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i)) = E[(Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i) - E[Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i)])^2] \quad (1.10)$$

Che tenendo conto della (1.9) diventa:

$$\begin{aligned} Var(Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i)) &= E[(Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i))^2] = \\ &= E[Z(\vec{x}_{i+h})^2 + Z(\vec{x}_i)^2 - 2Z(\vec{x}_{i+h}) \cdot Z(\vec{x}_i)] = \\ &= E[Z(\vec{x}_{i+h})^2] - E[Z(\vec{x}_i)^2] - 2E[Z(\vec{x}_{i+h}) \cdot Z(\vec{x}_i)] \end{aligned} \quad (1.11)$$

Tenendo conto della formula della varianza

$$Var[X] = E[X^2] - E[X]^2 \quad (1.12)$$

per i primi due termini e sviluppando l'ultimo termine secondo la relazione (1.3), si ottiene

$$\text{Var}(Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i)) = \text{Var}(Z(\vec{x}_{i+h})) + \text{Var}(Z(\vec{x}_i)) - 2C(Z(\vec{x}_{i+h}), Z(\vec{x}_i)) \quad (1.13)$$

e dato che la varianza esiste finita è possibile scrivere:

$$\text{Var}(Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i)) = 2[C(0) - C(h)] \quad (1.14)$$

La semi-varianza dell'incremento risulta anch'essa invariante per traslazione e consente di definire una funzione simmetrica alla covarianza detta variogramma

$$\gamma(\vec{h}) = 1/2 \cdot E \left[(Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i))^2 \right] = C(0) - C(h) \quad (1.15)$$

Pertanto, sempre nel rispetto delle ipotesi di stazionarietà del secondo ordine, è indifferente utilizzare come strumento per descrivere la correlazione spaziale la covarianza o il variogramma.

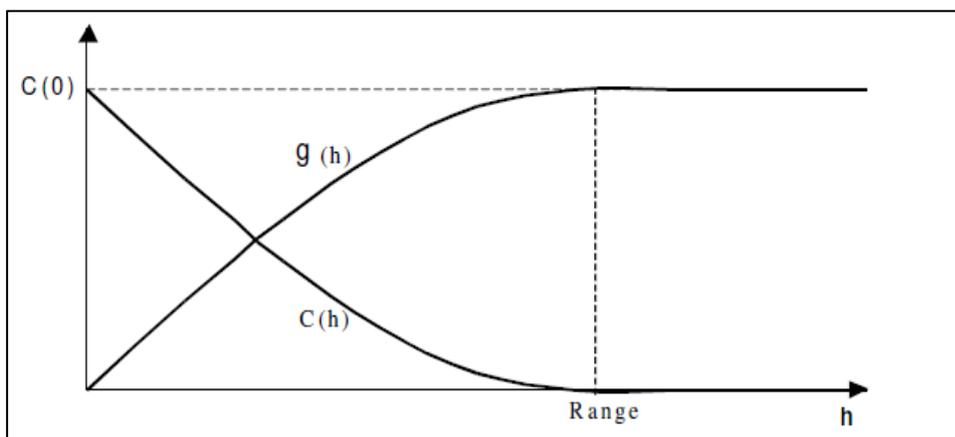


Figura 1.3 - Andamento della funzione covarianza e della funzione variogramma nel caso di stazionarietà del secondo ordine

La distanza alla quale due variabili aleatorie, appartenenti al campo, diventano indipendenti è detta range. A tale distanza infatti la funzione covarianza si annulla e il variogramma si attesta sulla varianza della variabile.

1.3 Modelli non Stazionari

Non sempre l'ipotesi di stazionarietà del secondo ordine è soddisfatta dalla variabile considerata. In questo caso la funzione aleatoria non rispetta più le condizioni (1.6) e (1.7) ed è quindi non stazionaria.

Tuttavia all'interno dei modelli non stazionari, ve ne sono due tipi che sotto ipotesi meno restrittive si possono considerare stazionari: modelli quasi stazionari e intrinseci.

Una F.A. è considerata quasi stazionaria quando la sua media pur non essendo costante lo è all'interno di sottodomini del campo, nei quali è possibile condurre la medesima trattazione vista per i modelli stazionari di ordine 2.

Si consideri l'espressione generale del variogramma:

$$\gamma(\vec{h}) = \frac{1}{2} \cdot E \left[(Z(x_{i+h}) - Z(x_i))^2 \right] - \frac{1}{2} \cdot \{E[Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i)]\}^2 \quad (1.16)$$

Se la media della F.A. non risulta costante il secondo termine a secondo membro non è nullo. La media potrebbe ad esempio variare all'interno del campo in maniera lineare secondo la seguente equazione:

$$m(x) = a_0 + a_1 x \quad (1.17)$$

In questo caso l'incremento medio tra due punti distanti h è pari a $a_1 h$ e il variogramma sperimentale, definito dal primo termine della (1.16), risulta superiore a quello teorico ($\gamma(h)$) e non limitato:

$$\frac{1}{2} \cdot \left\{ E \left[(Z(x_{i+h}) - Z(x_i))^2 \right] \right\} = \gamma(h) + \frac{1}{2} \cdot a_1^2 h^2 \quad (1.18)$$

Supponendo che il termine $a_1^2 h^2$ risulti trascurabile per una certa distanza ($h = d$), quest'ultima rappresenterebbe il limite del dominio di stazionarietà della funzione aleatoria e al suo interno diverrebbe nuovamente possibile condurre l'analisi sotto le ipotesi stazionarie di ordine 2, se la varianza esiste finita.

Nel caso in cui la varianza della variabile non esista finita, l'analisi statistica deve essere condotta sotto altre ipotesi meno restrittive sulla stazionarietà ovvero attraverso le ipotesi intrinseche, rispettate quando:

1. L'incremento medio della variabile è di media nulla, seppur la media non ha un andamento costante all'interno del campo.
2. La semi-varianza dell'incremento o variogramma risulta stazionaria, ovvero dipendente solo dal vettore \vec{h} :

$$1/2 \cdot Var(Z(\vec{x}_{i+h}) - Z(\vec{x}_i)) = \gamma(\vec{h}) \quad (1.19)$$

Il variogramma, già introdotto nel paragrafo precedente, risulta fondamentale nella trattazione geostatistica dei fenomeni inquadrabili con una variabile intrinseca. Per essi infatti non è più verificata l'uguaglianza (1.15), in quanto la loro varianza non esiste finita. Dunque, i fenomeni intrinseci non possono essere trattati mediante la funzione covarianza ma solamente attraverso il variogramma, che in questo caso non raggiunge un valore soglia.

Si osserva inoltre che un fenomeno stazionario di ordine 2 è necessariamente intrinseco mentre non vale il contrario.

Le ipotesi intrinseche potrebbero non essere soddisfatte per un fenomeno caratterizzato da un incremento sistematico della media all'interno del dominio di considerato. In tal caso si deve necessariamente tener conto della deriva presente e dunque scegliere un modello di FA con media variabile:

$$E[Z(x)] = m(x) \quad (1.20)$$

con $Z(x) = m(x) + Y(x)$, dove:

- $m(x)$ costituisce la componente deterministica. Nel caso di un fenomeno bidimensionale, essa viene modellizzata generalmente con una funzione polinomiale di primo (1.21) o secondo grado (1.22)

$$m(x, y) = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 y \quad (1.21)$$

$$m(x, y) = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 y + \beta_3 x^2 + \beta_4 y^2 + \beta_5 xy \quad (1.22)$$

- $Y(x)$ detto residuo, costituisce la componente aleatoria ed è caratterizzato dall'aver media nulla. Esso può ammettere covarianza o solo variogramma; nel primo caso si ha

un modello con deriva e residuo stazionario, nel secondo si ha invece un modello con deriva e residuo descrivibile attraverso una variabile intrinseca. Infatti, per la variabile aleatoria $Y(x)$ potrebbe non valere l'uguaglianza (1.14).

Il variogramma del residuo è definito variogramma sottogiacente perché inferiore al variogramma sperimentale relativo alla variabile $Z(x)$.

Ciascuno dei tre modelli non stazionari descritti è stato ricondotto a una situazione di stazionarietà, al fine di rendere possibile la trattazione geostatistica, mediante assunzioni differenti. Il modello quasi-stazionario si avvale dell'ipotesi di stazionarietà del secondo ordine su domini ristretti, quello intrinseco sull'ipotesi di stazionarietà dell'incremento e quello non stazionario puro considera la stazionarietà del residuo.

Nella pratica geostatistica, la scelta di un modello di funzione aleatoria non è univoca, in quanto, a seconda del sottodominio o vicinaggio mobile considerato, possono valere le ipotesi di stazionarietà o le ipotesi di non stazionarietà.

Quando le proprietà di un fenomeno non sono distinguibili chiaramente, definire il modello di FA più adatto può risultare un'operazione difficile. Tuttavia, dal punto di vista pratico è possibile superare tale problematica attraverso l'analisi dei risultati ottenuti dalla cross-validazione del modello di interpolazione spaziale. Questa tecnica verrà descritta nel paragrafo 3.4.

2. Variogramma

L'analisi dei modelli di FA svolta nei precedenti paragrafi ha evidenziato come la funzione variogramma risulti fondamentale, data la sua capacità di descrivere la variabilità spaziale di fenomeni statisticamente differenti. Senza illustrare nel dettaglio la procedura applicata per il calcolo del variogramma empirico, descritta nel paragrafo 2.4, in tutti i modelli di funzione aleatoria il suddetto ha la medesima formula generale:

$$\gamma(h)_{sperimentale} = \frac{1}{2N(\vec{h})} \sum_{i=1}^N \left(z(\vec{x}_i + \vec{h}) - z(\vec{x}_i) \right)^2 \quad (2.1)$$

dove $z(\vec{x}_i)$ rappresenta una realizzazione della variabile aleatoria $Z(\vec{x}_i)$ e $N(h)$ rappresenta il numero di coppie di punti distanti \vec{h} .

Dall'andamento del variogramma (sperimentale) è possibile individuare alcune caratteristiche della variabile in esame. Al riguardo riveste di grande interesse l'analisi del variogramma nell'intorno dell'origine e all'infinito.

Per sua definizione il variogramma è nullo nell'origine ($\gamma(0) = 0$), tuttavia sovente esso non tende a zero per $h \rightarrow 0$, ma verso una costante positiva. Solo apparentemente il variogramma ha valore non nullo nell'origine: in realtà esso appena si discosta dall'origine impenna improvvisamente. Questa discontinuità può essere dovuta sia ad una rete di rilevamento troppo rada, non in grado di evidenziare la micro-variabilità del fenomeno naturale, sia a errori di misura e viene definita effetto pepita o nugget in inglese.

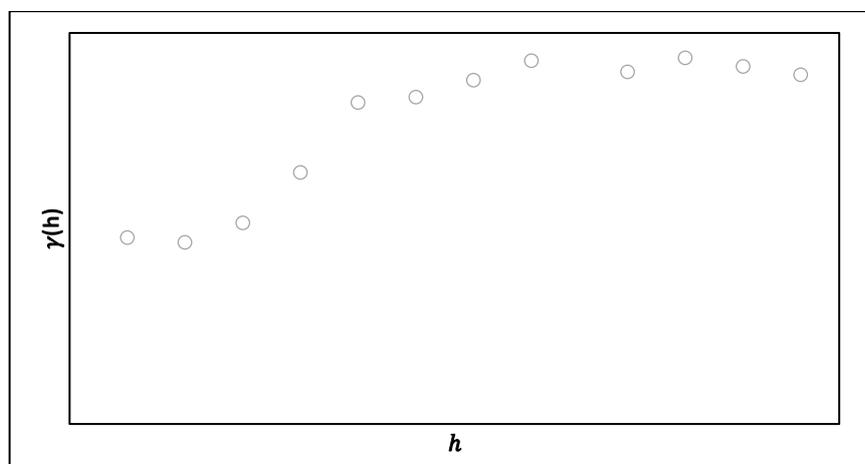


Figura 2.1 - Andamento del variogramma sperimentale in presenza dell'effetto nugget

Tale comportamento può verificarsi indipendentemente dalla tipologia di FA analizzata.

Altra caratteristica importante del variogramma è il suo andamento all'infinito. A questo riguardo esso può risultare limitato o non limitato. Come già detto nel paragrafo precedente, nel caso di stazionarietà del secondo ordine il variogramma presenta un valore limite (sill) ad una certa distanza (range) dall'origine, alla quale le variabili aleatorie risultano non correlate. Il valore del sill coincide con la varianza delle misure sperimentali mentre il range indica la dimensione della zona di influenza del fenomeno.

Se invece per $h \rightarrow \infty$ il variogramma non ha un asintoto orizzontale ma aumenta indefinitamente, la FA rappresentata risulta non stazionaria. Questo andamento si verifica sia se la varianza della variabile non esiste finita, sia quando la media della variabile possiede un trend.

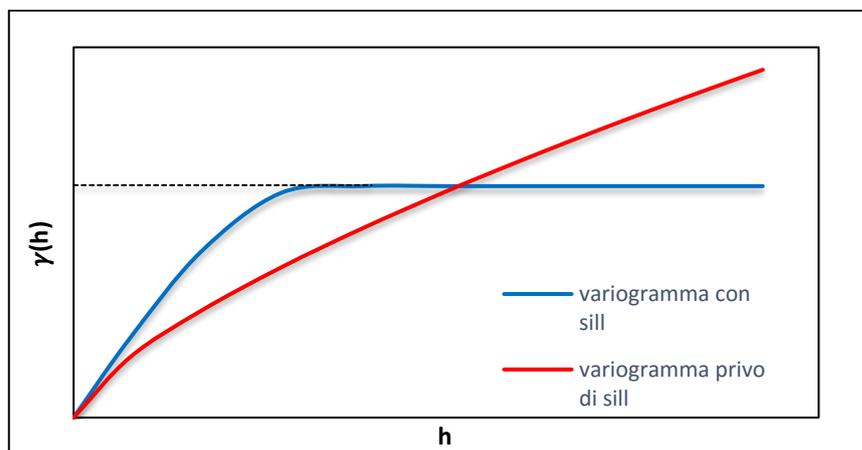


Figura 2. 2 - Diverso comportamento del variogramma a seconda della FA descritta

2.1 Proprietà del Variogramma

I variogrammi empirici non sono applicabili direttamente nelle tecniche di interpolazione spaziale. A tal fine vengono utilizzati dei variogrammi modello, ovvero funzioni matematiche che, adattate al variogramma empirico, permettono di descrivere il legame spaziale di una variabile regionale.

I variogrammi modello devono rispettare alcune proprietà matematiche della funzione variogramma di seguito riportate:

1. È una funzione che assume sempre valori positivi

$$\gamma(h) \geq 0 \quad (2.2)$$

2. È sempre nulla nell'origine anche se si verifica l'effetto nugget

$$\gamma(0) = 0 \quad (2.3)$$

3. È una funzione pari

$$\gamma(h) = \gamma(-h) \quad (2.4)$$

4. Cresce meno rapidamente di $|h|^2$ per $|h| \rightarrow \infty$

$$\lim_{|h| \rightarrow \infty} \gamma(h)/|h|^2 = 0 \quad (2.5)$$

Tale proprietà è dimostrabile assumendo che valga il contrario ovvero

$$\lim_{|h| \rightarrow \infty} \gamma(h)/|h|^2 \neq 0 ,$$

da qui segue

$$\lim_{|h| \rightarrow \infty} \frac{1}{2} E \left[\left(\frac{z(x+h) - z(x)}{|h|} \right)^2 \right] > 0$$

Considerando la seguente proprietà dell'operatore media $E[X^2] \geq (E[X])^2$, è possibile scrivere:

$$\lim_{|h| \rightarrow \infty} \frac{1}{2} \left(E \left[\frac{z(x+h) - z(x)}{|h|} \right] \right)^2 > 0$$

Ma ciò implica allora che

$$\lim_{|h| \rightarrow \infty} m(h) = \lim_{|h| \rightarrow \infty} E [Z(x+h) - Z(x)] \neq 0$$

Come già visto, se la deriva non è nulla il variogramma empirico risulta superiore al variogramma teorico che per tale motivo è detto sottogiacente.

5. Deve dar luogo a combinazioni lineari autorizzate. Si consideri la combinazione lineare:

$$W = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \tag{2.6}$$

La sua varianza è data da:

$$Var(W) = \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j C(x_i - x_j) \geq 0 \tag{2.7}$$

Nel caso di un processo stazionario del secondo ordine vale la relazione (1.15), per cui la precedente può scriversi in funzione del variogramma:

$$Var(W) = C(0) \sum_i \lambda_i \sum_j \lambda_j - \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j \gamma(x_i - x_j) \geq 0 \tag{2.8}$$

Se la FA è intrinseca, la varianza di W esiste solo se

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 0 \tag{2.9}$$

dato che Z(x) non ammette covarianza ma solo variogramma e la (2.8) diventa:

$$Var(W) = - \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j \gamma(x_i - x_j) \geq 0 \tag{2.10}$$

Quest'ultima disuguaglianza è soddisfatta solo se la funzione $\gamma(h)$ è una funzione semidefinita negativa condizionale (con la condizione (2.9))

2.2 Modelli di Variogramma

I modelli di variogramma che rispettano le condizioni esposte nel paragrafo precedente possono essere classificati in due categorie a seconda che sia verificata (modelli con sill) o meno (modelli senza sill) la stazionarietà del secondo ordine.

I modelli con sill più comunemente utilizzati sono i seguenti:

1. Modello nugget puro

$$\gamma_n(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ C_0, & h > 0 \end{cases} \quad (2.11)$$

Questo modello esprime una discontinuità nell'origine detta nugget. C_0 rappresenta il sill del variogramma, che è caratterizzato dall'aver un range nullo.

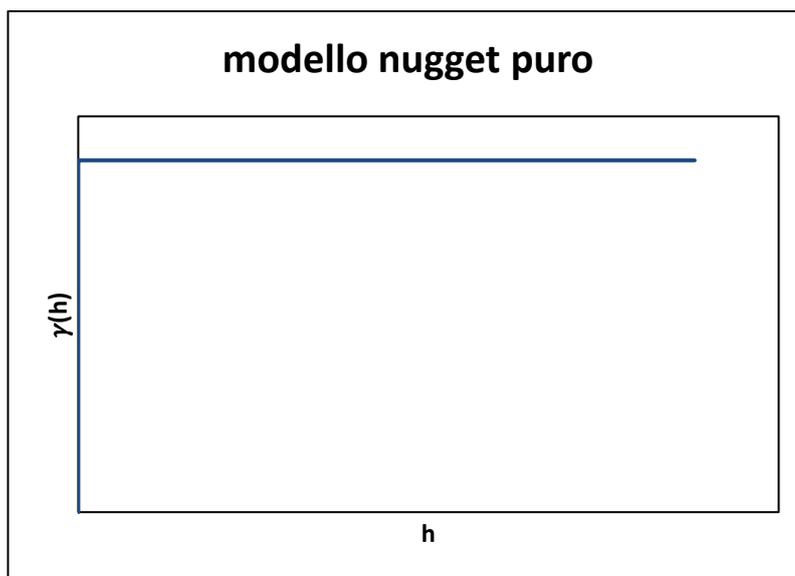


Figura 2.3 - Modello nugget puro

2. Modello sferico

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ C_1 \left[\frac{3h}{2r} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{r} \right)^3 \right], & 0 < h < r \\ C_1, & h \geq r \end{cases} \quad (2.12)$$

I parametri di questo modello sono il sill (C_1) ed il range (r). Il comportamento nell'origine è lineare con pendenza pari a $3C_1/2r$.

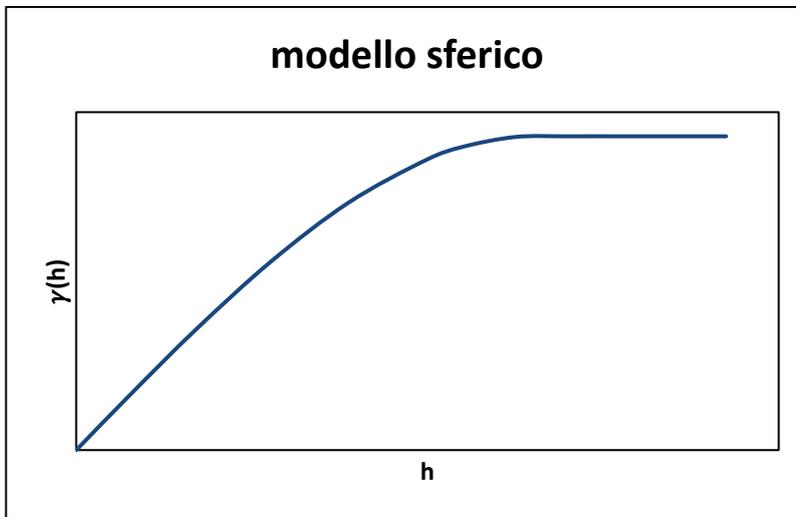


Figura 2. 4 - modello sferico

3. Modello esponenziale

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & , h = 0 \\ C_1 \left[1 - \exp\left(\frac{-3h}{r}\right) \right] & , h > 0 \end{cases} \quad (2.13)$$

Nella sua formula classica questo modello non presenta la costante 3. Tale coefficiente è stato aggiunto in quanto per il modello classico il sill è raggiunto asintoticamente ed il range teorico è infinito, ma per avere una misura della distanza entro cui si manifesta la correlazione è stato definito un range pratico entro cui viene raggiunto il 95% del sill. Infatti, per $h = r$ si ha $\gamma(h) = C_1[1 - \exp(-3)] = 0,95C_1$. Il comportamento nell'origine è lineare con pendenza pari a $3C_1/r$.

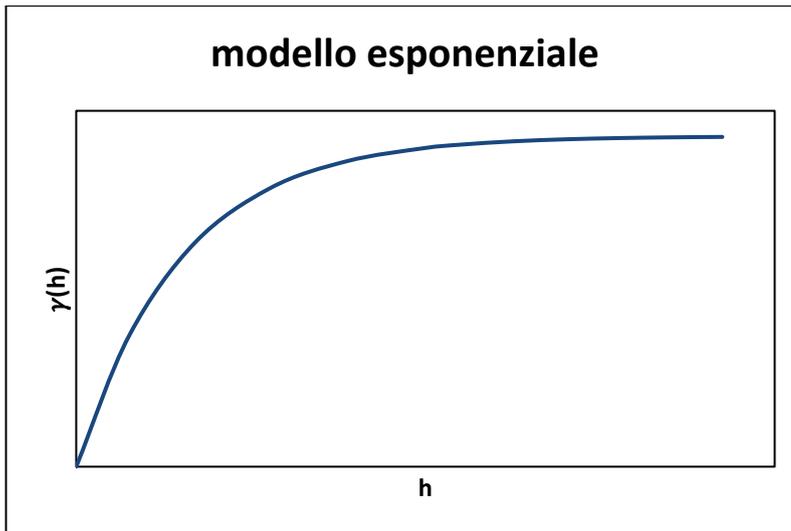


Figura 2. 5 - Modello esponenziale

4. Modello gaussiano

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & , h = 0 \\ C_1 \left[1 - \exp\left(-3\left(\frac{h}{r}\right)^2\right) \right] & , h > 0 \end{cases} \quad (2. 14)$$

Anche in questo caso il modello classico non presenta un range finito e il sill è raggiunto solo asintoticamente perciò valgono le stesse considerazioni fatte per il modello esponenziale. Il comportamento nell'origine è parabolico, quindi con tangente orizzontale.

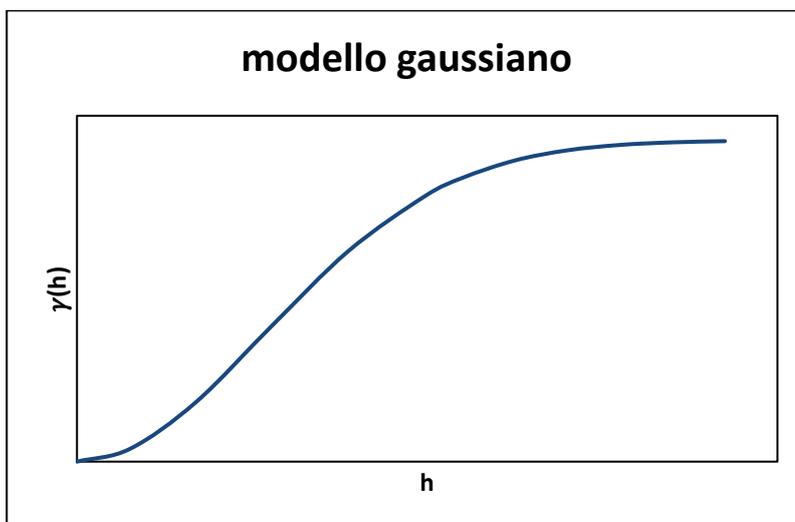


Figura 2. 6 - Modello Gaussiano

5. Modello potenza

Nel caso di FA intrinseca si considera il seguente modello

$$\gamma(h) = bh^\eta \quad \text{con il vincolo } 0 < \eta < 2 \quad (2.15)$$

Come si evince dalla formula il modello non presenta sill e range.

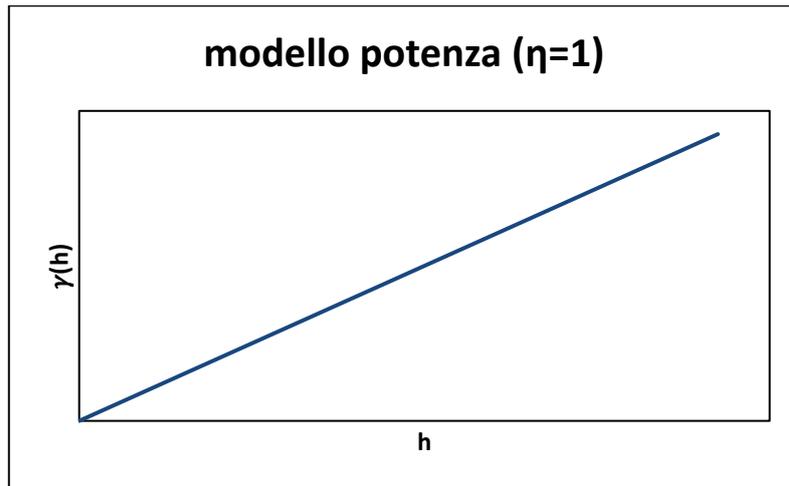


Figura 2. 7 - Modello potenza lineare

Le funzioni analitiche appena descritte possono essere usate singolarmente oppure è possibile creare dei variogrammi modello annidati attraverso una loro combinazione lineare. Un esempio semplice è la combinazione lineare tra il modello nugget puro e un altro tra quelli esposti (necessaria nel caso si manifesti l'effetto nugget), che può essere espressa dalla seguente formula generica:

$$\gamma'(h) = \gamma_n(h) + \gamma(h) \quad (2.16)$$

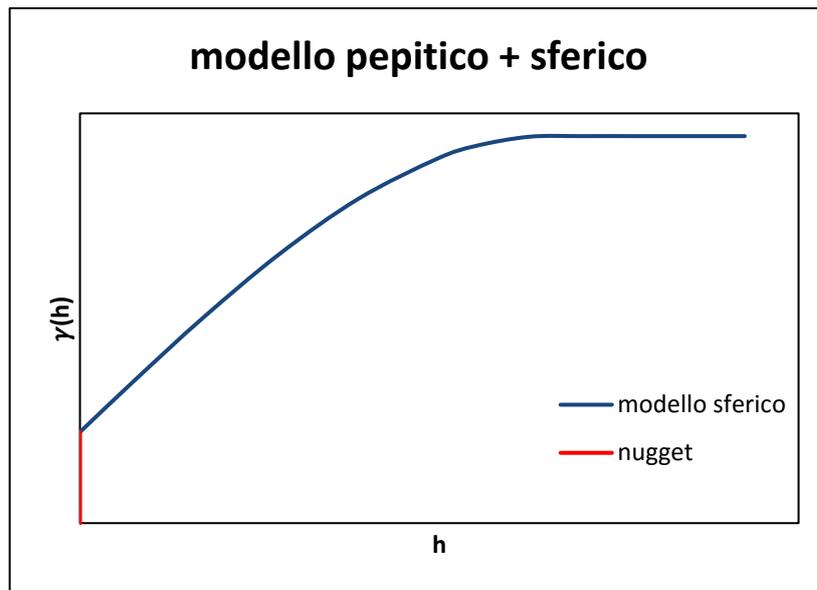


Figura 2. 8 - Modello sferico con effetto nugget

2.3 Anisotropie nei Variogrammi

Se la FA in oggetto risulta isotropa, il variogramma che ne descrive la struttura dipende solo dal modulo del vettore \vec{h} . In caso contrario l'andamento del variogramma non dipende solo dalla distanza relativa tra i punti ma anche dalla direzione individuata dal vettore che li unisce e si è in condizioni di anisotropia.

L'anisotropia può essere di due tipi: geometrica o zonale. Tali condizioni vengono presentate nel seguito facendo riferimento all'andamento della funzione intrinseca in direzioni distinte.

1. Anisotropia geometrica

Tale anisotropia è presente quando i variogrammi direzionali sono caratterizzati da un valore massimo (sill) costante mentre la distanza a cui lo raggiungono (range) dipende dalla direzione considerata.

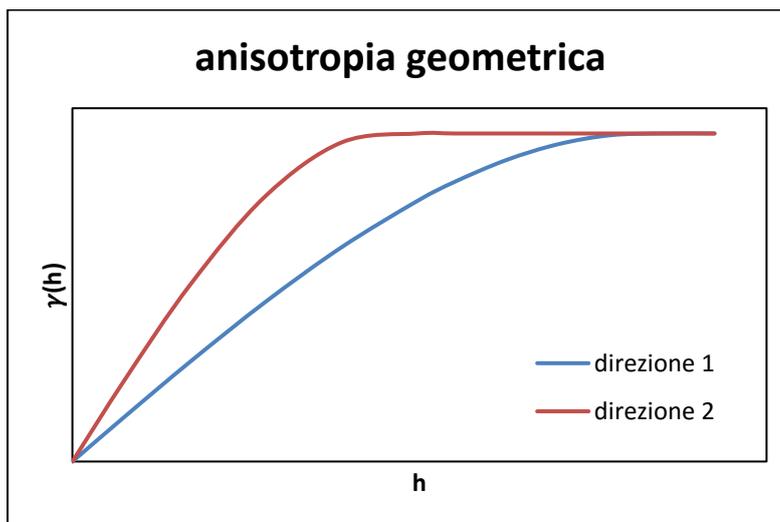


Figura 2. 9 - Variogrammi in due direzioni manifestanti una anisotropia geometrica

Tipicamente si possono riconoscere due direzioni ortogonali tra di loro che presentano rispettivamente il range massimo e il range minimo. È possibile allora riconoscere una ellisse di anisotropia, il cui raggio vettore varia in funzione della direzione e coincide con il range del variogramma.

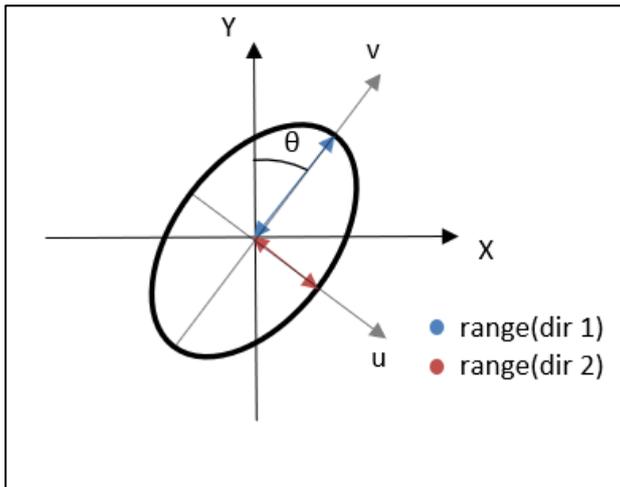


Figura 2. 10 - Ellisse di anisotropia geometrica

I parametri caratteristici dell'anisotropia geometrica sono:

- il rapporto tra il range maggiore (semiasse maggiore dell'ellisse) e il range minore (semiasse minore dell'ellisse) detto fattore di anisotropia λ .
- L'angolo θ compreso tra il semiasse maggiore e l'asse Y di riferimento.

Al fine di facilitare la trattazione è necessario ricondursi a una situazione di isotropia attraverso i seguenti passaggi:

- Rotazione degli assi di riferimento iniziali UTM fino a far coincidere l'asse Y con l'asse maggiore dell'ellisse v

$$\begin{bmatrix} v \\ u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} Y \\ X \end{bmatrix}$$

- Trasformazione dell'ellisse in un cerchio avente raggio equivalente all'asse maggiore dell'ellisse

$$\begin{bmatrix} v' \\ u' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \lambda \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v \\ u \end{bmatrix}$$

- Rotazione, opposta alla precedente, degli assi coordinati per riportarli alla posizione originaria

$$\begin{bmatrix} v'' \\ u'' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v' \\ u' \end{bmatrix}$$

- La trasformazione complessiva sarà:

$$\begin{bmatrix} v'' \\ u'' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & c \\ c & b \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} Y \\ X \end{bmatrix}$$

Con

$$a = \cos^2(\theta) + \lambda \sin^2(\theta)$$

$$b = \sin^2(\theta) + \lambda \cos^2(\theta)$$

$$c = (1 - \lambda) \sin(\theta) \cos(\theta)$$

- Il valore del variogramma (anisotropo nel sistema UTM) si calcola dunque utilizzando un variogramma isotropo, con range pari a quello massimo, nel sistema di riferimento trasformato

$$\gamma(X, Y) = \gamma(\sqrt{u''^2 + v''^2}) \quad (2.16)$$

2. Anisotropia zonale

Questa anisotropia è presente quando il sill raggiunto dal variogramma varia in funzione della direzione considerata.

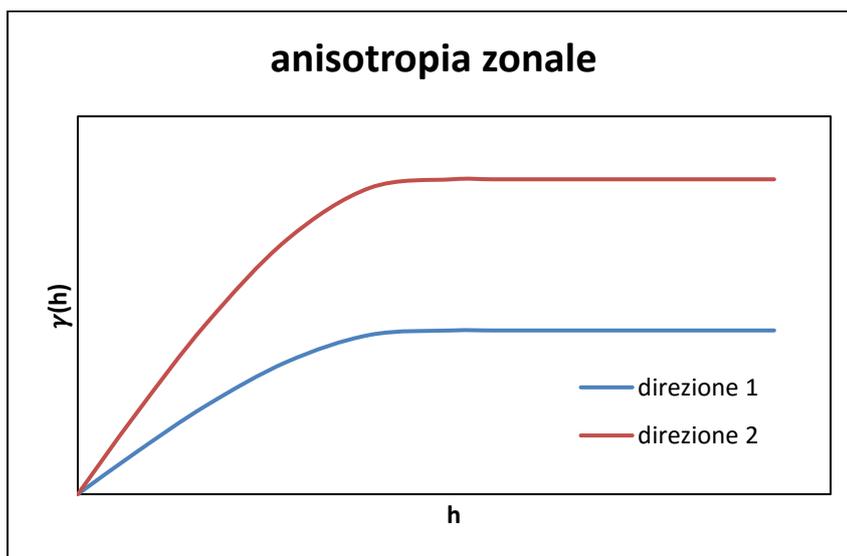


Figura 2. 11 - Variogrammi in due direzioni manifestanti una anisotropia zonale

È possibile modellare tale anisotropia adattando un variogramma teorico annidato. Si riporta un esempio (figura 2.12), in cui la variabilità del fenomeno è molto maggiore in una direzione rispetto all'altra.

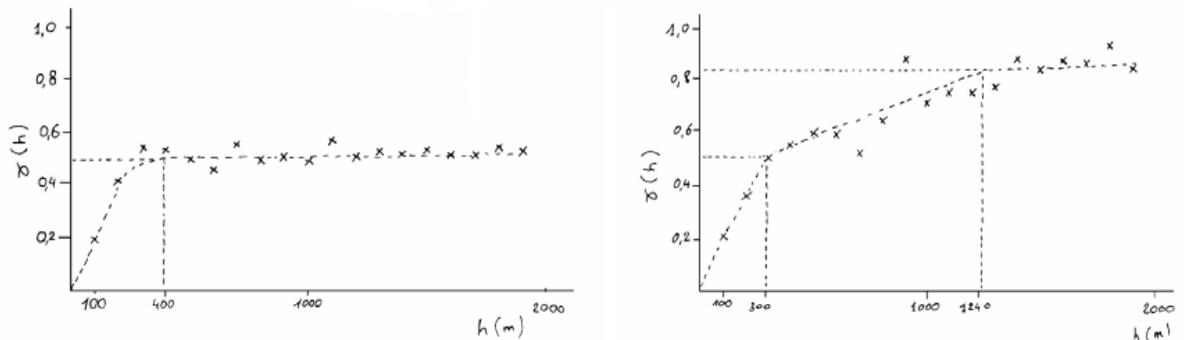


Figura 2. 12 - Esempio di andamento del variogramma che identifica una condizione di anisotropia zonale (da "Dispense di geostatistica applicata" G.Raspa)

Il variogramma di sinistra è caratterizzato da un range di 400 m e da un sill pari a 0,5 mentre il variogramma di destra presenta un sill pari a 0,85 raggiunto ad una distanza di 1240 m. Inoltre si nota che quest'ultimo assume un valore di 0,5 ad una distanza di 400 m.

Sulla base di questa osservazione diventa possibile aggiustare un modello composto da una struttura isotropa di range 400 e sill 0,5 comune ad entrambe le direzioni e una struttura ad essa annidata di range 840 m e sill 0,35 nella direzione di zonalità.

2.4 Variogramma Empirico

La stima del variogramma empirico avviene sulla base dei dati provenienti dal campionamento della variabile che caratterizza il fenomeno oggetto di studio. Si riporta la formula, già introdotta nel paragrafo 1 del presente capitolo, per la sua stima:

$$\gamma(h)_{sperimentale} = \frac{1}{2N(\vec{h})} \sum_{i=1}^N \left(z(\vec{x}_i + \vec{h}) - z(\vec{x}_i) \right)^2 \quad (2.6)$$

Nell'ipotesi di isotropia del mezzo, essa diventa

$$\gamma(h)_{sperimentale} = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^N \left(z(x_i + h) - z(x_i) \right)^2 \quad (2.7)$$

Sotto tale ipotesi infatti la funzione variogramma non dipende dalla particolare direzione individuata dal vettore che unisce le coppie di punti ma solamente dalla loro distanza relativa, che in genere risulta diversa per ciascuna di esse.

Dato un insieme di N punti noti è possibile computare una matrice triangolare superiore D in cui il singolo elemento identifica la distanza tra la coppia di punti considerata:

$$D = \begin{bmatrix} d_{i,j} & \dots & \dots & d_{i,N} \\ & d_{i+1,j+1} & \dots & d_{i+1,N} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & d_{N,N} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Con :

- $i=1,\dots,N$
- $j=1,\dots,N$
- $d_{i,j} = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2}$
- X_i e Y_i coordinate nel sistema di riferimento UTM del generico punto noto i

Per ogni distanza è possibile calcolare il corrispondente valore del variogramma empirico, ottenendo la matrice seguente:

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \gamma_{i,j} & \dots & \dots & \gamma_{i,N} \\ & \gamma_{i+1,j+1} & \dots & \gamma_{i+1,N} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \gamma_{N,N} \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Con:

- $\gamma_{i,j} = \frac{1}{2}(z_i - z_j)^2$
- z_i valore della variabile nel generico punto noto i

Dalle matrici ottenute è possibile definire la nuvola dei valori del variogramma empirico, generalmente rappresentato mediante uno scatter plot.

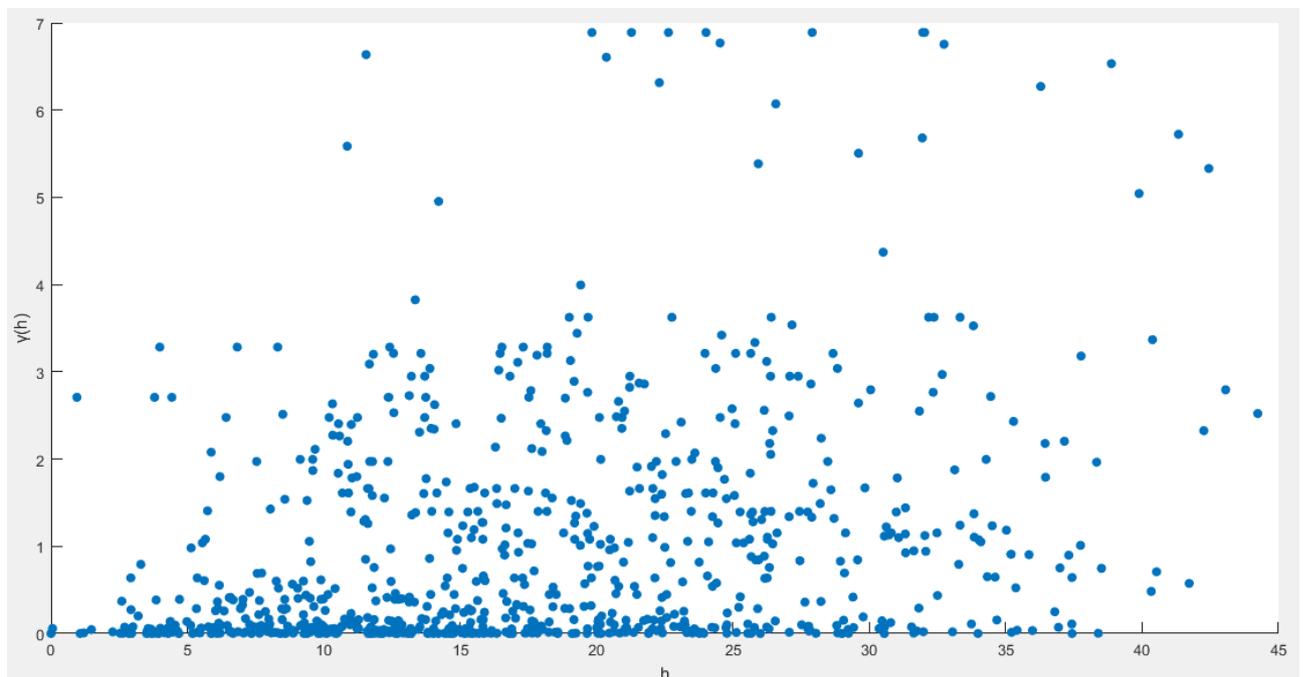


Figura 2. 13 - Nuvola del variogramma empirico

Il variogramma empirico deve essere interpolato mediante un apposito modello, scelto tra quelli riportati nel capitolo 2; a questo fine è utile suddividere la nuvola dei valori in NC classi con ampiezza costante (detta lag) e assegnare a ciascuna di esse il relativo valor medio, così da identificare più propriamente l'andamento del variogramma in funzione della distanza.

Il valore rappresentativo della k-esima classe, posizionato al centro di essa, è ottenuto con la seguente equazione:

$$\bar{\gamma}(k) = \frac{1}{N_k} \sum_{ij} \gamma_{i,j} \quad (2.10)$$

Con:

- $(k - 1) \cdot lag < d_{i,j} < k \cdot lag$
- $k=1, \dots, NC$

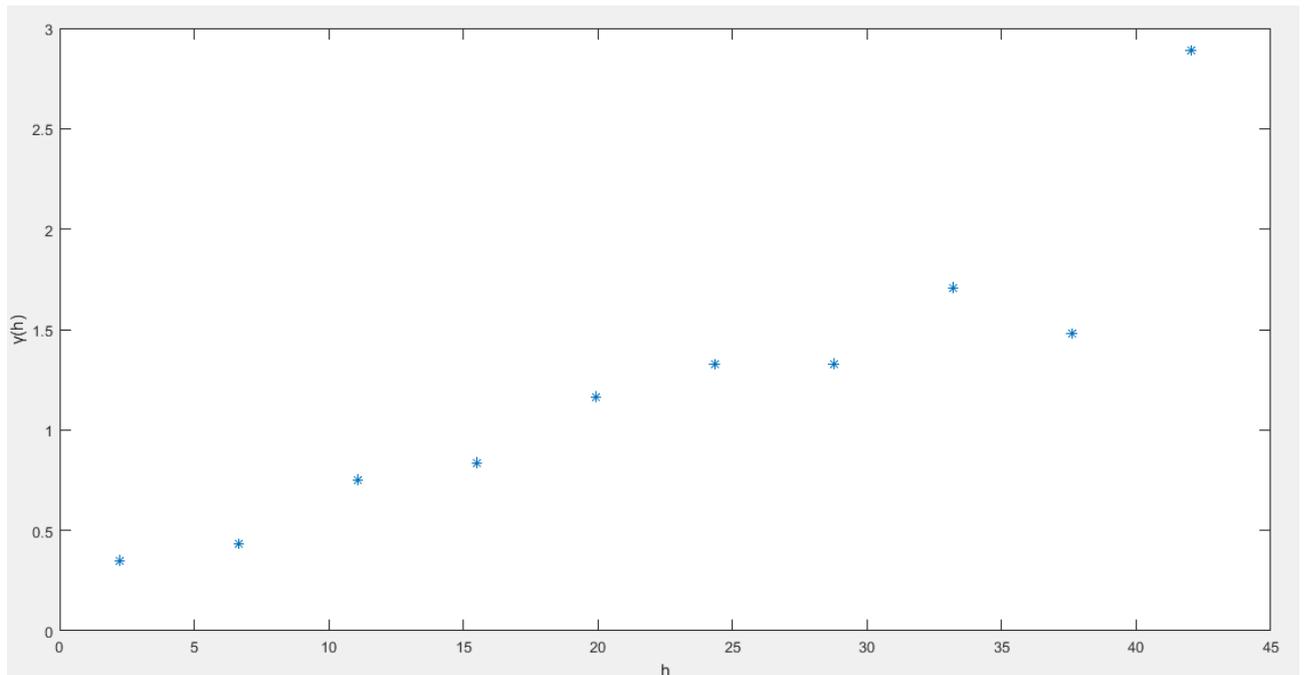


Figura 2.14 - Variogramma empirico mediato per classe

Ottenuto il variogramma mediato è ora possibile adattare a questo un variogramma modello.

L'adattamento può avvenire con diverse metodologie:

- Fitting visivo
- Minimi quadrati
- Minimi quadrati pesati
- Minimi quadrati generalizzati

Cressie (1985) sottolinea come il metodo dei minimi quadrati pesati rappresenti un compromesso tra semplicità di implementazione e efficienza statistica. Esso infatti ha una caratteristica molto desiderabile per l'adattamento di un modello in quanto consente di dare maggior peso alle classi più numerose.

La stima dei parametri Θ del variogramma modello è ottenuta minimizzando la seguente:

$$\sum_{k=1}^{NC} N_k \left\{ \frac{\bar{\gamma}(k)}{\gamma(k;\Theta)} - 1 \right\}^2 \quad (2.11)$$

Una importante considerazione pratica riguarda la scelta del numero di classi NC. Infatti le classi ad elevata distanza possono avere una influenza eccessiva sull'adattamento dei variogrammi modello. Contestualmente, Journel e Huijbregts(1978) propongono la seguente regola empirica:

- Considerare la metà della distanza massima tra le coppie di punti
- Effettuare il fitting solo fino a tale distanza, considerando un numero di classi tale per cui in ciascuna di esse vi ricadano almeno 30 valori.

Nell'ipotesi di anisotropia del mezzo vale invece l'equazione generale del variogramma risulta dipendente anche dalla direzione considerata.

Si consideri la coppia di campioni di coordinate rispettivamente (X_1, Y_1) e (X_2, Y_2) posti a distanza $d_{1,2}$ e si indichi con:

- $C_1 = (X_2 - X_1)/d_{1,2}$ e $C_2 = (Y_2 - Y_1)/d_{1,2}$ i coseni direttori della direzione 1-2
- $D_1 = \cos(\phi)$ e $D_2 = \sin(\phi)$ i coseni direttori della direzione ϕ
- α l'angolo formato dalla direzione 1-2 e dalla direzione ϕ il cui coseno è:

$$\cos(\alpha) = C_1 D_1 + C_2 D_2$$

La coppia contribuirà al calcolo del variogramma in direzione ϕ se $\cos(\alpha) \geq \cos(\Delta\phi)$ dove $\Delta\phi$ è la tolleranza angolare. Quest'ultima dipende dalla quantità di campioni di cui si dispone in quanto se troppo ridotta porta alla stima di un variogramma poco rappresentativo.

Solitamente si considerano 4 direzioni individuate dagli angoli 0,45,90 e 135 gradi, per cui è necessario verificare che

$$\cos(\alpha_1) \geq \cos(\Delta\phi) \text{ e } \cos(\alpha_2) \geq \cos(\Delta\phi) \quad (2.12)$$

Con:

- $\cos(\alpha_1) = C_1 D_1 + C_2 D_2$ e $\cos(\alpha_2) = C_1 D_3 + C_2 D_4$
- $D_3 = \cos(\phi + 180^\circ)$ e $D_4 = \sin(\phi + 180^\circ)$

3. Kriging

In generale l'individuazione della struttura di un fenomeno regionale rende possibile la costruzione di un estimatore dei valori incogniti della grandezza che caratterizza il fenomeno. La metodologia con cui tali valori vengono calcolati classifica il tipo di estimatore.

Il kriging è un metodo di stima lineare, la cui implementazione richiede la conoscenza della funzione covarianza o del variogramma i quali definiscono la struttura della variabile in esame.

Considerando un punto (x_0) in cui il valore della variabile $z(x_0)$ è incognito, è possibile determinare la stima $z^*(x_0)$ mediante una combinazione lineare pesata di un set di N misure $z(x_i)$ appartenenti allo stesso dominio (es uno stesso acquifero):

$$z^*(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_0^i z(x_i) \quad (3.1)$$

Tale operazione può essere eseguita per tutti i punti in cui il valore della variabile è incognito all'interno del campo e consente di generare delle mappe di predizione.

Tornando all'interpretazione probabilistica del fenomeno, $z(x_i)$ e $z(x_0)$ sono una realizzazione rispettivamente delle VA $Z(x_i)$ e $Z(x_0)$ e si ha per lo stimatore lineare:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_0^i Z(x_i) \quad (3.2)$$

A questa stima è associato il relativo errore, definito come

$$Z^*(x_0) - \sum_{i=1}^N \lambda_0^i Z(x_i) \quad (3.3)$$

L'estimatore deve risultare non distorto, ovvero l'errore associato ad esso deve avere media nulla:

$$E[Z^*(x_0) - \sum_{i=1}^N \lambda_0^i Z(x_i)] = 0 \quad (3.4)$$

3.1 Kriging Ordinario

Nel caso di stazionarietà della media all'interno del campo ($E[Z(x)] = m$) si parla di Kriging ordinario, per cui la condizione precedente diventa:

$$m[1 - \sum_{i=1}^N \lambda_0^i] = 0 \quad (3.5)$$

e corrisponde ad imporre la seguente condizione sui pesi:

$$\sum_{i=1}^N \lambda_0^i = 1 \quad (3.6)$$

L'errore di stima è anch'esso una VA caratterizzata da una pdf con media nulla (se vale la (3.4)) e una dispersione che condiziona l'accuratezza della stima. Più la funzione di densità è dispersa e più frequenti saranno gli errori elevati.

Come già detto nel capitolo 1, non si dispone di infinite realizzazioni del dominio in esame e dunque non è possibile ricostruire tale pdf.

Tuttavia, se la distribuzione degli errori di stima corrisponde ad una distribuzione normale, definita univocamente da media e varianza, l'accuratezza della previsione può essere quantificata dalla varianza dell'errore di stima. Quest'ultima, detta anche varianza di stima del kriging σ_k^2 , sarà:

$$\begin{aligned} \sigma_k^2 &= E \left\{ \left[Z(x_0) - \sum_i \lambda_0^i Z(x_i) \right]^2 \right\} = \\ &= E \left[Z^2(x_0) - \sum_i \sum_j \lambda_0^i \lambda_0^j Z(x_i) Z(x_j) - 2 \sum_i \lambda_0^i Z(x_i) Z(x_0) \right] = \\ &= C(0) + \sum_i \sum_j \lambda_0^i \lambda_0^j C(x_i - x_j) - 2 \sum_i \lambda_0^i C(x_i - x_0) \end{aligned} \quad (3.7)$$

Riscrivendo l'uguaglianza (1.15) come $C(h) = C(0) - \gamma(h)$ e tenendo conto della (3.6) si ottiene:

$$\sigma_k^2 = 2 \sum_i \lambda_0^i \gamma(x_i - x_0) - \sum_i \sum_j \lambda_0^i \lambda_0^j \gamma(x_i - x_j) \quad (3.8)$$

Dalla (3.8) si evince che il calcolo della varianza di stima non necessita dell'esistenza della funzione covarianza, poiché essa può essere calcolata anche solo attraverso la funzione variogramma.

Dato che quest'ultima viene determinata direttamente dalle osservazioni, per ottenere la maggior precisione possibile si procede con il metodo di ottimizzazione di Lagrange che prevede di trovare il minimo della varianza di kriging eguagliando a zero le N derivate parziali rispetto ai pesi λ_0^i .

$$\frac{\partial \sigma_k^2}{\partial \lambda_0^i} = \frac{\partial}{\partial \lambda_0^i} [2 \sum_i \lambda_0^i \gamma(x_i - x_0) - \sum_i \sum_j \lambda_0^i \lambda_0^j \gamma(x_i - x_j) + 2\mu(1 - \sum_i \lambda_0^i)] = 0 \quad (3.9)$$

$$= 2\gamma(x_i - x_0) - 2 \sum_j \lambda_0^j \gamma(x_i - x_j) - 2\mu = 0 \quad (3.10)$$

Considerando anche la (3.6) si ottiene il seguente sistema:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^N \lambda_0^j \gamma(x_i - x_j) + \mu = \gamma(x_i - x_0) & i = 1, \dots, N \\ \sum_{i=1}^N \lambda_0^i = 1 \end{cases} \quad (3.11)$$

Che scritto in forma matriciale diventa:

$$\begin{bmatrix} \gamma(0) & \gamma(x_1 - x_2) & \dots & \gamma(x_1 - x_N) & 1 \\ \gamma(x_2 - x_1) & \gamma(0) & \dots & \gamma(x_2 - x_N) & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & 1 \\ \gamma(x_N - x_1) & \gamma(x_N - x_2) & \dots & \gamma(0) & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_0^1 \\ \lambda_0^2 \\ \dots \\ \lambda_0^N \\ \mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_0) \\ \gamma(x_2 - x_0) \\ \dots \\ \gamma(x_N - x_0) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

Il sistema rappresentato è un sistema lineare di $N + 1$ equazioni in $N + 1$ incognite (N pesi λ_0^j e il moltiplicatore di Lagrange μ). Poiché il variogramma è una funzione pari, la matrice dei coefficienti è simmetrica, definita positiva e pertanto sicuramente invertibile. Il calcolo dei

pesi avviene dunque invertendo tale matrice e moltiplicandola per il vettore dei termini noti.

Dato il sistema (3.11) la varianza di stima assume la seguente espressione:

$$\sigma_{k_0}^2 = \sum_{i=1}^N \lambda_0^i \gamma(x_i - x_0) + \mu \quad (3.13)$$

3.2 Indicator Kriging

Il sistema di equazioni (3.11) viene utilizzato anche da un altro metodo di stima che prende il nome di indicator kriging, il quale fa uso di un valore soglia per trasformare i dati originari in dati binari: valori minori della soglia assumono il valore zero mentre quelli maggiori assumono il valore 1. Ottenuta la trasformazione binaria dei dati si procede esattamente con le stesse modalità previste dal kriging ordinario, pertanto si determina preliminarmente il variogramma. La predizione effettuata mediante indicator kriging è interpretata come la probabilità di eccedere il valore soglia.

Entrambi i metodi visti presuppongono che il fenomeno analizzato sia espressione di una FA stazionaria del secondo ordine oppure intrinseca. Spesso però i fenomeni naturali sono espressione di una FA caratterizzata da una deriva sistematica all'interno dell'area indagata. In queste condizioni il kriging ordinario o l'indicator kriging non possono essere ritenuti idonei per effettuare la predizione spaziale. Matheron (1969) supera il problema di stima in presenza di un trend nel fenomeno introducendo il kriging universale.

3.3 Kriging Universale

Il kriging universale utilizza l'approccio già introdotto nel capitolo 1 per il quale se la FA risulta non stazionaria essa può essere definita come la somma di una componente deterministica $m(x)$ che rappresenta il trend e una componente aleatoria $Y(x)$ detta residuo di media nulla.

$$Z(x) = m(x) + Y(x) \quad (3.14)$$

Si assume che la funzione $m(x)$ possa essere espressa come una combinazione lineare del tipo

$$m(x) = \sum_{l=1}^k a_l f_l(x) \quad (3.15)$$

Dove:

- a_l : l -esimo coefficiente non noto da stimare dai dati
- f_l : l -esima funzione polinomiale delle coordinate spaziali che descrive la deriva
- k : numero di funzioni utilizzate nella modellazione della deriva

Per esempio nel caso di kriging universale che considera un trend lineare, il modello matematico a due variabili è:

$$Z(x) = \beta_0 + \beta_1 X(x) + \beta_2 Y(x) + Y(x) \quad (3.16)$$

Dove:

- $X(x)$: coordinata UTM-X nel punto x
- $Y(x)$: coordinata UTM-Y nel punto x
- $\beta_0, \beta_1, \beta_2$: coefficienti del trend lineare
- $Y(x)$: componente aleatoria di media nulla che rispetta le condizioni della stazionarietà intrinseca.

Come nel kriging ordinario, la scelta dei pesi λ_0^i dell'estimatore lineare deve rispettare la condizione di non distorsione espressa in questo caso dalla seguente:

$$E\left(\sum_{i=1}^N \lambda_0^i Z(x_i)\right) = \sum_{l=1}^k a_l f_l(x_0) \quad (3.17)$$

La quale è verificata quando:

$$\sum_{i=1}^N \lambda_0^i f_l(x_i) = f_l(x_0) \quad \text{Per } l = 1, \dots, k \quad (3.18)$$

Allo stesso modo del kriging ordinario, per ottenere le equazioni che governano il sistema del kriging universale si minimizza la varianza dell'errore di stima soggetta ai vincoli precedenti:

$$\sigma_k^2 = 2 \sum_i \lambda_0^i \gamma(x_i - x_0) - \sum_i \sum_j \lambda_0^i \lambda_0^j \gamma(x_i - x_j) \quad (3.19)$$

Per fare questo si applica il metodo di ottimizzazione di Lagrange, che conduce al seguente sistema:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^N \lambda_0^j \gamma(x_i - x_j) + \sum_{l=1}^k \mu_l f_l(x_i) + \mu_0 = \gamma(x_i - x_0) & i = 1, \dots, N \\ \sum_{i=1}^N \lambda_0^i f_l(x_i) = f_l(x_0) & l = 1, \dots, k \\ \sum_{i=1}^N \lambda_0^i = 1 \end{cases} \quad (3.20)$$

Dove μ_l rappresenta il l-esimo moltiplicatore di Lagrange.

Il sistema in forma matriciale è:

$$\begin{bmatrix} \gamma(0) & \dots & \gamma(x_1 - x_N) & 1 & \dots & f_k(x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & \\ \gamma(x_N - x_1) & \dots & \gamma(0) & 1 & \dots & f_k(x_N) \\ 1 & \dots & 1 & & & \\ \vdots & & \vdots & & 0 & \\ f_k(x_1) & \dots & f_k(x_N) & & & \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \lambda_0^1 \\ \vdots \\ \lambda_0^N \\ \mu_0 \\ \vdots \\ \mu_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma(x_1 - x_0) \\ \vdots \\ \gamma(x_N - x_0) \\ 1 \\ \vdots \\ f_k(x_0) \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Il calcolo dei pesi avviene invertendo la matrice dei coefficienti e moltiplicandola per il vettore dei termini noti e la varianza di stima assume la seguente espressione:

$$\sum_{i=1}^N \lambda_0^i \gamma(x_i - x_0) + \sum_{l=1}^k \mu_l f_l(x_0) + \mu_0 \quad (3.22)$$

La metodologia di predizione secondo kriging universale può essere riassunta attraverso i seguenti passaggi:

1. individuare la presenza di un trend nei dati originari
2. descrivere il trend attraverso un polinomio semplice
3. sottrarre il trend dai dati originari, ottenendo i residui
4. utilizzare i residui per la creazione del variogramma e la stima spaziale
5. Infine, il risultato finale è dato dai residui stimati sommati al trend rilevato

3.4 Validazione

L'accuratezza della stima del kriging dipende sostanzialmente dalla veridicità delle ipotesi fatte sulla pdf della FA $Z(x)$ e dalla capacità del variogramma modello scelto di descriverne adeguatamente la variabilità.

Per controllare tali assunzioni si testa l'abilità del modello nel predire gli N dati già noti, procedendo come segue:

- Si elimina iterativamente un dato noto dal set di misure e si stima il suo valore operando il kriging sui restanti $N - 1$ valori
- Per ogni iterazione si ottiene la stima e la relativa varianza nel punto reso incognito.
- Ottenuta la stima è possibile calcolare l'esatto errore di predizione commesso dal kriging nel punto in esame: $z^*(x_i) - z(x_i)$

Con tale procedimento detto cross-validazione si possono diagnosticare tre proprietà basilari:

1. Assenza di errori sistematici nella predizione, per cui la media degli errori deve essere circa zero.

$$\frac{1}{N} \sum_i^N z^*(x_i) - z(x_i) \approx 0 \quad (3.23)$$

Tuttavia l'errore così calcolato dipende fortemente dall'ordine di grandezza per cui è preferibile valutare la media degli errori standardizzati

$$\frac{1}{N} \sum_i^N \frac{z^*(x_i) - z(x_i)}{\sigma_{ki}} \approx 0 \quad (3.24)$$

2. Precisione della predizione, valutata attraverso il calcolo dell'errore quadratico medio che deve essere più piccolo possibile

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N (z^*(x_i) - z(x_i))^2} \quad (3.25)$$

3. Validità della predizione, ovvero il grado di accuratezza della predizione nei punti noti è pari a quello nei punti non noti.

Tale proprietà si verifica quando

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N \left(\frac{z^*(x_i) - z(x_i)}{\sigma_{ki}} \right)^2} \approx 1 \quad (3.26)$$

Quest'ultima proprietà risulta la più importante al fine di confrontare i modelli di variogramma e individuare la metodologia di predizione più idonea.

4. Analisi statistiche preliminari

L'analisi preliminare delle proprietà statistiche relative al set di dati utilizzato consente di effettuare successivamente un'analisi geostatistica più consapevole. I metodi di stima utilizzati nella generazione di mappe di predizione forniscono i risultati migliori quando si servono di dati distribuiti normalmente.

Infatti, stimare un dato quale combinazione lineare di quelli noti e minimizzare la varianza dell'errore di stima quale garanzia di errori piccoli in genere risulta non significativo per distribuzioni di dati asimmetriche o multimodali in quanto gli errori di stima potrebbero a loro volta non avere funzione di densità di probabilità normale.

4.1 Verifica della Normalità dei Dati

È utile allora verificare l'ipotesi di normalità mediante test statistici. Uno di quelli più utilizzati è il test del χ^2 il quale però ha poca potenza per verificare la bontà dell'adattamento alla normale di una distribuzione osservata, soprattutto nel caso di un numero non molto alto di osservazioni.

Al contrario il test proposto da Lilliefors (1967), è adatto anche nel caso in cui la numerosità dei dati disponibili sia ridotta.

Come in tutti i test di normalità, l'ipotesi nulla è che la popolazione dalla quale è stato estratto il campione non sia troppo differente dalla famiglia di distribuzioni che seguono la legge di Gauss, contro l'ipotesi alternativa che sia diversa dalla normale a causa di asimmetria e/o curtosi.

Il test si articola nei seguenti passaggi:

- Calcolo della media del campione \bar{z} e della deviazione standard s
- Standardizzazione dei campioni z_i :

$$Z_{si} = \frac{z_i - \bar{z}}{s} \quad (4.1)$$

- Associazione ai campioni standardizzati del corrispondente valore di ripartizione delle probabilità della normale ridotta $F_n(i)$
- Ordinamento degli N campioni in senso crescente e per ognuno di essi attribuzione del relativo numero d'ordine i e della relativa frequenza cumulata

$$F(i) = i/N \quad (4.2)$$

- Calcolo delle differenze tra le due cumulate

$$D(i) = F_n(i) - F(i) \quad (4.3)$$

Il test risulta superato se per il livello di significatività richiesto α

$$\max(D(i)) < \text{valore critico}(\alpha, N) \quad (4.4)$$

Nel caso in cui il test non risulti superato neanche con un livello di significatività minimo ($\alpha = 0,01$) si rifiuta l'ipotesi nulla di partenza.

4.2 Trasformazione dei Dati

Quando un insieme di dati non ha distribuzione normale, come proposto da Kitanidis e Shen (1996) si può trasformare la variabile originaria in una nuova variabile avente funzione di densità di probabilità gaussiana e applicare la procedura di kriging alla variabile trasformata.

La trasformazione da loro proposta è la seguente:

$$y(x) = \frac{Z(x)^{k-1}}{k}, \quad k \neq 0 \quad (4.5)$$

$$y(x) = \ln(Z(x)), \quad k = 0 \quad (4.6)$$

La trasformazione (4.5) è nota come trasformazione di potenza e comprende anche il caso non trasformato ($k = 1$). Se il parametro k è pari a 0 la variabile $Z(x)$ originaria è descritta da una distribuzione logGaussiana.

Al fine di scegliere il k opportuno viene utilizzato il criterio ristretto di massima verosimiglianza.

La p.d.f della variabile originaria è data da:

$$p(Z) = p(y) \left| \frac{dy}{dZ} \right| \quad (4.7)$$

Dove $|dy/dZ|$ è il valore assoluto del determinante dello Jacobiano della trasformazione calcolato come:

$$\left| \frac{dy}{dZ} \right| = \prod_{i=1}^N Z(x_i)^{k-1}$$

Noti i valori $Z(x_1), \dots, Z(x_1)$, l'equazione (4.7) rappresenta la verosimiglianza dei dati. I suoi parametri sono k , media e funzione covarianza del processo $y(x)$.

Con il criterio di massima verosimiglianza i suddetti parametri vengono determinati rendendo massima la funzione di verosimiglianza. Si vuole inoltre rendere indipendente tale funzione dai coefficienti della funzione media (β) nel caso del kriging universale. La (4.7) è integrata allora su tutti i possibili valori di β . In questo caso si applica dunque il criterio ristretto di massima verosimiglianza per la stima dei parametri, massimizzando o, più agevolmente, minimizzando meno il logaritmo della funzione di massima verosimiglianza (indipendente da β) e ottenendo perciò da minimizzare la seguente funzione:

$$R(\Theta|k) = R_g(\Theta|k) + L_p(k)$$

Si procede dunque nel seguente modo.

Per ogni valore di k ipotizzato:

- È ottenuta la serie di dati trasformati
- Si calcolano i parametri Θ che minimizzano la funzione:

$$R_g(\Theta|k) = \frac{N-P}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln(\det[Q]) + \frac{1}{2} \ln(\det[X^T Q^{-1} X]) + \frac{1}{2} y^T (Q^{-1} - Q^{-1} X (X^T Q^{-1} X)^{-1} X^T Q^{-1}) y \quad (4.8)$$

Con :

- N = numero di dati disponibili
- P = 1
- Q = matrice di covarianza di dimensione NxN con elementi dati da:

$$q_{i,j} = \Theta_1 \exp(-|x_i - x_j|/\Theta_2)$$
 , dove Θ_1 è la varianza della serie di dati trasformati e Θ_2 la lunghezza di correlazione o range.
- X = vettore unitario di dimensione N
- Si ottiene poi il valore numerico di

$$R(\Theta, k) = R_g(\Theta|k) + L_p(k) \quad (4.9)$$

con

$$L_p(k) = -\ln(\prod_{i=1}^N Z(x_i)^{k-1}) \quad (4.10)$$

Il parametro k ottimale è quello che minimizza la funzione R.

4.2.1 Kriging Non Lineare

Calcolata la serie di dati trasformati con il k ottimale, si applica il kriging ottenendo le stime \hat{y} e la varianza dell'errore di stima σ^2 . I risultati della stima sono in termini di mediana ovvero il valore che è superato nel 50 % dei casi. Per riportare i risultati in termini di variabile iniziale si effettua la trasformazione inversa a quella di potenza:

$$med(Z) = \begin{cases} (k\hat{y} + 1)^{1/k}, & k \neq 0 \\ \exp(\hat{y}) & , k = 0 \end{cases} \quad (4.11)$$

$$var(Z) = \begin{cases} v(\hat{y}, \sigma^2, k) & , k \neq 0 \\ \exp(2\hat{y} + \sigma^2)(\exp(\sigma^2) - 1), & k = 0 \end{cases} \quad (4.12)$$

Dove $v(\hat{y}, \sigma^2, k)$ è reperibile nel lavoro di Kitanidis e Shen (1996). Gli autori propongono inoltre di utilizzare il range interquantile della concentrazione stimata per ottenere una misura più indicativa dell'affidabilità della stima, rispetto al valore dello scarto σ . Il range interquantile I_q nella scala dei dati originali è determinato effettuando la trasformazione inversa a quella di potenze sui quantili 0.75 e 0.25 delle stime effettuate sui dati trasformati:

$$\begin{cases} \hat{y}_{0,75} = \hat{y} + 0.675 * \sigma \\ \hat{y}_{0,25} = \hat{y} - 0.675 * \sigma \\ I_q = \hat{Z}_{0,75} - \hat{Z}_{0,25} \end{cases}$$

Attraverso il kriging non lineare la varianza dell'errore di stima della variabile originaria Z e dunque anche l'interquantile non dipendono solo dalla dislocazione dei punti di misura, come nel kriging lineare, ma anche dai valori stimati \hat{y} .

La trasformazione di potenza ha lo scopo di normalizzare le distribuzioni dei dati e di stabilizzare le varianze. Il caso studio reperibile nell'articolo di Butera e Cotto (2008) relativo ad una applicazione del kriging non lineare, mostra l'efficacia della trasformazione di potenza nel convertire una FA intrinseca in una FA stazionaria del secondo ordine. Il variogramma dei dati iniziali infatti viene modellizzato con un modello potenza lineare mentre il variogramma adottato per i dati trasformati risulta di tipo esponenziale. L'esponente k ottimale è pari a zero, sintomo di una distribuzione dei dati iniziali altamente asimmetrica e i residui, ottenuti mediante cross-validazione del kriging lineare, non sono distribuiti secondo una p.d.f

normale. Al contrario i residui ottenuti dalla cross-validazione del kriging applicato ai dati trasformati presentano p.d.f normale.

4.3 Analisi del Trend

Come si vedrà nel capitolo () relativo alle elaborazioni effettuate sul caso di studio preso in esame, trasformare i dati per ottenere una distribuzione normale non implica anche la rimozione del trend, se presente. È necessario pertanto effettuare, parallelamente alla verifica della normalità, una analisi volta a constatare la presenza di una deriva sistematica della variabile all'interno del dominio in esame. Una prima metodologia di analisi consiste in una ispezione visiva, effettuata plottando un grafico in tre dimensioni in cui sugli assi X e Y si hanno le coordinate UTM-X e UTM-Y dei punti di misura e sull'asse verticale Z il valore della variabile.

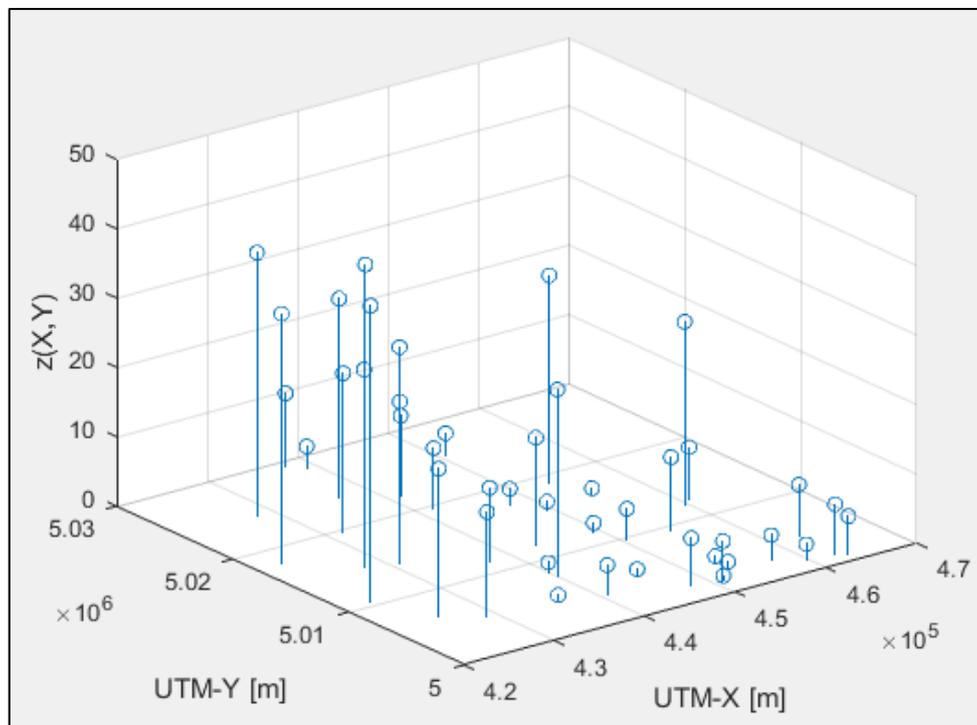


Figura 4. 1 Scatter-plot 3d delle concentrazioni nei punti di misura

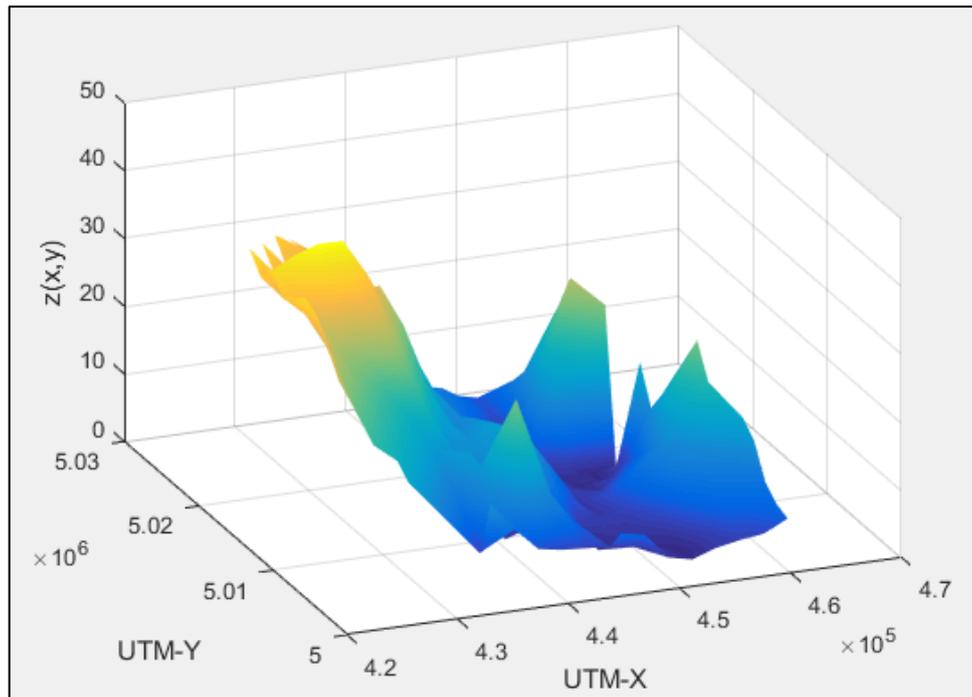


Figura 4. 2 Mesh poligonale 3d delle concentrazioni nei punti di misura

Dall'esame visivo delle figure (4.1) e (4.2) è evidente la presenza del trend, ma è possibile confermarla definitivamente attraverso l'analisi sul variogramma dei dati trasformati. Se il suo andamento risulta non limitato al valore della varianza campionaria, ciò è imputabile unicamente alla presenza di una deriva della variabile ovvero alla non stazionarietà della media.

Come descritto nel paragrafo 1.3, il trend è modellizzabile in genere con un polinomio di primo o secondo grado, i cui coefficienti sono determinabili attraverso il metodo dei minimi quadrati. Una volta rimosso il trend si costruisce il variogramma dei residui e si effettua la previsione mediante il kriging universale.

4.4 Verifica della presenza di Outliers

Un altro fattore che può influenzare l'andamento del variogramma è la presenza dei cosiddetti outliers o valori anomali. Essi sono riconoscibili attraverso una rappresentazione grafica che descrive la distribuzione di un set di osservazioni e prende il nome di box-plot: la rappresentazione, orientata verticalmente, è costituita da un rettangolo diviso in due parti da cui escono due segmenti. Il box è delimitato inferiormente e superiormente rispettivamente dal primo e dal terzo quartile ($q_{0,25}, q_{0,75}$) e diviso al suo interno dalla mediana ($q_{0,50}$).

Un dato è considerato outliers quando è posto oltre i limiti:

- Inferiore $LI = q_{0,25} - 1,5 IQR$ (4. 13)

- Superiore $LS = q_{0,75} + 1,5 IQR$ (4. 14)

Con

$$IQR = (q_{0,75} - q_{0,25}) \quad (4. 15)$$

I due segmenti o baffi si estendono fino al massimo o minimo valore compreso entro tali limiti

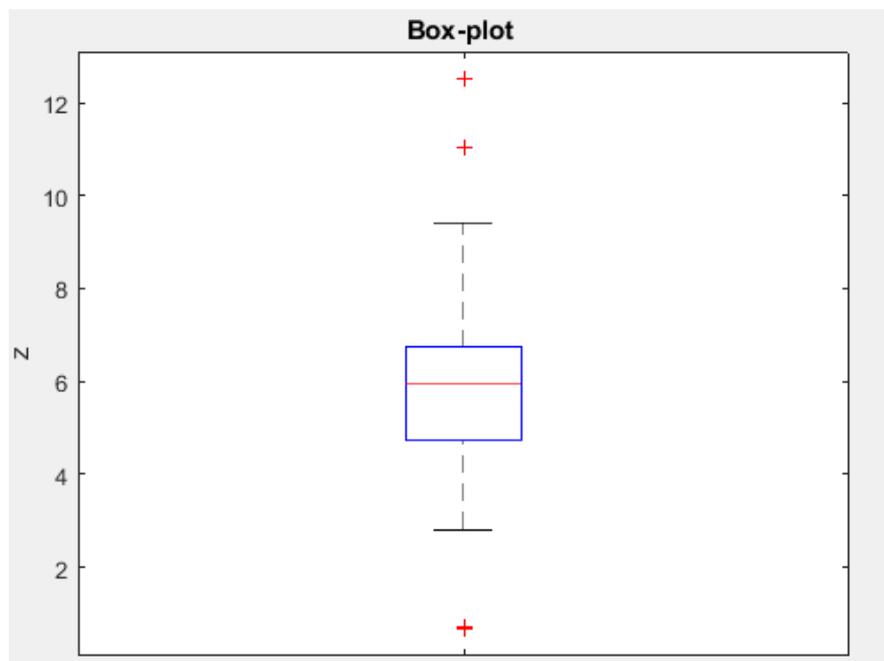


Figura 4. 3 - Box-plot che evidenzia la presenza di outliers

La presenza di valori anomali anche se di ridotta numerosità rispetto alla totalità del campione può far variare il giudizio sul tipo di funzione aleatoria che caratterizza i dati.

Per mostrare l'effetto degli outliers Kerry e Oliver (2007b) crearono un set standardizzato di 400 dati distribuito normalmente attraverso un modello sferico privo di effetto nugget e con sill

pari a 1. Successivamente sommarono a 5 di questi dati una quantità tale da renderli valori anomali e ottennero un nuovo variogramma con effetto nugget e con sill maggiore di 1. Nonostante dunque gli outliers corrispondessero solamente al 1,25% della numerosità del campione, il variogramma non identificò più una situazione di stazionarietà del secondo ordine. Oliver e Webster (2014) propongono come prima opzione di effettuare l'analisi geostatistica rimuovendo preventivamente gli outliers. Tuttavia sono frequenti situazioni in cui è difficile decidere se gli outliers appartengono a un processo differente oppure se essi sono un indicatore significativo, in questi casi gli autori consigliano di non rimuoverli o piuttosto di utilizzare uno degli estimatori robusti del variogramma presenti in letteratura. Per esempio nel caso delle falde acquifere gli outliers possono indicare la presenza di un inquinamento locale.

5. Caso di studio: le acque sotterranee

L'acqua piovana e l'acqua trasportata dai fiumi penetrano in parte all'interno di alcune zone permeabili del terreno e scendono in profondità nel sottosuolo. Quando incontra uno strato di terreno impermeabile l'acqua arresta il suo percorso, andando a costituire degli accumuli di acqua sotterranea detti falde acquifere.

Tale fenomeno rientra nel ciclo idrologico su cui è basata la nostra idrosfera, ovvero l'insieme delle acque presenti nei vari strati di aggregazione sul nostro pianeta.

All'interno dell'idrosfera, i magazzini naturali di acqua sono gli oceani, i mari, i fiumi, i laghi, le falde acquifere, l'atmosfera e i ghiacciai.

Come riportato in tabella (5.1), di tutta l'acqua presente sulla crosta terrestre, l'acqua salata rappresenta il 97 %, l'acqua dolce il 3%. Quest'ultima si trova per 3/4 nelle calotte polari e nei ghiacciai mentre del restante 1/4, il 98 % è immagazzinato nei corpi idrici sotterranei.

L'importanza delle acque sotterranee risulta dunque evidente. Esse rappresentano una risorsa idrica importante, impiegata per l'irrigazione dei campi ma anche per usi civili ed industriali.

Magazzino	Volume [10⁶ km³]	% rispetto al totale
Oceani e mari	1370	97,25
Calotte artiche e ghiacciai	29	2,05
Acque di falda profonda	5,3	0,38
Acque di falda superficiale	4,2	0,30
Laghi	0,125	0,01
Umidità del terreno (insaturo)	0,065	0,005
Atmosfera (vapore acqueo)	0,013	0,001
Fiumi	0,0017	0,0001
Biosfera	0,0006	0,00004
Totale	1408,7	100

Tabella 5. 1 - Ripartizione del volume d'acqua presente sulla crosta terrestre

Al fine di comprendere il meccanismo di formazione dei corpi idrici sotterranei, risulta utile descrivere e distinguere due proprietà caratteristiche dei mezzi solidi: porosità e permeabilità.

La porosità n è una proprietà del materiale legata alla frazione di vuoti presenti nella roccia e viene definita come il rapporto tra il volume dei vuoti V_v e il volume totale V_T del materiale considerato:

$$n = \frac{V_v}{V_T} \quad (5.1)$$

Questa proprietà non è legata alla facilità con cui l'acqua si muove nel terreno o può essere estratta da esso, ma piuttosto all'attitudine del mezzo poroso a contenerla. La permeabilità K invece è una misura di quanto facilmente l'acqua si muove attraverso una roccia porosa.

Il moto dell'acqua in un mezzo poroso è descritto dalla Legge di Darcy, secondo la quale la portata per unità di superficie q (o velocità Darciana) è direttamente proporzionale alla perdita di carico Δh , alla permeabilità K ed inversamente proporzionale alla lunghezza del percorso considerato L :

$$v = q = \frac{Q}{A} = K \cdot \frac{\Delta h}{L} \quad (5.2)$$

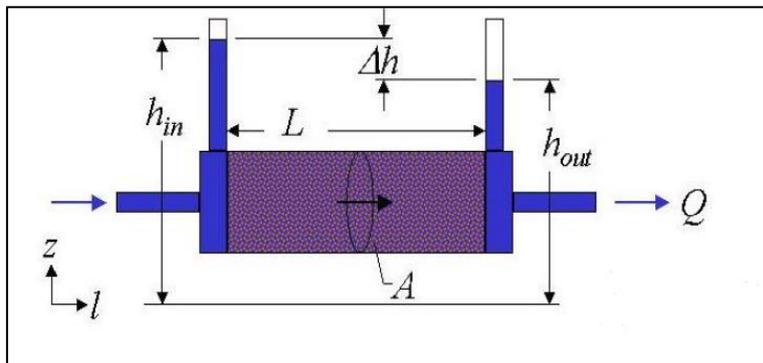


Figura 5.1 - Schematizzazione della legge di Darcy

I sedimenti hanno un ampio range di permeabilità K [m/s]:

- $10^{-10} \div 10^{-7}$ per le argille
- $10^{-7} \div 10^{-5}$ per i limi
- $10^{-5} \div 10^{-3}$ per le sabbie
- $10^{-4} \div 10^{-2}$ per le ghiaie

La permeabilità è funzione del fluido (densità e viscosità) e del mezzo poroso (permeabilità intrinseca). Assumendo che densità e viscosità del fluido siano costanti, la permeabilità risulta funzione unicamente della permeabilità intrinseca che è tanto maggiore quanto maggiori sono le dimensioni dei granuli.

Nella pianura padana le falde sono contenute in terreni non coesivi costituiti da materiali a grana grossa come le sabbie e le ghiaie, che grazie alla loro elevata porosità e permeabilità consentono l'accumulo e il movimento dell'acqua nel sottosuolo.

Terreni coesivi costituiti da materiali a grana fine come i limi e le argille possiedono una permeabilità molto bassa, risultando perciò praticamente impermeabili.

Essi pur avendo una elevata porosità n possiedono una porosità efficace n_e molto bassa.

Quest'ultima tiene conto solo dei pori comunicanti all'interno del mezzo attraverso i quali l'acqua può muoversi ed è definita dal rapporto del volume totale di pori interconnessi sul volume totale del mezzo poroso:

$$n_e = \frac{V_{vi}}{V_T} \quad (5.3)$$

La velocità Darciana è allora una velocità fittizia in quanto assume che il flusso avvenga sfruttando tutta la luce della sezione di mezzo poroso trasversale ad esso. Il flusso in realtà ha luogo attraverso i pori interconnessi e l'area effettiva A_e in cui esso avviene è data da:

$$A_e = n_e \cdot A \quad (5.4)$$

La velocità reale risulta di conseguenza maggiore rispetto alla velocità di Darcy e viene definita velocità dei pori o velocità lineare:

$$v_e = \frac{v}{n_e} \quad (5.5)$$

La velocità reale delle acque sotterranee risulta particolarmente importante nello studio di diversi fenomeni come ad esempio il moto e la conseguente propagazione di un agente inquinante nelle falde acquifere.

5.1 Tipologie di falde acquifere

Una falda acquifera può essere a pelo libero oppure in pressione, a seconda dello strato di terreno che si trova al di sopra di essa.

La prima tipologia è detta falda freatica ed è delimitata inferiormente da uno strato che non permette il flusso dell'acqua detto acquicludo e superiormente dalla superficie freatica, ove l'acqua si trova a pressione atmosferica.

Tale superficie è identificabile inserendo in corrispondenza della falda un piezometro e osservando il livello raggiunto dall'acqua al suo interno. Il livello piezometrico può subire delle fluttuazioni ma tipicamente risulta inferiore alla quota del piano campagna, pertanto il prelievo dell'acqua necessita in questo caso di un sistema di pompaggio.

In realtà, è possibile riconoscere una ulteriore falda a pelo libero detta falda sospesa, che rispetto alla precedente, risulta sostenuta da uno strato impermeabile di estensione molto più limitata. Essa si trova a quote superiori rispetto alla falda freatica principale.

La falda freatica si trova ad una profondità inferiore rispetto alla seconda tipologia di falda acquifera detta falda artesianica: quest'ultima si forma in strati molto più profondi del suolo e pur essendo anch'essa alloggiata in terreni permeabili, è delimitata sia superiormente che inferiormente da uno strato di terreno impermeabile. In questo caso lo strato superiore impermeabile limita il libero innalzamento del livello di falda e l'acqua al suo interno si comporta come se scorresse all'interno di una tubazione, ovvero con una pressione maggiore di quella atmosferica.

La pressione a cui l'acqua è sottoposta può risultare talmente elevata da non richiedere l'installazione di un sistema di pompaggio in quanto l'acqua, a seguito della perforazione di un pozzo idrico raggiunge autonomamente la superficie.

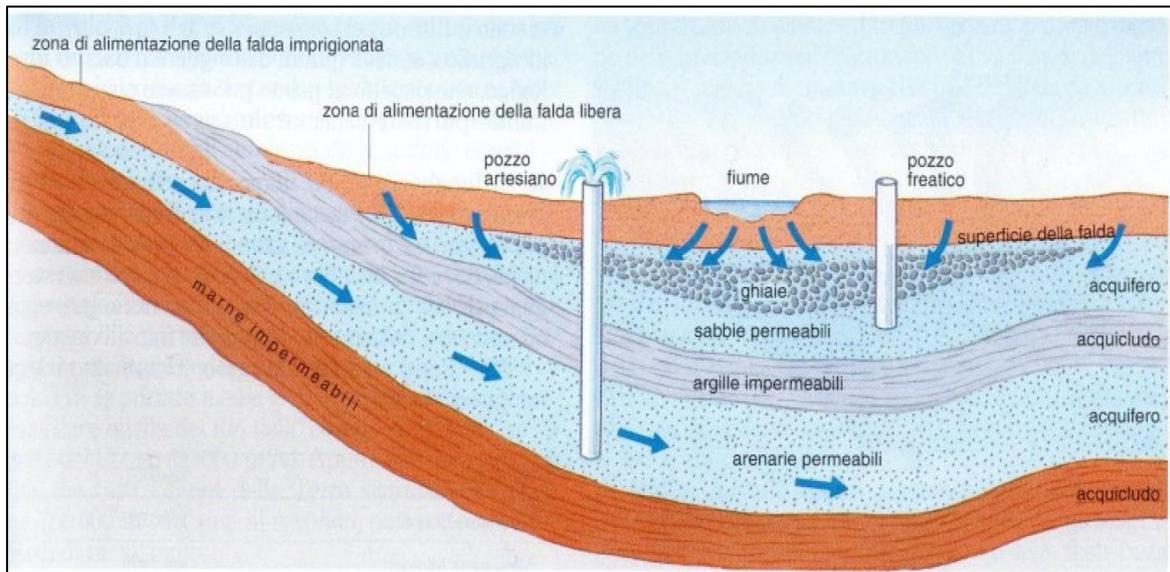


Figura 5. 2 - Tipologie di falde acquifere

Talvolta l'acqua di falda può affiorare spontaneamente in superficie senza che si realizzino pozzi per l'estrazione. Due esempi molto affascinanti presenti in natura sono le oasi nel deserto e i geysers.

Le oasi sono affioramenti di falde freatiche dovute ad una depressione del terreno localizzata la cui presenza permette lo sviluppo di piante e altre forme di vita. I geysers sono invece affioramenti naturali di falde artesiane che fuoriescono dal terreno sotto forma di zampilli di acqua bollente per effetto della forte pressione.



Figura 5. 3 - Oasi nel deserto e geysers

5.2 Movimento di un inquinante nelle acque di falda

Le acque sotterranee sono meno esposte agli inquinanti rispetto alle acque superficiali in quanto gli strati di terreno non saturi che le sovrastano svolgono una funzione di protezione naturale. Un agente contaminante rilasciato sul terreno si infiltra all'interno degli interstizi dello stesso, ma prima di raggiungere la falda superficiale subisce processi chimici, fisici e biologici mediante i quali viene parzialmente trattenuto, degradato o reso non tossico.

Il terreno può dunque essere assimilato ad una sorta di filtro naturale per le falde acquifere.

Giunto in falda, però, l'inquinante non subisce ulteriori processi atti a ridurre la tossicità e quindi l'impatto ambientale. Esso si muove lungo la direzione di scorrimento della falda con una velocità di propagazione legata alla velocità di deflusso delle acque sotterranee la quale, in accordo con la legge di Darcy, è direttamente proporzionale alla permeabilità del mezzo poroso. La propagazione dell'inquinante può subire anche dei ritardi legati a processi di assorbimento del materiale poroso, di dispersione e diffusione nelle direzioni perpendicolari al flusso.

Le velocità di deflusso possono variare da alcuni metri al giorno ad alcuni centimetri al giorno, perciò, l'effetto contaminante di un agente chimico può persistere all'interno di una falda per tempi molto lunghi dell'ordine anche di decine di anni.

Le falde freatiche sono quelle più soggette all'inquinamento proprio perchè si trovano a profondità inferiori rispetto a quelle artesiane. Naturalmente però sono anche le falde acquifere più accessibili, che attraverso sistemi di pompaggio permettono di avere delle riserve idriche fondamentali. Il problema è che al giorno d'oggi sono sempre di più le falde acquifere che risultano inquinate e la causa è da imputare alle attività antropiche. Le industrie, i fertilizzanti chimici impiegati in agricoltura, l'inquinamento atmosferico e le piogge acide rischiano di inquinare sempre di più le risorse idriche del nostro pianeta.

5.2.1 Sorgenti di Inquinamento

Le fonti di contaminazione antropica possono essere di due tipi:

- fonti di contaminazione puntiforme
- fonti di contaminazione di tipo diffuso

Le fonti di tipo puntiforme sono punti specifici in cui ha origine un inquinamento chimico, legate alla presenza di scarichi industriali, fognature urbane, discariche e impianti di depurazione.

Sorgenti di questo tipo producono inquinamenti localizzati su aree ristrette, ma con elevate concentrazioni.

Le fonti di tipo diffuso sono legate invece all'attività agricola. In questo caso non è presente un punto specifico di inquinamento, ma i soluti chimici provengono dall'intera area coltivata. Infatti parte dei fertilizzanti, dei pesticidi, dei concimi e degli erbicidi che vengono sparsi sul terreno possono essere trasportati fino alla falda dall'acqua che si infiltra al suo interno.

5.3 I Soluti Analizzati – Caratteristiche generali

I soluti oggetto di analisi nella presente tesi sono stati i nitrati e i cloruri. Sono state scelte tali sostanze in quanto sono riscontrabili naturalmente nelle acque ma la loro concentrazione aumenta in presenza di contaminazioni antropiche.

5.3.1 Cloruri

La presenza dei cloruri nell'acqua può avere varie origini; nelle falde superficiali, se non si verificano mescolamenti con acque profonde, la presenza dei cloruri dipende dagli input meteorici (con concentrazioni di circa 5 mg/l) o, più di frequente, da fattori antropici quali fertilizzazione e irrigazione, scarichi fognari, contaminazioni industriali, scarichi di liquami.

5.3.2 Nitrati

In natura i nitrati sono presenti nelle acque sotterranee in concentrazioni molto basse (pochi mg/l) e derivano dall'ossidazione di composti azotati provenienti da processi di decomposizione di sostanze organiche. Un apporto naturale di questi composti è legato, inoltre, alle acque piovane, sebbene le concentrazioni siano molto basse.

La presenza di nitrati nelle acque sotterranee, tuttavia, è soprattutto legata a processi antropici. Le fonti di contaminazione da nitrati possono essere sia puntiformi, legate alla presenza di scarichi industriali, fognature urbane e impianti di depurazione, o diffuse, per l'utilizzo sempre più frequente di fertilizzanti azotati sintetici e concimi organici in agricoltura.

Alte concentrazioni di nitrati nelle acque sotterranee possono essere ricondotte principalmente ad un apporto eccessivo di fertilizzanti azotati al suolo, sia di origine chimica (fertilizzanti di sintesi) sia organica (liquami zootecnici), ma anche ad un contributo di tipo civile (pozzi perdenti e perdite da reti fognarie), che localmente può divenire predominante.

5.4 Individuazione dei corpi idrici sotterranei

5.4.1 Riferimenti normativi

Il D.Lgs. n. 30/2009 specifica i criteri per la caratterizzazione e l'individuazione dei corpi idrici sotterranei e definisce i criteri per il monitoraggio chimico e quantitativo dei corpi idrici sotterranei. L'allegato 1 parte A.4 di tale decreto riporta che la delimitazione dei corpi idrici sotterranei deve basarsi inizialmente su criteri di tipo fisico e può successivamente essere perfezionata sulla base di informazioni concernenti lo stato di qualità ambientale.

Vi sono dunque due criteri generali:

- confini idrogeologici
- differenze nello stato di qualità ambientale

In merito al primo criterio il suddetto decreto propone di utilizzare come punto di partenza i limiti geologici e successivamente perfezionare o incrementare la suddivisione utilizzando lo spartiacque sotterraneo o le linee di flusso.

Il secondo criterio risulta il più significativo in quanto lo stato quantitativo e chimico deve risultare ben definito per un corpo idrico sotterraneo e conseguentemente esso prevede di identificare i confini dei corpi idrici laddove si riscontrino significative variazioni dello stato di qualità delle acque sotterranee.

La suddivisione deve tener conto dell'esigenza di descrivere adeguatamente lo stato delle acque, evitando però di generare un numero elevato di corpi idrici impossibile da gestire e monitorare adeguatamente.

5.4.2 Inquadramento Idrogeologico: Macro-Aree Idrogeologiche e Aree Idrogeologicamente Separate

L'area analizzata nel presente lavoro è localizzata nel settore di pianura del territorio piemontese in cui è accettata una suddivisione verticale dei grandi complessi acquiferi nel settore di pianura del territorio piemontese tra “sistema acquifero superficiale”, ospitante una falda a superficie libera, alimentata per infiltrazione delle precipitazioni efficaci, dalle irrigazioni e dalle perdite in subalveo dei corsi d'acqua, e il “sistema degli acquiferi profondi”, soggiacente al precedente, costituito da una successione di falde in pressione con vario grado di confinamento.

Il “sistema acquifero superficiale” e il “sistema degli acquiferi profondi”, del territorio regionale piemontese può essere suddiviso in opportune “aree idrogeologiche separate”, definite in base a criteri di tipo fisico-idrostrutturale.

Le macro-aree idrogeologiche sono state definite tramite opportune aggregazioni delle “aree idrogeologiche separate”, utilizzate nell'identificazione delle zone vulnerabili da nitrati e da prodotti fitosanitari eseguite dall'ARPA, nell'ottica di identificare domini di riferimento per la valutazione del bilancio idrogeologico degli acquiferi provvisti di un numero di punti di monitoraggio piezometrico sufficientemente rappresentativo da un punto di vista statistico.

Le aree idrogeologicamente separate sono state ricostruite dal DST (Dipartimento Scienze della Terra – Università degli studi di Torino), in ambiente GIS, utilizzando le seguenti basi cartografiche:

- Carta Piezometrica della Regione Piemonte alla scala 1:250.000 derivata dai progetti regionali PRISMAS, PRISMAS II, VAL TANARO
- Carta dell'Idrografia della Regione Piemonte alla scala 1:100.000 redatta in ambito del Sistema Informativo Territoriale Ambientale della Regione

Nella tabella (5.2) sono elencate e sinteticamente descritte le aree idrogeologicamente separate in cui viene suddivisa la falda superficiale del territorio piemontese.

CODICE	NPUNTI	AREA [Km2]	DESCRIZIONE
TE01	2	59,08	Terrazzo - spartiacque idrogeologico
NO01	26	496,68	Pianura novarese tra Ticino e Agogna
TE02	1	89,39	Terrazzo
TE03	4	16,65	Terrazzo
TE05	9	82,07	Terrazzo
TE06	1	16,61	Terrazzo
TE19	2	56,98	Terrazzo
AL05	13	125,45	Pianura alessandrina in Scrivia
TE18	0	14,91	Terrazzo
TE16	0	13,38	Terrazzo
TE15	0	45,68	Terrazzo
TE07	0	100,94	Terrazzo
TE08	4	85,73	Terrazzo
TO05	4	184,16	Pianura torinese tra Stura di Lanzo, Po e Sangone
VC03	20	458,03	Pianura vercellese tra Marcova - spartiacque idrogeologico, Po e Dora Baltea
CN03	50	547,84	Pianura cuneese tra Stura di Demonte e Tanaro
TO08	8	238,75	Altopiano di Poirino in ds Banna - Rioverde
AL06	10	138,24	Pianura casalese tra Po e Sesia

CN02	28	676,26	Pianura cuneese tra Maira e Stura di Demonte
CN01	14	430,81	Pianura cuneese tra Po e Maira
TO09	3	214,90	Pianura torinese tra Ricchiardo, Po e Banna -Rioverde
TE14	2	46,23	Terrazzo
TE13	0	35,05	Terrazzo
TE04	3	30,13	Terrazzo
TE09	1	36,06	Terrazzo
TE10	0	29,15	Terrazzo
TE11	5	35,47	Terrazzo
AT01	48	142,24	Valle del Tanaro tra confluenza Tanaro - Stura di Demonte e Cerro Tanaro
TE12	0	58,68	Terrazzo
TE17	0	25,24	Terrazzo
IV01	9	213,10	Pianura inframorenica d'Ivrea
TO03	9	223,92	Pianura torinese tra Malone, Po e Stura di Lanzo
NO02	18	438,34	Pianura novarese tra Agogna e Sesia
VC02	27	536,96	Pianura vercellese tra Elvo - Cervo, Sesia, Marcova - spartiacque idrogeologico
TO04	1	51,14	Pianura torinese in ds Po da confluenza Po - Stura di Lanzo a Gabiano

TO01	11	292,45	Pianura torinese tra Dora Baltea, Po e Orco
TO02	5	143,63	Pianura torinese tra Orco, Po e Malone
VC04	8	154,57	Pianura biellese tra Cervo e Elvo
TO06	2	140,37	Pianura torinese tra Sangone e Chisola
TO07	38	671,77	Pianura torinese tra Chisola e Po
AL01	12	113,41	Pianura alessandrina in Tanaro da Cerro Tanaro
AL04	38	462,98	Pianura alessandrina tra Orba e Scrivia
AL02	22	110,64	Pianura alessandrina tra Tanaro e Bormida
AL03	12	165,55	Pianura alessandrina tra Bormida e Orba
VC01	14	276,61	Pianura vercellese tra Sesia e Cervo

Tabella 5. 2 - Aree idrogeologicamente separate

A fronte di 45 aree idrogeologiche separate identificate nella perimetrazione delle zone vulnerabili da nitrati e da fitofarmaci, soltanto in 1/3 delle medesime si dispone di un numero di punti di monitoraggio qualitativo superiore a 10 unità, mentre in oltre la metà delle stesse si dispone di meno di 5 punti di controllo.

Le analisi per macro-area si sono rivelate dunque necessarie per trattare aree numericamente poco consistenti, ma implicano il trattamento congiunto di pozzi potenzialmente appartenenti a popolazioni differenti e pertanto possono essere gravate fin dall'inizio di un maggior errore.

Tuttavia, in una buona percentuale dei casi, l'ARPA ha ottenuto risultati abbastanza soddisfacenti, che evidenziano come alcune suddivisioni di territorio in aree idrogeologiche possono essere anche ritenute eccessive, suggerendo inoltre un accorpamento di aree simili laddove il numero di punti della rete di monitoraggio sia esiguo.

Nella tabella (5.3) sono elencate le macro-aree idrogeologiche in cui viene suddiviso il sistema acquifero superficiale della Regione Piemonte.

CODICE	AREA [Km ²]	DENOMINAZIONE
MS7	693,78	Pianura Pinerolese
MS9	523,51	Pianura Cuneese in destra Stura di Demonte
MS13	223,92	Pianura Casalese
MS5	453,43	Pianura Canavese
MS1	1173,23	Pianura Novarese
MS4	440,64	Anfiteatro morenico di Ivrea
MS2	545,38	Pianura Biellese
MS3	1031,85	Pianura Vercellese
MS12	582,4	Pianura Alessandrina Orientale
MS11	669,74	Astigiano-Alessandrino occidentale
MS8	1116,99	Pianura Cuneese
MS10	896,06	Altopiano di Poirino e colline Astigiane
MS6	888,04	Pianura Torinese
MS14	110,69	Fondovalle Tanaro

Tabella 5. 3-Macroaree idrogeologiche in cui è suddivisa la falda superficiale della regione Piemonte

Analogamente al caso della valutazione del bilancio idrogeologico degli acquiferi, anche nel caso della valutazione dello stato chimico, le macro-aree idrogeologiche così definite includono un numero di punti di monitoraggio dei parametri chimici adeguatamente rappresentativo rispetto alla distribuzione dei fattori di pressione presenti sul territorio.

Nella figura seguente viene riportata la delimitazione delle macro-aree idrogeologiche di riferimento per la valutazione dello stato chimico delle acque sotterranee (falda superficiale).

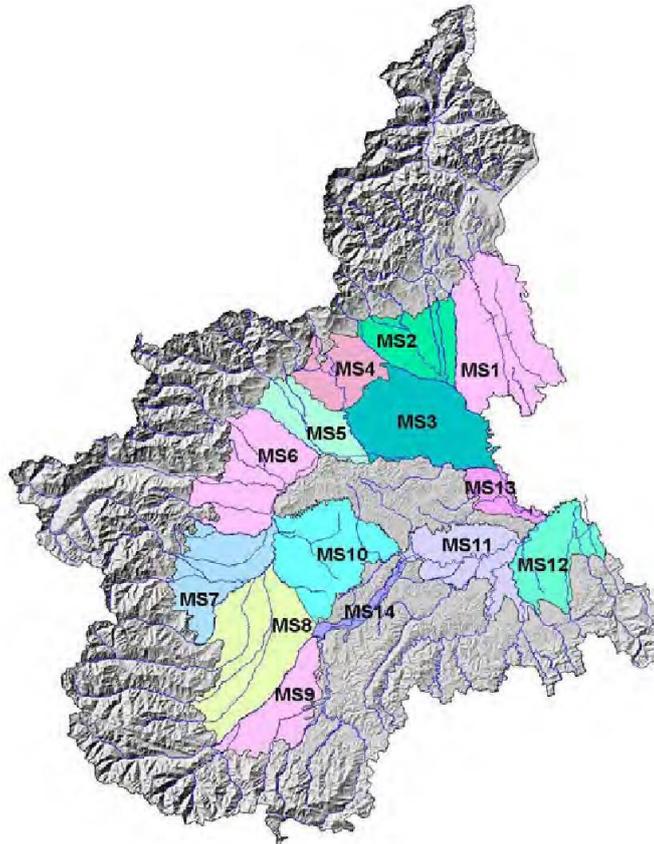


Figura 5. 4: Suddivisione in macro-aree della falda superficiale nella regione Piemonte

Nella presente tesi sono stati analizzati i pozzi appartenenti alla macro-area MS03 di cui viene riportato nel seguito l'inquadramento amministrativo (tabella 5.4), idrogeologico (tabella 5.5), idrologico (tabella 5.6) e geolitologico (tabella 5.7)

Inquadramento amministrativo/organizzativo					
Ambito di riferimento	Codice	PROVINCE	ATO	ARPA	ASL
Macro-area idrogeologica superficiale	MS3	VC, AL, TO, BI	ATO2, 3, 5	Vercelli, Alessandria, Grugliasco, Biella	11,21,12,7
<i>Area idrogeologicamente separata</i>					
Pianura torinese in destra Po da confluenza Po - Stura di Lanzo a Gabiano	TO04	VC, AL, TO	ATO2, 5	Vercelli, Alessandria, Grugliasco	21, 7
Pianura vercellese tra Elvo - Cervo, Sesia, Marcova - spartiacque idrogeologico	VC02	VC, BI	ATO2	Vercelli, Biella	12,11,21
Pianura vercellese tra Marcova - spartiacque idrogeologico, Po e Dora Baltea	VC03	VC, AL, TO	ATO2, 5	Vercelli, Alessandria, Grugliasco	21, 7
<i>Aree potenzialmente influenti sui corpi idrici sotterranei significativi</i>					
Terrazzo dell'Alta Pianura vercellese tra Elvo e Marcova	TE06	VC, BI	ATO2	Vercelli, Biella	12,11

Tabella 5. 4-Inquadramento amministrativo/organizzativo relativo alla macroarea MS03

Inquadramento idrogeologico (sistema PTA)		
Superficie totale macroarea acquifero superficiale (km ²)	1031,9	
<i>Area idrogeologicamente separata</i>	Codice	Superficie compresa nella macro-area idrogeologica superficiale (km ²)
Pianura torinese in destra Po da confluenza Po - Stura di Lanzo a Gabiano	TO04	15,2
Pianura vercellese tra Elvo - Cervo, Sesia, Marcova - spartiacque idrogeologico	VC02	534,0
Pianura vercellese tra Marcova - spartiacque idrogeologico, Po e Dora Baltea	VC03	456,1
<i>Aree potenzialmente influenti sui corpi idrici sotterranei significativi</i>	Codice	Superficie compresa nella macro-area idrogeologica superficiale (km ²)
Terrazzo dell'Alta Pianura vercellese tra Elvo e Marcova	TE06	16,6
<i>Macro-aree idrogeologiche - acquiferi profondi</i>	Codice	Superficie compresa nella macro-area idrogeologica superficiale (km ²)
Pianura Novarese - Biellese - Vercellese	MP1	953,4

Tabella 5. 5- Inquadramento idrogeologico della macroarea MS03

Inquadramento idrologico (sistema PTA)		
Area idrografica	Codice	Superficie compresa nella macro-area idrogeologica superficiale (km ²)
CERVO		28,1
DORA BALTEA		44,5
PO		298,8
SEZIA		659,3

Tabella 5. 6-Inquadramento idrologico della macroarea MS03

Inquadramento geolitologico	
<i>Fonte: Università di Torino - Dipartimento Scienze della Terra</i>	
Unità litologica	Km ²
Argille di Lugagnano	0,04
Depositi alluvionali Mindeliani	45,17
Depositi alluvionali olocenici	212,74
Depositi alluvionali Rissiani	301,01
Depositi alluvionali Wurmiani	470,55
Depositi del Bacino Terziario Piemontese	1,29
Depositi glaciali degli anfiteatri morenici	4,04
Sabbie di Asti	0,02

Fonte: Università di Torino - Dipartimento Scienze della Terra

Tabella 5. 7-Inquadramento geolitologico della macroarea MS03

In merito all'area presa in esame e alla possibilità di indagare se il raggruppamento dei pozzi basato su aree idrogeologiche e macro-aree trova riscontro in termini di distribuzione omogenea dei dati nello spazio, viene riportato un risultato significativo ottenuto dall'Arpa mediante analisi statistiche e geostatistiche sui valori di concentrazione di nitrati, acquisiti nel corso dei monitoraggi regionali del triennio 2001-2002-2003, nelle aree idrogeologiche VC02 e VC03. Esse presentano, in relazione alla concentrazione di nitrati, una continuità laterale. Contestualmente, l'Arpa ha riscontrato un'evidente porzione a maggiore contaminazione di nitrati nella parte ovest di entrambe le aree idrogeologiche. Tale settore, considerando la concentrazione dei nitrati, risulta priva di discontinuità nel passaggio da un'area idrogeologica all'altra.

Confrontando, inoltre, gli istogrammi degli scostamenti tra valore predetto e misurato prodotti dalla validazione del modello, di entrambe le aree VC02 e VC03, si può notare una certa somiglianza, dovuta proprio al fatto che entrambe presentano, al loro interno, un settore con maggiori concentrazioni di nitrati nella falda.

La distribuzione degli errori di stima per il modello esteso all'intera macro-area (MS03) non peggiora rispetto a quanto si ottiene per le due aree idrogeologiche analizzate singolarmente (figura 5.5).

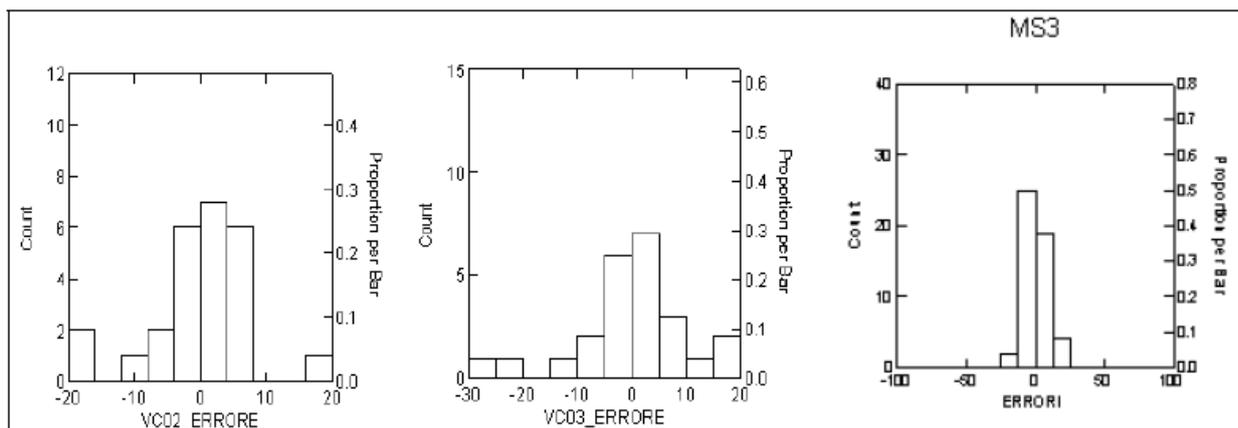


Figura 5. 5-Distribuzione degli errori di stima ottenute da Arpa (2005)

La lettura del cartogramma (figura 5.6), derivante dall'applicazione del kriging ordinario, conferma il comportamento continuo delle due aree idrogeologicamente separate.

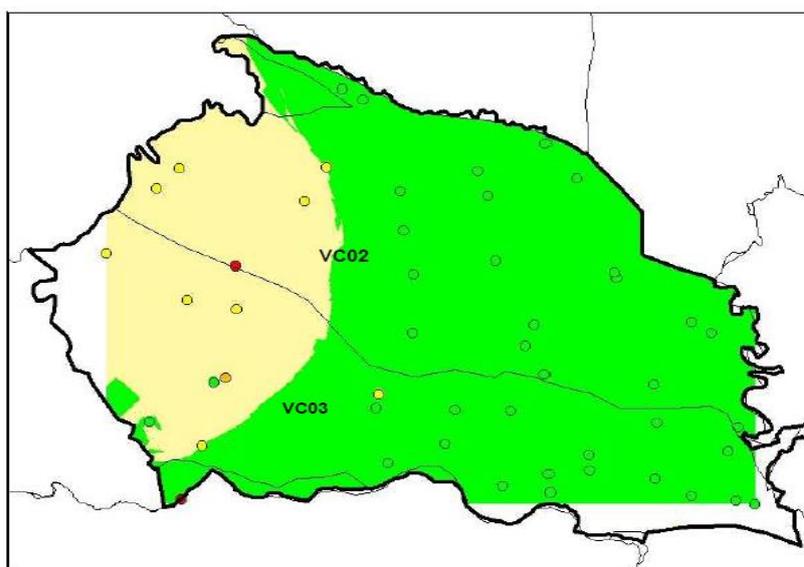


Figura 5. 6 - Cartogramma della concentrazione di nitrati ottenuto da Arpa (2005)

L'Arpa nella relazione finale inerente l'identificazione delle zone vulnerabili da nitrati e da prodotti fitosanitari riporta:

“In conclusione, in merito alla anomalia da nitrati, si può supporre poco significativa la separazione delle due aree idrogeologiche, che potrebbero essere trattate come aggregazione. Le analisi effettuate hanno messo in luce che, molto probabilmente, all'interno della macro-area sono presenti due settori, nelle quali le variabili incidenti sullo stato hanno un impatto molto diversificato. La localizzazione di tali zone individua due popolazioni distinte di dati,

distribuite in senso ortogonale rispetto all'attuale suddivisione delle aree idrogeologiche VC02 e VC03.”

Si riportano, in merito, due sezioni tra loro ortogonali dell'acquifero superficiale della macro-area MS03 (figure 5.7 e 5.8). L'analisi visiva del profilo piezometrico e del profilo altimetrico della base dell'acquifero superficiale sembrerebbe confermare la nuova suddivisione della pianura vercellese, in senso ortogonale rispetto a quella attuale, proposta dall'Arpa.

Si è ritenuto perciò opportuno procedere con l'analisi statistica e geostatistica delle concentrazioni sia dei nitrati che dei cloruri relativamente all'intera macro-area MS03, senza effettuare una analisi distinta per le due aree idrogeologicamente separate in cui è stata suddivisa.

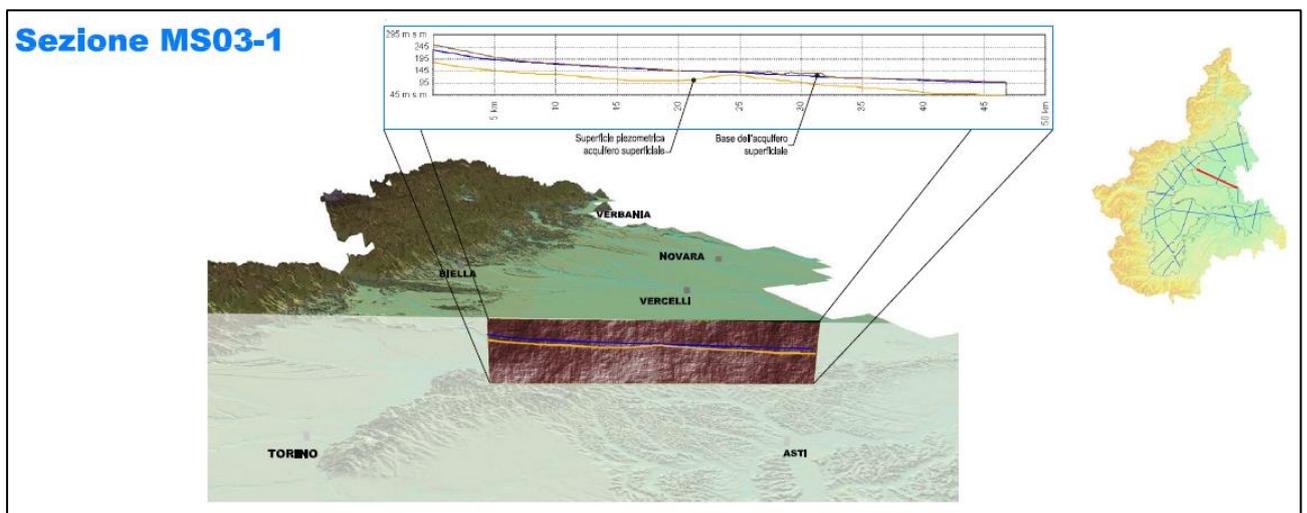


Figura 5. 7- sezione parallela alla direzione del flusso della falda superficiale

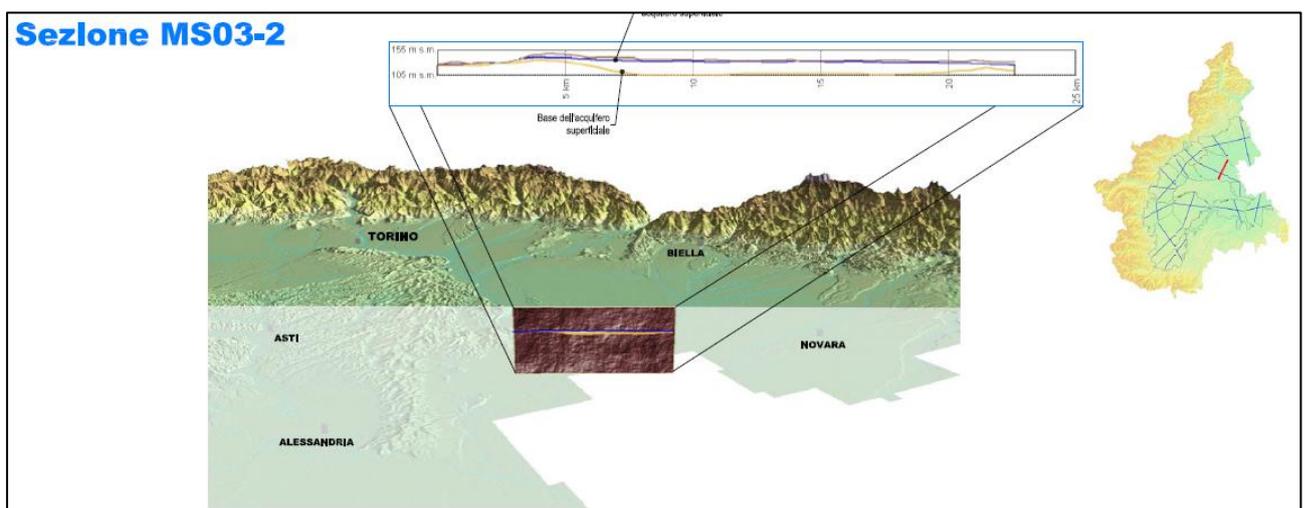


Figura 5. 8 sezione perpendicolare alla direzione del flusso della falda superficiale

5.2 Dati di stato relativi alle acque sotterranee

I dati di concentrazione dei soluti presenti nelle acque sotterranee derivano dalle Reti di Monitoraggio Regionali gestite dall'ARPA per conto della Direzione Pianificazione delle Risorse Idriche della Regione Piemonte. Tali dati sono disponibili sul portale GREASE della Regione Piemonte, in cui è possibile effettuare la ricerca in base alla rete di monitoraggio di interesse (automatica sotterranea, automatica superficiale, manuale sotterranea e manuale superficiale), alla provincia, al comune e al corpo idrico superficiale (fiume o lago).

Nel presente lavoro la rete di monitoraggio oggetto di studio è quella sotterranea che è suddivisa in automatica o manuale. La prima tipologia è composta da stazioni di misura che rilevano in automatico il livello piezometrico, ovvero il livello della falda rispetto alla base dell'acquifero, la soggiacenza, ovvero la posizione in profondità della falda rispetto al piano campagna e la temperatura dell'acqua con frequenza tri-giornaliera. La seconda tipologia è composta invece da stazioni in cui vengono misurate le concentrazioni delle diverse sostanze chimiche. In questo caso il rilevamento è effettuato manualmente con frequenza semestrale.

Tra quelli disponibili nella rete di monitoraggio sotterranea manuale, sono stati selezionati i seguenti dati alfanumerici:

- di concentrazione (nitrati e cloruri) per gli anni 2012,2013,2014,2015,2016,2017;
- anagrafica dei punti di monitoraggio.

Tali dati vengono visualizzati ed estratti in formato excel.

Nella tabella relativa alle misure di concentrazione vengono riportate le seguenti informazioni:

- valore del parametro;
- unità di misura;
- provincia, comune e località di ubicazione della stazione;
- data del prelievo;
- codice della stazione;
- tipologia di corpo idrico sotterraneo (falda superficiale o profonda).

Nella tabella relativa all'anagrafica dei punti di monitoraggio vengono riportate, in riferimento alla singola stazione, le seguenti informazioni:

- coordinate UTM.X e UTM.Y;
- data di inizio e fine del prelievo;

- provincia, comune e località di ubicazione;
- codice della stazione;
- tipologia di corpo idrico sotterraneo (falda superficiale o profonda).

Il codice della stazione consente di associare i valori di concentrazione presenti nella tabella delle misure alle corrispondenti coordinate UTM presenti nella tabella anagrafica, pertanto esso è fondamentale al fine di georeferenziare il singolo dato.

L'analisi effettuata prende in esame la macro-area MS03, la quale, come riportato nella tabella (5.4) si estende sul territorio delle provincie di Torino, Alessandria, Vercelli e Biella. Risulta, pertanto, necessario reperire l'intero dataset relativo a ciascuna provincia e successivamente, in ambiente GIS, selezionare unicamente le stazioni ricadenti all'interno dell'area di interesse e appartenenti alla falda superficiale.

La frequenza di campionamento relativa è semestrale, ma ai fini di un confronto con la valutazione dello stato chimico, che avviene con metodologia puntuale ed è basata sulle medie annuali rilevate in ciascun pozzo, si è proceduto con l'effettuare l'analisi geostatistica sulle concentrazioni mediate annualmente.

I dati di concentrazione elaborati sono stati dunque le medie annuali delle concentrazioni di nitrati e cloruri relative agli anni 2012,2013,2014,2015,2016 e 2017 all'interno della macro-area MS03.

Il dataset della concentrazione semestrale e di quella mediata per ciascun anno viene riportato nell'allegato 1.

Nella figura (5.11) viene riportata l'estensione della macroarea MS03 e la disposizione delle stazioni di monitoraggio al suo interno. Contestualmente nella tabella (5.8) viene riportata l'anagrafica relativa.

Le stazioni di monitoraggio sono le stesse negli anni 2013,2014,2015,2016 e 2017 e sono 42 in totale, mentre non sono disponibili i dati di concentrazione per l'anno 2012 nella stazione con codice 209300003.

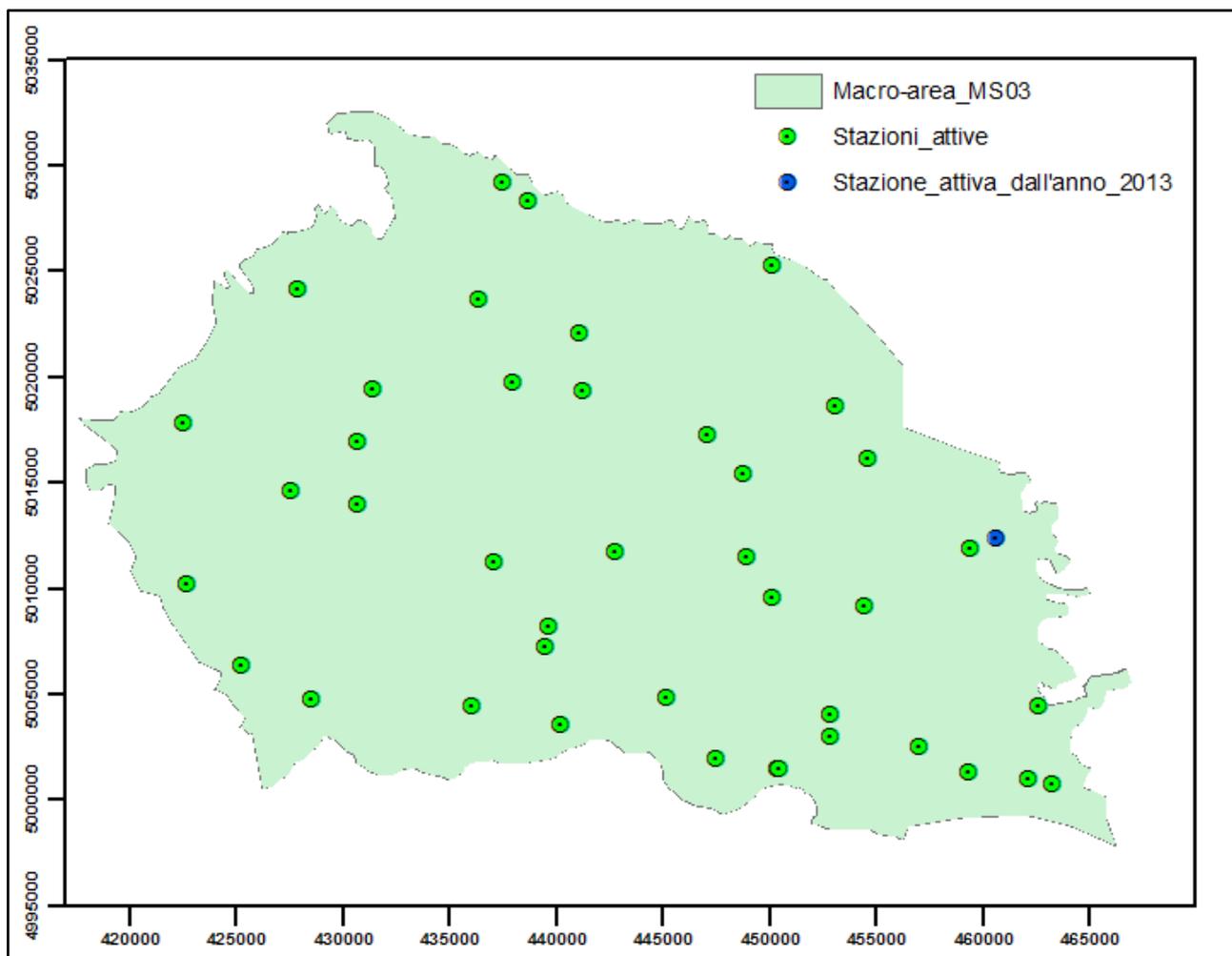


Figura 5. 9 - Disposizione delle stazioni di misura all'interno della macroarea MS03

Codice della stazione	Provincia	Comune	Falda	Data inizio	Utm X	Utm Y
00601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	FALDA SUPERFICIALE	04-04-2001	452986	5002995
00601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	FALDA SUPERFICIALE	04-04-2001	452945	5004061
00603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	FALDA SUPERFICIALE	02-04-2001	459428	5001273
00603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	FALDA SUPERFICIALE	21-03-2001	463395	5000727
00603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	FALDA SUPERFICIALE	21-03-2001	462220	5000967

00610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	FALDA SUPERFICIALE	26- 03- 2001	447585	5001945
00610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	FALDA SUPERFICIALE	28- 09- 2006	450502	5001473
00610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	FALDA SUPERFICIALE	04- 04- 2001	450553	5001499
00618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	FALDA SUPERFICIALE	19- 09- 2001	457099	5002479
00200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	FALDA SUPERFICIALE	12- 09- 2006	427985	5024126
00201100004	VERCELLI	BIANZE'	FALDA SUPERFICIALE	08- 05- 2000	430746	5016914
00201110001	VERCELLI	BIANZE'	FALDA SUPERFICIALE	09- 03- 2004	431471	5019404
00203210001	VERCELLI	CARISIO	FALDA SUPERFICIALE	17- 03- 2004	437604	5029166
00203200005	VERCELLI	CARISIO	FALDA SUPERFICIALE	07- 06- 2000	438769	5028253
00204200002	VERCELLI	CIGLIANO	FALDA SUPERFICIALE	10- 02- 2000	422577	5017781
00204700005	VERCELLI	COSTANZANA	FALDA SUPERFICIALE	03- 02- 2000	450209	5009561
00204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	FALDA SUPERFICIALE	04- 04- 2001	428597	5004724
00205210001	VERCELLI	CROVA	FALDA SUPERFICIALE	12- 09- 2006	438093	5019708
00205400003	VERCELLI	DESANA	FALDA SUPERFICIALE	31- 05- 2000	448995	5011471
00205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	FALDA SUPERFICIALE	28- 09- 2006	436132	5004469
00207010001	VERCELLI	LIGNANA	FALDA SUPERFICIALE	29- 08- 2006	448871	5015405
00207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	FALDA SUPERFICIALE	08- 05- 2000	427667	5014611

00207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	FALDA SUPERFICIALE	08- 05- 2000	430799	5013982
00208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	FALDA SUPERFICIALE	09- 03- 2004	462681	5004450
00209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	FALDA SUPERFICIALE	22- 04- 2002	440319	5003523
00209110001	VERCELLI	PERTENGO	FALDA SUPERFICIALE	09- 03- 2004	454559	5009141
00209310001	VERCELLI	PEZZANA	FALDA SUPERFICIALE	09- 03- 2004	459526	5011849
00209300003	VERCELLI	PEZZANA	FALDA SUPERFICIALE	09- 05- 2000	460675	5012364
00210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	FALDA SUPERFICIALE	23- 05- 2000	450255	5025245
00211810001	VERCELLI	RONSECCO	FALDA SUPERFICIALE	09- 03- 2004	442898	5011691
00212610001	VERCELLI	SALASCO	FALDA SUPERFICIALE	24- 03- 2004	441364	5019336
00212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	FALDA SUPERFICIALE	15- 05- 2000	447156	5017275
00212810001	VERCELLI	SALUGGIA	FALDA SUPERFICIALE	24- 03- 2004	422764	5010225
00212800006	VERCELLI	SALUGGIA	FALDA SUPERFICIALE	14- 03- 2001	425297	5006327
00213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	FALDA SUPERFICIALE	15- 05- 2000	441173	5022025
00213300006	VERCELLI	SANTHIA'	FALDA SUPERFICIALE	31- 05- 2000	436470	5023662
00214810001	VERCELLI	TRINO	FALDA SUPERFICIALE	29- 09- 2004	445275	5004805
00214810002	VERCELLI	TRINO	FALDA SUPERFICIALE	28- 09- 2006	437181	5011216
00214800007	VERCELLI	TRINO	FALDA SUPERFICIALE	22- 05- 2002	439583	5007245

0021480006	VERCELLI	TRINO	FALDA SUPERFICIALE	22- 05- 2002	439762	5008176
00215810001	VERCELLI	VERCELLI	FALDA SUPERFICIALE	16- 03- 2004	453185	5018585
00215800016	VERCELLI	VERCELLI	FALDA SUPERFICIALE	09- 05- 2000	454706	5016087

Tabella 5. 8 - Anagrafica delle stazioni di monitoraggio attive tra il 2012 e il 2017 all'interno della macroarea MS03. In blu è evidenziata la stazione di misura attiva dall'anno 2013.

5.3 Limiti di legge dei soluti chimici inquinanti e valutazione dello stato chimico

5.3.1 Quadro normativo

La Direttiva 2000/60/CE (Direttiva Quadro sulle Acque), recepita in Italia con il D. Lgs. 152/2006, pone tra gli obiettivi ambientali che gli Stati Membri devono raggiungere entro il 2015 l'ottenimento del buono stato chimico e quantitativo dei corpi idrici sotterranei ricadenti nel territorio dell'Unione Europea.

La Direttiva 2006/118/CE (Direttiva sulla Protezione delle acque sotterranee dall'inquinamento e dal deterioramento), recepita in Italia con il D. Lgs. 30/2009, integra la Direttiva 2000/60/CE, specificando, per quanto riguarda l'obiettivo del buono stato dei corpi idrici sotterranei di cui alla Direttiva 2000/60/CE, i criteri e la procedura per la valutazione dello stato chimico delle acque sotterranee.

Il D.Lgs. n. 30/2009, nel recepire la Direttiva 2006/118/CE, definisce i criteri e la procedura per la valutazione dello stato chimico dei corpi idrici sotterranei, riporta gli standard di qualità ambientale stabiliti a livello comunitario per nitrati e pesticidi (tabella 2 del decreto), ed individua, per un determinato set di parametri, i valori soglia adottati a livello nazionale ai fini della valutazione dello stato chimico delle acque sotterranee. Con il D.M. del 06/07/2016 sono state apportate modifiche all'Allegato 1 del D. Lgs. 152/06 (lettera B «Buono stato chimico delle acque sotterranee» parte A dell'allegato 1 della parte terza del D. lgs. 152/2006), con particolare riferimento alla tabella 3 (riportata nell'allegato() del presente lavoro), dove sono riportati i parametri ed i relativi valori soglia da utilizzare per la valutazione dello stato chimico delle acque sotterranee.

5.1.2 Valutazione dello stato chimico secondo il D.Lgs. n. 30/2009

La procedura stabilita dal D.lgs. 30/2009 prevede una valutazione dello stato chimico di tipo puntuale ovvero a livello di singola stazione di monitoraggio, verificando, per il valor medio annuo di ciascuno dei parametri richiesti, il superamento o meno del relativo standard di qualità ambientale o del valore soglia.

Se anche un solo parametro non rispetta i valori limite SQA o VS, alla stazione in esame viene attribuito lo stato chimico “scarso”, mentre se i valori di concentrazione di tutti i soluti sono inferiori ai corrispettivi limiti le viene attribuito lo stato chimico “buono”.

Tale classificazione risulta altresì utile ai fini della valutazione dello stato chimico globale dei corpi idrici sotterranei. La norma citata prevede che un acquifero sia considerato in stato chimico “buono” quando l’SQA o il VS è superato in uno o più siti di monitoraggio, che comunque rappresentino non oltre il 20 % dell’area totale, contrariamente si assegnerà ad essa lo stato chimico “scarso”.

Nella figura (5.12) è riportata la tabella 2 del D.Lgs. n. 30/2009 in cui sono inclusi gli standard di qualità individuati a livello comunitario, che definiscono, tra gli altri, lo standard di qualità ambientale (SQA) per i nitrati.

Il valore soglia (VS) per i cloruri, riportato nella tabella 3 del D.Lgs. n. 30/2009, è pari a 250 mg/L.

Tabella 2- Standard di qualità

PARAMETRO	Standard di qualità
Nitrati	50 mg/L
Sostanze attive nei pesticidi, compresi i loro pertinenti metaboliti, prodotti di degradazione e di reazione *	0,1µg/L 0,5µg/L (totale) **

Figura 5. 12- Tabella 2 del D.Lgs.n 30/2009

5.4 Metodologie per la valutazione dello stato chimico e dell'impatto ambientale

Nella presente tesi si è ritenuto opportuno confrontare la valutazione dello stato chimico di tipo puntuale prevista dalla normativa vigente con la valutazione dello stato chimico proposta, derivante dall'analisi geostatistica.

Il metodo puntuale prevede di:

- considerare le N stazioni di misura all'interno dell'acquifero come rappresentative di un'area pari al rapporto $area\ totale/N$
- valutare la percentuale di stazioni attive nel periodo di riferimento che superano le soglie di concentrazione SQA e VS

I metodi geostatistici, invece, partendo dai rilevamenti effettuati nelle stazioni di misura consentono una stima delle concentrazioni fornendo una spazializzazione delle stesse sull'intera area.

Conseguentemente, l'attribuzione dello stato "scarso" alla macro-area in esame si ottiene quando l'area complessiva in stato "scarso", determinata attraverso metodo puntuale o metodo geostatistico, sia superiore al 20% della superficie totale. Viceversa, l'attribuzione dello stato "buono" alla macro-area si ottiene quando l'area complessiva in stato "buono" sia superiore al 80% della superficie totale, come riportato nel seguente schema:

- MS03 SCARSO
$$\begin{cases} \text{se area complessiva in stato BUONO} < 80 \% \\ \text{se area complessiva in stato SCARSO} > 20 \% \end{cases} \quad (5.6)$$

- MS03 BUONO
$$\begin{cases} \text{se area complessiva in stato BUONO} > 80 \% \\ \text{se area complessiva in stato SCARSO} < 20 \% \end{cases} \quad (5.7)$$

Tuttavia, al di là di questo aspetto (richiesto dalla normativa vigente), risulta altresì fondamentale comprendere i processi ambientali che sono alla base di quei superamenti, per cercare di capire nel dettaglio le fenomenologie in atto, anche nell'ottica di un perfezionamento degli interventi per la gestione e pianificazione del territorio sul quale insistono le pressioni che generano gli impatti.

In tale prospettiva ricopre un ruolo importante non solo stabilire il superamento di un limite di concentrazione previsto dalla normativa (in funzione della percentuale di area interessata), ma anche la presenza di una determinata sostanza nel contesto ambientale di riferimento, così come l'evoluzione di tale "presenza" sulla matrice acque sotterranee nel corso degli anni.

Al riguardo, sono stati definiti dei criteri per identificare l'impatto, in relazione al riscontro dei contaminanti.

In questo caso si è fatto riferimento al D.Lgs.n.152/99, abrogato dal D.Lgs.n.152/2006, nel quale lo stato chimico dei corpi idrici sotterranei veniva classificato in 5 classi differenti (definite al punto 4.4.2 dell'Allegato 1 del decreto) secondo il seguente schema:

Classe 1	Impatto antropico nullo o trascurabile con pregiate caratteristiche idrochimiche;
Classe 2	Impatto antropico ridotto e sostenibile sul lungo periodo e con buone caratteristiche idrochimiche
Classe 3	Impatto antropico significativo e con caratteristiche idrochimiche generalmente buone, ma con alcuni segnali di compromissione;
Classe 4	Impatto antropico rilevante con caratteristiche idrochimiche scadenti;
Classe 0 (*)	Impatto antropico nullo o trascurabile ma con particolari facies idrochimiche naturali in concentrazioni al di sopra del valore della classe 3

Tabella 5. 9- Classificazione dei corpi idrici sotterranei prevista dal D.Lgs.n.152/99

Ai fini della classificazione, si procede in maniera analoga a quanto descritto in precedenza, utilizzando il valore medio rilevato nel periodo di riferimento per ogni parametro.

Di seguito si riporta la tabella (5.10) per la classificazione chimica in base ai parametri di base, che è stata utilizzata per studiare la fenomenologia in atto nella macroarea MS03 riguardante l'impatto dei due soluti chimici precedentemente descritti, nitrati e cloruri, durante il sessennio 2012-2017.

Parametro	U.M.	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 0
Conducibilità elettrica	$\mu\text{S}/\text{cm}(20^\circ\text{C})$	≤ 400	≤ 2500	≤ 2500	> 2500	> 2500
Cloruri	mg/L	≤ 25	≤ 250	≤ 250	> 250	> 250
Manganese	$\mu\text{g}/\text{L}$	≤ 20	≤ 50	≤ 50	> 50	> 50
Ferro	$\mu\text{g}/\text{L}$	< 50	< 200	≤ 200	> 200	> 200
Nitrati	mg/L di NO_3	≤ 5	≤ 25	≤ 50	> 50	
Solfati	mg/L di SO_4	≤ 25	≤ 250	≤ 250	> 250	> 250
Ione ammonio	mg/L di NH_4	≤ 0.05	≤ 0.5	≤ 0.5	> 0.5	> 0.5

Tabella 5. 10 - Classificazione in base ai parametri chimici di base prevista dal D.Lgs.n.152/99

6. Elaborazioni Geostatistiche

Si riportano nel seguito le elaborazioni geostatistiche effettuate sui dataset relativi alle concentrazioni medie di cloruri e nitrati, ottenute dai due campionamenti semestrali per il sessennio 2012-2017 nella macroarea MS03. La prima tecnica di stima utilizzata è il kriging universale, che nell'ipotesi di stazionarietà della media assume la versione più semplice di kriging ordinario.

I passaggi effettuati sono stati:

1. Analisi statistiche sui dataset allo scopo di individuare:
 - parametri statistici della distribuzione;
 - normalità, valutata attraverso test di Lilliefors e adattamento alla gaussiana standard;
 - presenza di outliers, rilevati attraverso l'utilizzo del diagramma box-plot;
 - presenza di deriva, valutata attraverso visualizzazione grafica della distribuzione spaziale delle concentrazioni.
2. Trasformazione di potenza dei dati nel caso di non normalità della distribuzione del dataset originale e ripetizione delle analisi statistiche sul dataset trasformato.
3. Stima del variogramma empirico omnidirezionale e direzionale al fine di confermare le assunzioni sulla natura della FA dedotte preliminarmente nei punti 1 e 2:
 - stazionarietà del secondo ordine o intrinseca;
 - effetto degli outliers;
 - presenza di deriva;
 - presenza di anisotropia zonale.
4. Rimozione del trend, se presente, attraverso un polinomio di grado n stimato mediante il metodo dei minimi quadrati e conseguente stima del variogramma empirico (omnidirezionale e direzionale) relativo ai residui ottenuti.
5. Adattamento dei modelli di variogramma, considerando sia l'ipotesi di isotropia che di anisotropia geometrica del mezzo nel caso di rapporto tra range maggiore e range minore maggiore di 1,2.
6. Scelta del modello migliore mediante validazione del kriging ordinario o universale nel caso sia stato rilevato un trend .
7. Mappatura delle concentrazioni stimate mediante la tecnica di kriging e il variogramma modello scelti con mappatura dell'interquantile per valutare la precisione della stima (nel caso di kriging non lineare la stima è ottenuta mediante la trasformazione inversa a quella di potenza).

Successivamente, è stata applicata un'altra tecnica di stima denominata indicator kriging, attraverso i seguenti passaggi:

8. Conversione del dataset originario in valori binari (0,1) utilizzando un valore soglia, stima del variogramma empirico (omnidirezionale e direzionale) e ripetizione del punto 5.
9. Ripetizione dei punti 6 e 7 utilizzando il kriging indicatore sul dataset binario ottenuto. In questo caso la stima fornisce la probabilità di superamento (o non superamento) del valore soglia e l'interquantile viene sostituito dalla mappatura dell'errore standard.

L'interquantile risulta più utile e indicativo nel valutare l'affidabilità della stima ma non è determinabile per dati di tipo binario. Inoltre, l'indicator kriging è stato applicato solamente ai dataset privi di deriva in quanto al seguito della trasformazione binaria non è più possibile individuare la presenza del trend. Infatti l'indicator kriging utilizza lo stesso sistema di equazioni del kriging ordinario, valido nell'ipotesi di media costante.

Come si vedrà nel seguito le due sostanze analizzate presentano una struttura spaziale molto differente tra loro, la quale risulta però praticamente costante lungo il sessennio per ognuna di esse. Tale comportamento è dovuto alla bassissima velocità delle acque di falda come visto nel capitolo 5.

Le concentrazioni di cloruri relative al singolo anno possono essere modellate da una FA stazionaria del secondo ordine. Sono caratterizzate da una media costante e la varianza può essere assunta finita. Nonostante nei primi tre anni il dataset dei cloruri non superi il test di Lilliefors, si è ritenuto opportuno eseguire l'analisi sui dati originali oltre a quella sui trasformati poiché la non normalità è imputabile alla presenza di pochi outliers, peraltro di valore contenuto rispetto ai limiti di legge.

Diverso è il caso dei nitrati, caratterizzati lungo tutto il sessennio da un trend evidente delle concentrazioni all'interno dell'acquifero. Come già riscontrato dall'Arpa nel triennio 2001-2002-2003, all'interno della macroarea MS03 si individuano due popolazioni distinte di dati, con concentrazioni elevate nella parte Ovest mentre a Est risultano quasi nulle.

Tutti i dataset dei nitrati non superano il test di Lilliefors e non si sono rilevati outliers. Anche dopo la trasformazione potenza dei dati permane la presenza di deriva spaziale; si è pertanto proceduto con la rimozione del trend rilevato e l'applicazione del kriging universale. Non è stato possibile dunque effettuare il confronto con la predizione derivante dall'indicator kriging

come nel caso dei cloruri. Nonostante tutti i dataset originali dei nitrati non presentino distribuzione normale, il kriging univesale è stato eseguito anche su questi ultimi al fine di confrontare l'area a rischio stimata mediante kriging universale lineare con quella stimata dal kriging universale non lineare, in quanto l'interquantile delle concentrazioni stimate da questa seconda metodologia dipende fortemente dal valore della stima.

Le medie annuali delle concentrazioni delle sostanze analizzate non risultano mai superiori ai limiti di normativa pertanto in relazione ad esse la macroarea MS03 risulta in stato chimico buono. Il confronto tra metodi di stima geostatistici e metodo di media puntuale è stato possibile solo in termini di impatto ambientale imponendo un valore limite pari a 25 mg/l (valore soglia) sia per i nitrati che per i cloruri.

Nel kriging ordinario e universale è stata calcolata l'area che presenta valore superiore al valore soglia, mentre nel caso dell'indicator kriging è stata stimata l'area che presenta una probabilità di superamento tra il 75% e il 100%.

La valutazione dell'impatto ambientale è riportata al termine delle elaborazioni nel capitolo 7 e le mappature sono riportate tutte nel paragrafo 3 del presente capitolo

In riferimento al primo step dell'analisi, si riportano le formule utilizzate per il calcolo dei parametri statistici per il generico dataset costituito da N punti:

- Media campionaria

$$\bar{z} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i \quad (6.1)$$

- Varianza campionaria indistorta:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})^2 \quad (6.2)$$

- Deviazione standard indistorta:

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2} \quad (6.3)$$

- Coefficiente di asimmetria (skewness)

$$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})^3}{\left[\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})^2 \right]^{3/2}} \quad (6.4)$$

- Curtosi

$$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})^2 \right]^2} \quad (6.5)$$

Infine, la mediana coincide con il valore in posizione centrale per N dispari mentre se quest'ultimo è pari viene stimata come media dei due valori in posizione $\left(\frac{N}{2}\right)$ e $\left(\frac{N}{2} + 1\right)$. La mediana divide il campione in due parti di uguale numerosità, delle quali il primo ed il terzo quartile sono le mediane.

In riferimento al terzo punto dell'analisi il variogramma empirico è stato stimato mediante la regola proposta da Journel e Huijbregts (1978) descritta nel capitolo 2. L'adattamento dei variogrammi modello (punto 5) è stato eseguito mediante il metodo dei minimi quadrati pesati e per la loro validazione (punto 6) si sono utilizzati i parametri dati dalle formule (3.23), (3.24), (3.25), (3.26) indicate nelle tabelle rispettivamente come E , E/σ , SQM, SQMS. Si è aggiunto un ulteriore parametro di convalida detto smoothing, espresso dal rapporto tra la varianza dei dati z e la varianza delle stime \hat{z} nei punti di misura:

$$Smooth = \frac{\sigma_z^2}{\sigma_{\hat{z}}^2} \quad (6.6)$$

Tali parametri vengono considerati solo nel caso in cui gli errori $(z - \hat{z})$ abbiano distribuzione normale. In caso contrario la convalida non è da ritenersi significativa.

6.1 Cloruri

Elaborazioni 2012

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore [mg/l]	UTM-X [m]	UTM-Y [m]
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	1,55	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	20,7	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	16,55	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	16,1	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	16	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	24,75	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	1,9	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	9,9	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	13,65	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	15,55	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	8,65	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	11,2	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	9,85	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	10,15	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	13,4	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	16,95	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	8,75	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	8,4	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	20,55	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	20,6	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	13,65	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	20,7	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	9,65	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	18,35	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	16,1	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	19,25	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	28	459526	5011849
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	16,1	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	19,15	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	18,35	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	1,4	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	17	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	8,5	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	12,15	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	9,2	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	19,85	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	13,5	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	45,45	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	40	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	39,6	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	29,85	454706	5016087

Tabella 1-Tabella relativa alla media dei due campionamenti semestrali dei cloruri per l'anno 2012

Parametri statistici del dataset

N°campioni	41
Minimo [mg/l]	1,40
Massimo [mg/l]	45,45
Media [mg/l]	16,61
dev.std	9,53
varianza	90,78
skewness	1,15
curtosi	4,68
quartile 0,25 [mg/l]	9,89
Mediana [mg/l]	16,10
quartile 0,75 [mg/l]	20,03
Interquartile [mg/l]	10,14
valore LI [mg/l]	-5,32
valore LS [mg/l]	35,23
Outliers [mg/l]	39,60
	40,00
	45,45

Tabella 6. 1 Tabella 2-Parametri statistici del dataset (cloruri 2012)

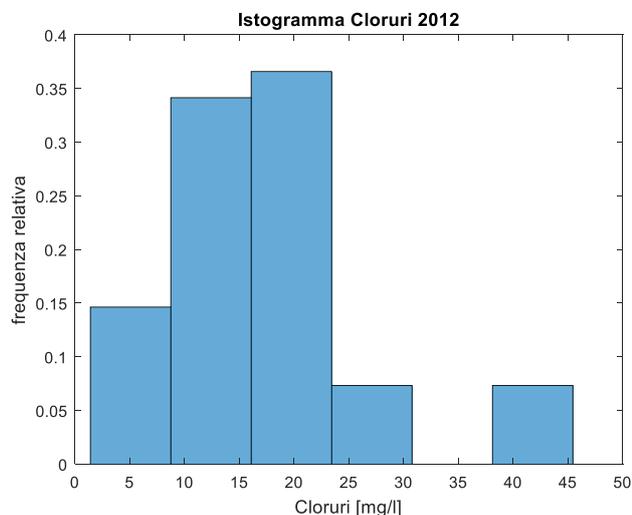


Figura 6. 1 Tabella 2- Istogramma delle frequenze relative (cloruri 2012)

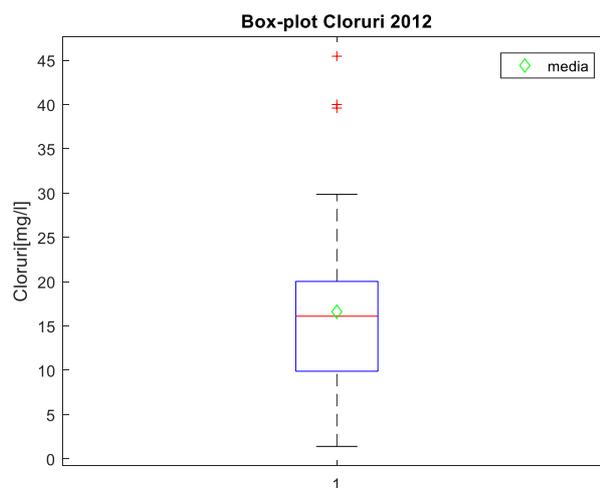


Figura 6. 2 Tabella 3- Box -plot (cloruri 2012)

Come evidenziato dalla figura (6.2) il dataset presenta 3 outliers (valori in tabella 6.1)

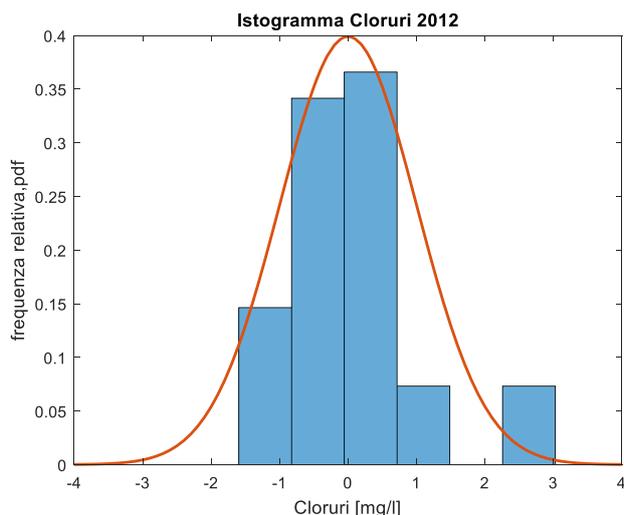


Figura 6. 4 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (cloruri 2012)

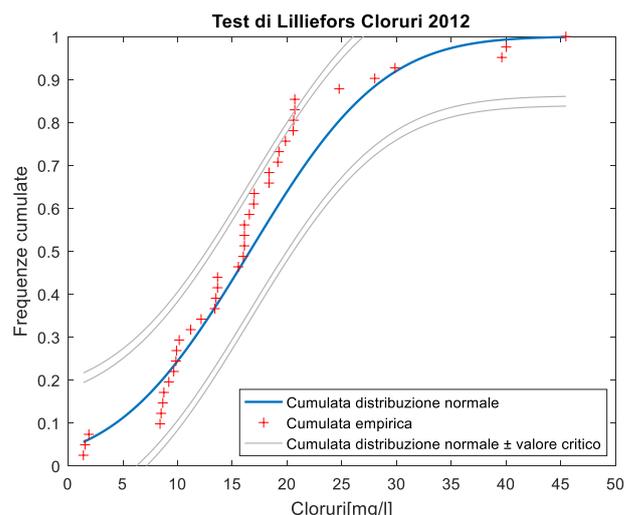


Figura 6. 3 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (cloruri 2012)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1384	0,1875
0,01	0,1610	

Tabella 6. 2 Risultato del test di Lilliefors (cloruri 2012)

Il test (tabella 6.2 e figura 6.3) non risulta superato per entrambi i livelli di significatività. La causa tuttavia può essere imputabile alla presenza degli outliers rilevati come si evince dalla figura (6.4)

Analisi del trend

Dalla figura (6.5) non si riscontra un trend nella distribuzione spaziale delle concentrazioni. Dato il risultato del test di Lilliefors si procede con la trasformazione di potenza.

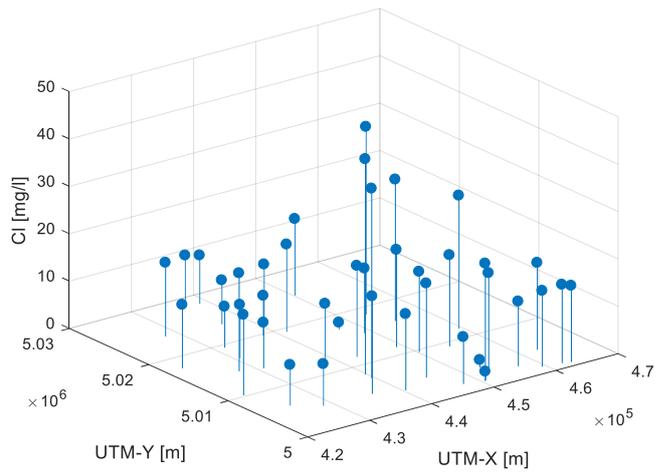


Figura 6. 5 Andamento spaziale della concentrazione (cloruri 2012)

Trasformazione potenza

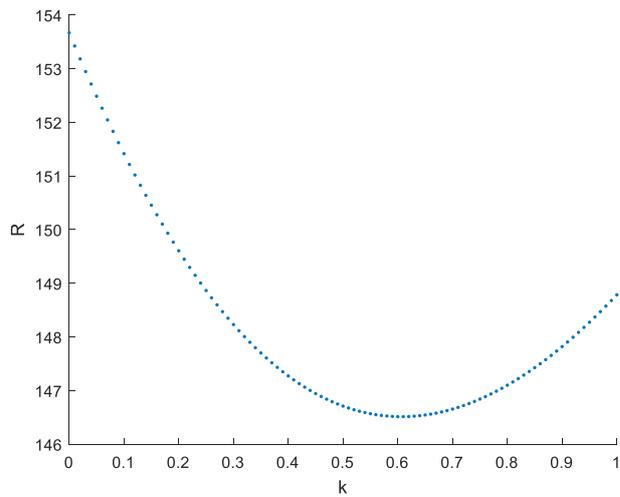


Figura 6. 6 Andamento del valore R in funzione del valore di k della trasformazione (cloruri 2012)

- $R_{min} = 146,5$
- $k_{opt} = 0,63$

Campione Trasformato

N°campioni	41
minimo	0,38
massimo	15,99
media	7,38
dev.std	3,35
varianza	11,20
skewness	0,33
curtosi	3,80
quartile 0,25	5,14
mediana	7,55
quartile 0,75	8,90
interquartile	3,76
valore LI	-0,5
valore LS	14,54
outliers	14,63
	15,99

Tabella 6. 3 Parametri statistici del dataset trasformato

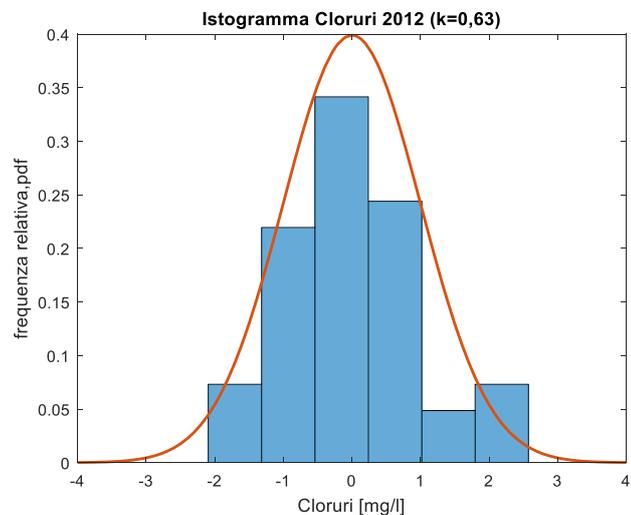


Figura 6. 7 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (cloruri 2012 trasformati)

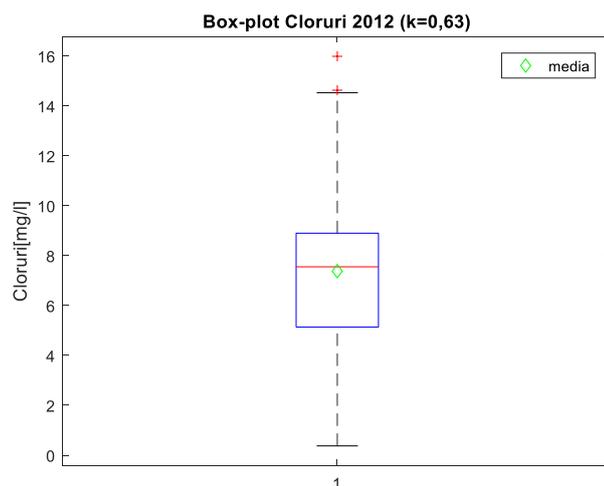


Figura 6. 8 Box -plot (cloruri 2012 trasformati)

Come si evince dalla figura (6.7) il dataset trasformato è caratterizzato da una distribuzione che si adatta maggiormente alla distribuzione gaussiana rispetto al caso del dataset originale. Tuttavia, dalla figura (6.8) risultano presenti ancora due outliers.

Si valuta l'efficacia della trasformazione attraverso il test di Lilliefors sul dataset trasformato.

Test di Lilliefors sui trasformati

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1369	0,1547
0,01	0,1595	

Tabella 6. 4 Risultato del test di Lilliefors (cloruri 2012 trasformati)

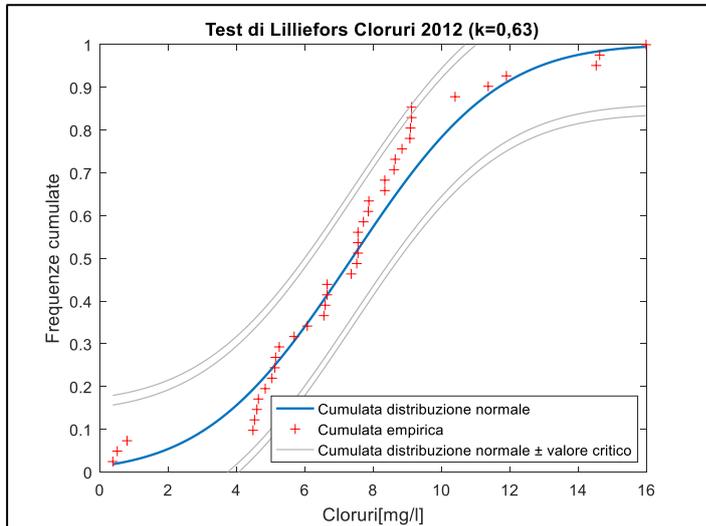


Figura 6. 9 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (cloruri 2012 trasformati)

Il test di Lilliefors risulta superato con un livello di significatività $\alpha = 0,01$

Variogramma kriging ordinario

- Empirico (originali)

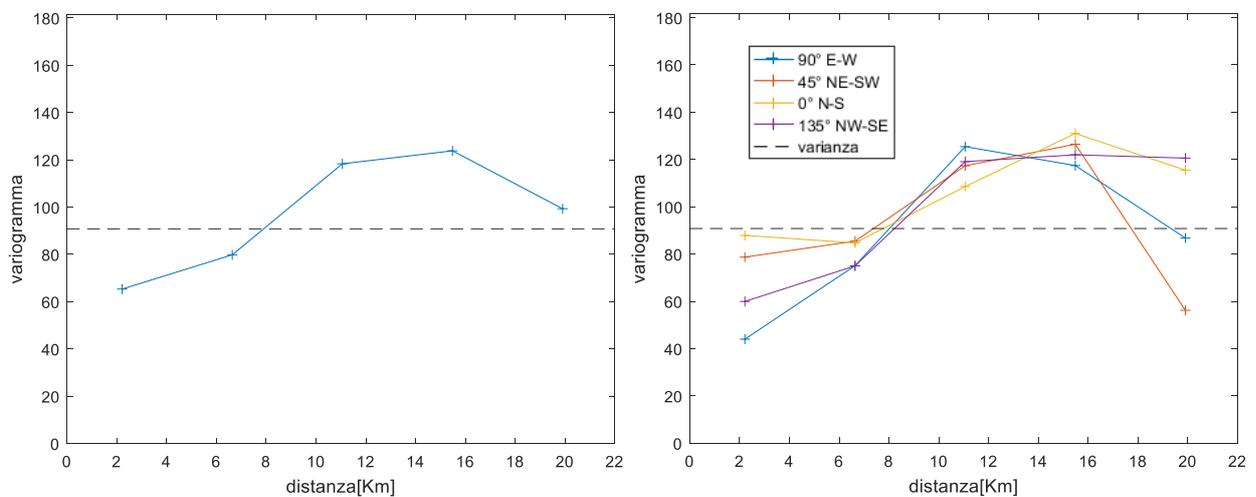


Figura 6. 10 Variogramma empirico omnidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) relativi ai dati originali (cloruri 2012)

- Empirico (trasformati)

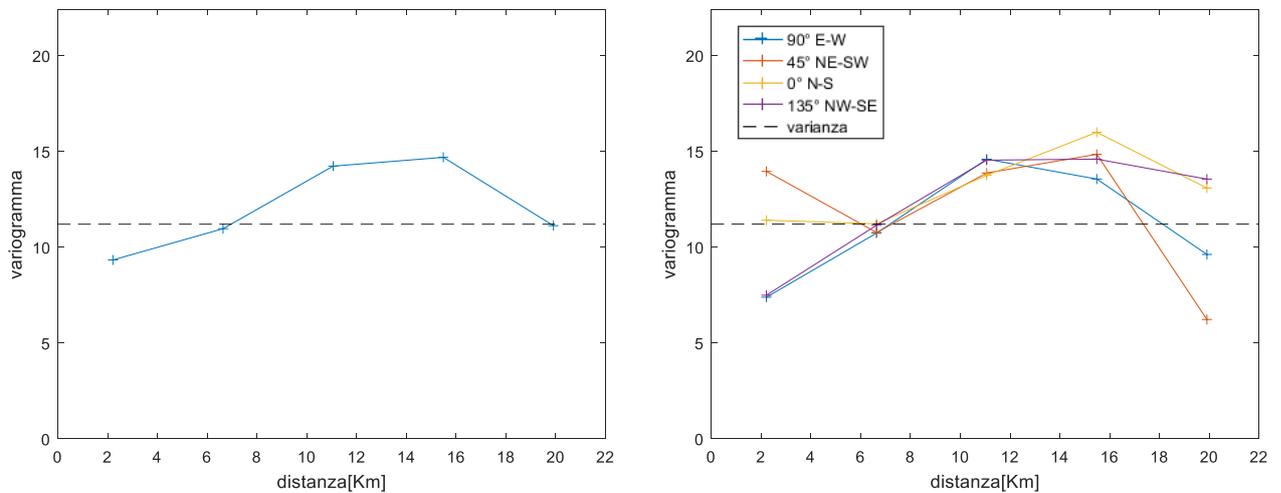


Figura 6. 11 Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati trasformati (cloruri 2012 trasformati)

L'andamento del variogramma isotropo mostra come la presenza dei tre outliers rilevati condizioni il sill del variogramma che non si attesta perfettamente sulla varianza del set dei dati originali.

Il variogramma del set trasformato mostra un andamento simile; In questo caso gli outliers rilevati sono solo due e il sill risulta più vicino alla varianza campionaria. I variogrammi direzionali mostrano un andamento molto simile tra loro e non si rileva anisotropia zonale.

- Modelli applicati

Cloruri 2012	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Originali	Sferico	35,57	80,38	115,95	14100
	Esponenziale	10,00	109,25	119,25	14100
	Gaussiano	51,60	65,61	117,21	12900
Trasformati	Sferico	6,38	7,22	13,61	12600
	Esponenziale	2,42	11,27	13,69	10300
	Gaussiano	7,90	5,79	13,68	11400

Tabella 6. 5 Coefficienti ottenuti per i modelli isotropi mediante minimi quadrati pesati

Cloruri 2012	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	Smooth	α=5%	α=1%
Originali	Sferico	0,99	0,12	0,01	8,21	2,93	1	1
	Esponenziale	1,32	0,20	0,01	8,33	2,35	1	0
	Gaussiano	0,97	0,06	0,00	8,32	3,29	1	1
Trasformati	Sferico	0,97	-0,02	-0,01	3,10	4,32	1	0
	Esponenziale	1,21	-0,02	-0,01	3,24	2,77	1	0
	Gaussiano	0,93	-0,01	0,00	3,06	4,62	0	0

Tabella 6. 6 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli isotropi

Cloruri 2012	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Originali	Sferico	44,90	70,36	115,26	13724	11440	1,20	52
	Esponenziale	24,15	93,57	117,72	14289	11173	1,28	39
	Gaussiano	59,20	57,27	116,47	12694	10631	1,19	56
Trasformati	Sferico	7,81	5,71	13,52	12653	10510	1,20	69
	Esponenziale	4,96	8,59	13,55	11150	8327	1,34	66
	Gaussiano	9,02	4,55	13,58	11850	9335	1,27	67

Tabella 6. 7 Coefficienti ottenuti per i modelli anisotropi mediante minimi quadrati pesati

Cloruri 2012	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	Smooth	α=5%	α=1%
Originali	Sferico	0,91	-0,02	-0,01	8,19	3,41	1	0
	Esponenziale	1,01	0,13	0,01	8,26	3,02	0	0
	Gaussiano							
Trasformati	Sferico	0,91	-0,04	-0,01	3,11	5,11	0	0
	Esponenziale	0,98	-0,10	-0,03	3,19	3,69	1	1
	Gaussiano	0,88	-0,05	-0,01	3,06	5,28	0	0

Tabella 6. 8 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli anisotropi

- **Modello scelto e mappa di predizione**

È stato scelto il modello esponenziale anisotropo adattato al variogramma dei dati originali in quanto presenta il SQMS migliore e i residui risultano distribuiti secondo una p.d.f. normale.

Nelle figure (6.12), (6.13), (6.14) e (6.15) viene riportato l'adattamento del modello scelto rispettivamente nelle direzioni E-W, NE-SW, N-S, NW-SE.

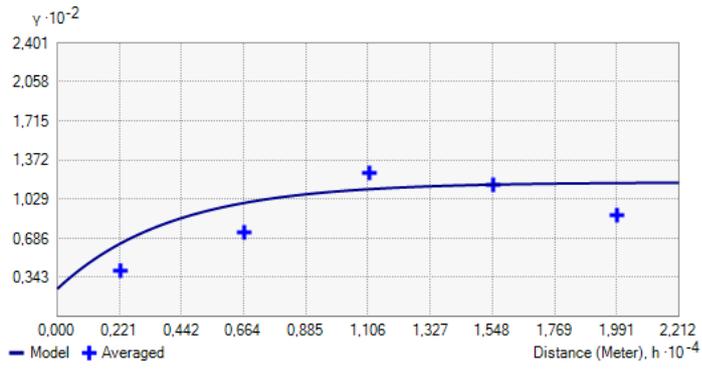


Figura 6. 12- modello esponenziale adattato al variogramma empirico in direzione E-W

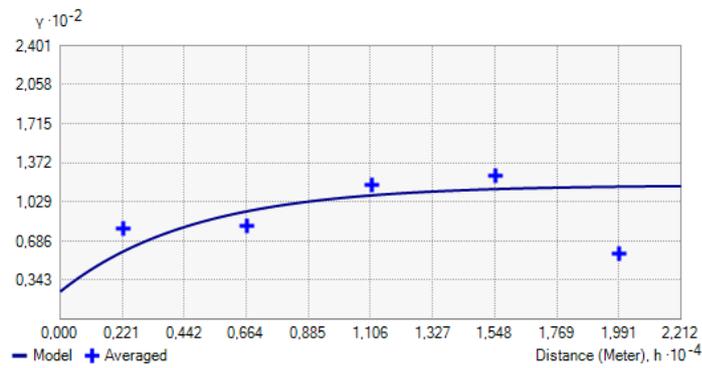


Figura 6. 13- modello esponenziale adattato al variogramma empirico in direzione NE-SW

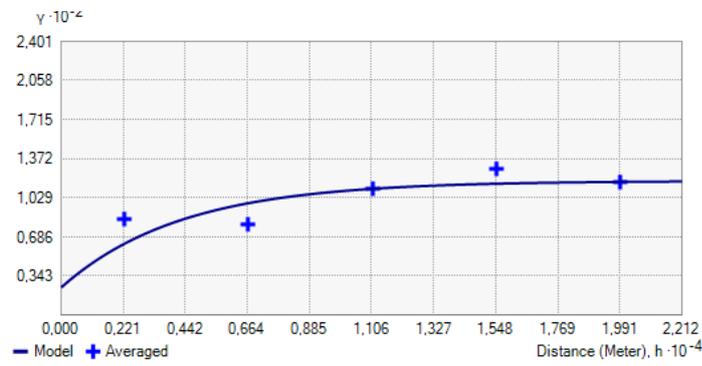


Figura 6. 14 modello esponenziale adattato al variogramma empirico in direzione N-S

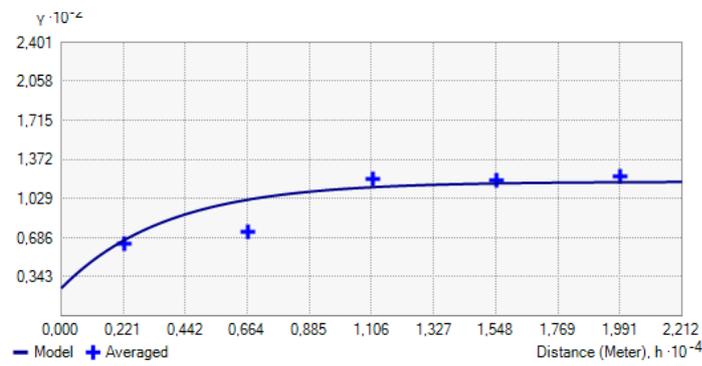


Figura 6. 15 modello esponenziale adattato al variogramma empirico in direzione NW-SE

Variogramma indicator kriging

Valore soglia = 25 mg/l

- Empirico

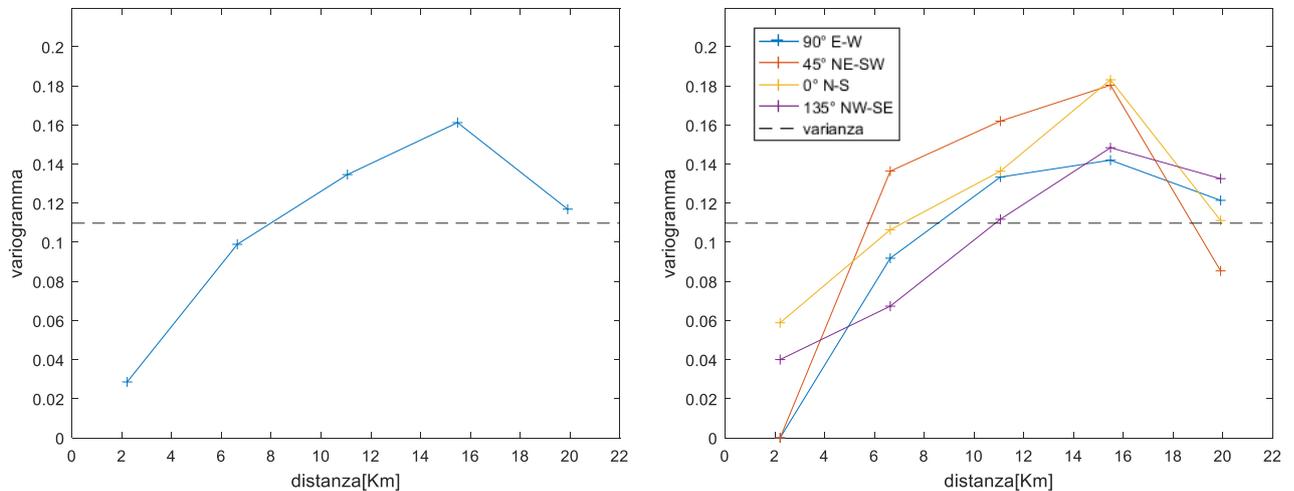


Figura 6. 12 Variogramma empirico omnidirezionale e direzionale del dataset binario

Il variogramma empirico del dataset binario mostra un comportamento simile a quello relativo al dataset originale. Non si rileva anche qui anisotropia zonale nell'analisi dei variogrammi direzionali.

- Modelli

Cloruri 2012	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Binari (0,1)	Sferico	0,00	0,17	0,17	19500
	Esponenziale	0,10	0,03	0,14	15400
	Gaussiano	0,00	0,14	0,14	11200
	Potenza	0,0122	0,0205		0,7

Tabella 6. 9 Coefficienti ottenuti per i modelli isotropi mediante minimi quadrati pesati

Cloruri 2012	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,82	0,03	0,10	0,19
	Esponenziale	0,83	0,00	0,00	0,30
	Gaussiano	0,98	0,05	0,30	0,20
	Potenza	0,81	0,01	0,03	0,22

Tabella 6. 10 Parametri ottenuti dalla -validazione dei modelli isotropi

Cloruri 2012	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Binari (0,1)	Sferico	0,00	0,16	0,16	17966	13526	1,33	46
	Esponenziale	0,09	0,04	0,13	16291	13946	1,17	49
	Gaussiano	0,01	0,14	0,14	10745	8695	1,24	45

Tabella 6. 11 Coefficienti ottenuti per i modelli anisotropi mediante minimi quadrati pesati

Cloruri 2012	Parametri cross-validazione modello (direzionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,80	0,03	0,08	0,21
	Esponenziale				
	Gaussiano	0,78	0,04	0,12	0,22

Tabella 6. 12 Parametri ottenuti dalla-validazione dei modelli isotropi

- Modello scelto

Il modello gaussiano isotropo presenta un SQMS rilevantemente migliore di quello degli altri modelli ed è stato scelto per effettuare la predizione.

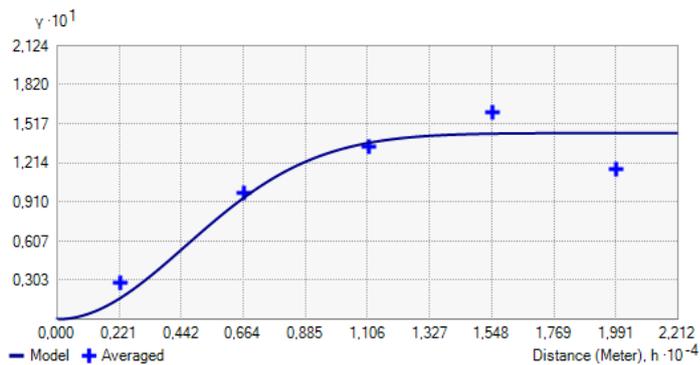


Figura 6. 13 Modello gaussiano isotropo adattato al variogramma empirico dei dati binari

Elaborazioni 2013

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	19,7	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	1,8	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	17,85	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	15,4	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	15,7	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	28,15	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	1,85	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	9,55	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	14,15	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	16,5	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	8,8	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	14,7	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	10,8	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	11,8	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	13,6	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	20,5	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	8,85	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	9,3	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	21,95	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	35,1	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	18,8	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	19,45	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	16,85	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	20,25	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	23,6	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	19,9	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	18,65	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	10,95	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	15,75	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	18,55	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	19,35	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	5,9	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	12,45	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	8,6	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	12,3	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	16,65	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	24,9	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	15,55	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	46,2	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	34,6	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	57,7	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	31,5	454706	5016087

Tabella 6. 13 Dataset relativo alle medie annuali delle concentrazioni di cloruri nell'anno 2013

Parametri statistici

N°campioni	42
minimo	1,80
massimo	57,70
media	18,20
dev.std	10,70
varianza	114,41
skewness	1,62
curtosi	6,60
quartile 0,25	11,80
mediana	16,58
quartile 0,75	20,25
interquartile	8,45
valore LI	-0,88
valore LS	32,93
outliers	34,60
	35,10
	46,20
	57,70

Tabella 6. 14 Parametri statistici del dataset (cloruri 2013)

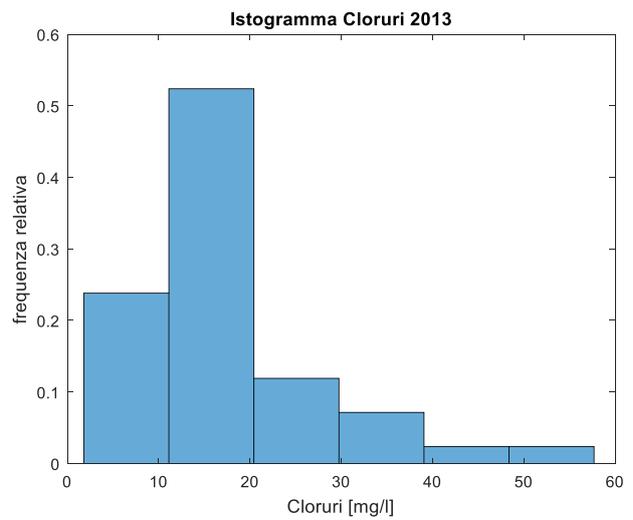


Figura 6. 14 Istogramma delle frequenze relative (cloruri 2013)

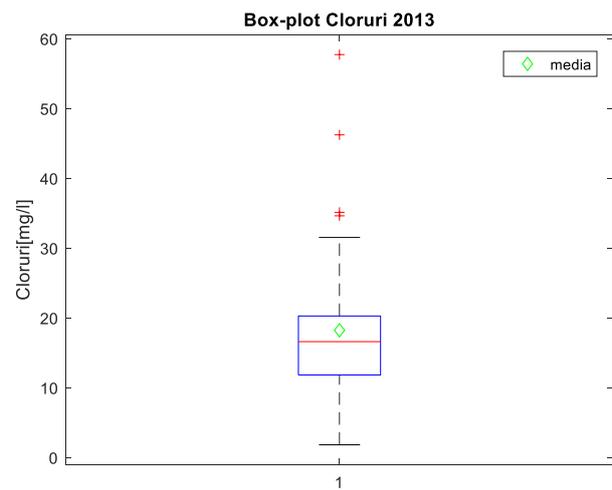


Figura 6. 15 -Box-plot(cloruri 2013)

Come evidenziato dalla figura (6.19) il dataset presenta 4 outliers (valori in tabella 6.14)

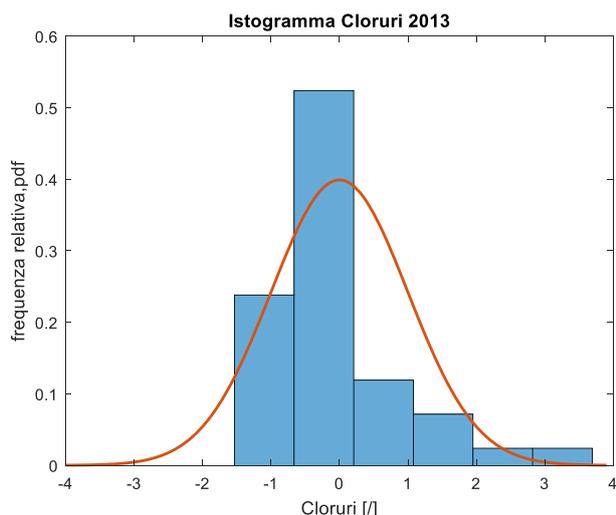


Figura 6. 20 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (cloruri 2013)

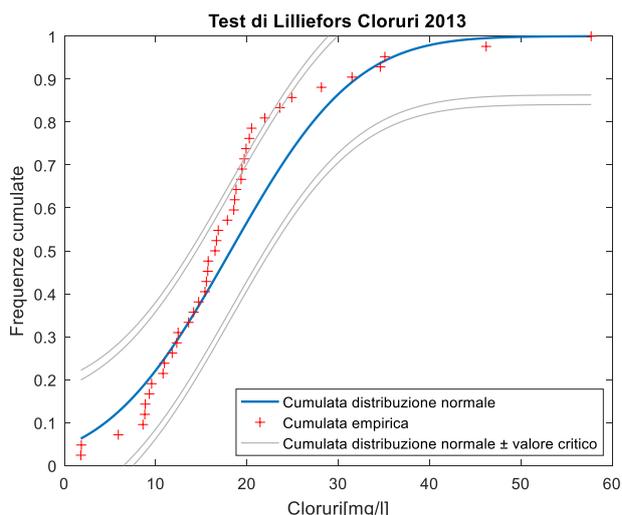


Figura 6. 21 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (cloruri 2013)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,2007
0,01	0,1591	

Tabella 6. 15 Risultati del test di Lilliefors (cloruri 2013)

Il test di Lilliefors (tabella 6.15 e figura 6.21) non risulta superato per entrambi i livelli di significatività. Si procede pertanto con la trasformazione di potenza del dataset.

Analisi del trend

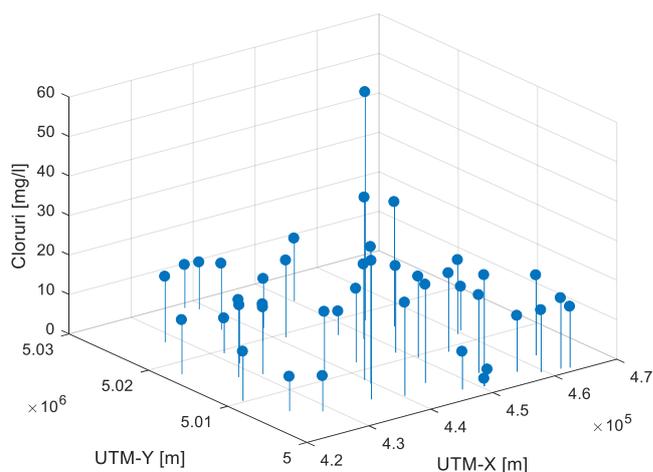


Figura 6.22 Andamento spaziale della concentrazione (cloruri 2013)

Dalla figura (6.22) non si riscontra un trend nella distribuzione spaziale delle concentrazioni.

Trasformazione di potenza

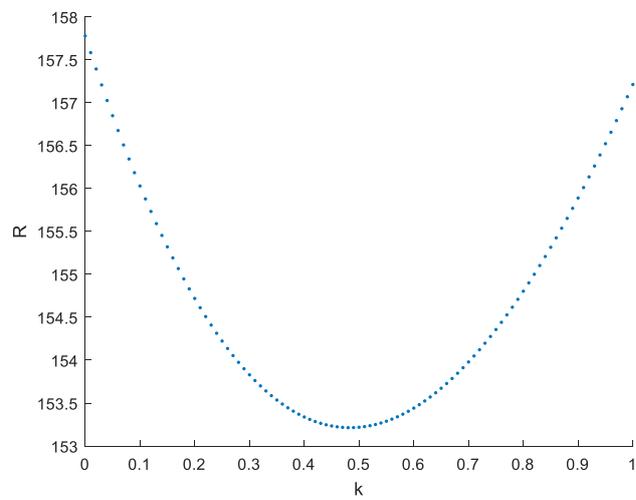


Figura 6. 16 Andamento di R in funzione dell'esponente k

- $R_{\min} = 153,2$
- $k_{\text{opt}} = 0,48$

Campione trasformato

N°campioni	42
minimo	0,68
massimo	12,51
media	5,97
dev.std	2,27
varianza	5,16
skewness	0,32
curtosi	4,3
quartile 0,25	4,73
mediana	5,94
quartile 0,75	6,74
interquartile	2,01
valore LI	1,72
valore LS	9,78
outliers	0,68
	0,72
	11,03
	12,51

Tabella 6. 16 Parametri statistici
(cloruri 2013 trasformati)

Come si evince dalla figura (6.25(a)) il dataset trasformato è caratterizzato da una distribuzione che si adatta maggiormente alla distribuzione gaussiana rispetto al caso del dataset originale.

Tuttavia, dalla figura (6.24) risultano presenti 4 outliers.

Si valuta l'efficacia della trasformazione attraverso il test di Lilliefors sul dataset trasformato.

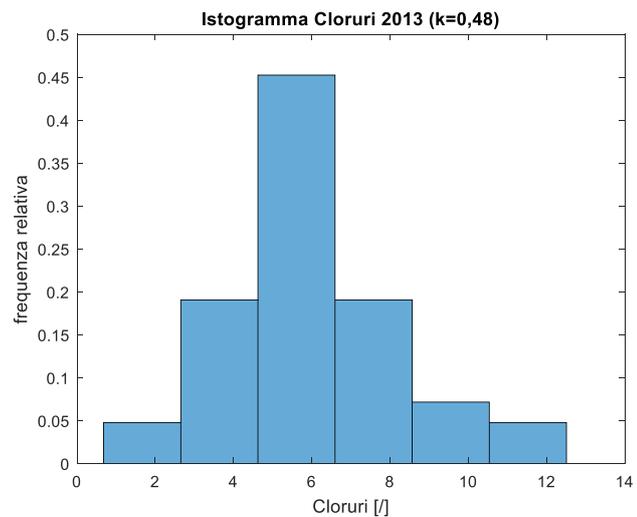


Figura 6. 17 Istogramma delle frequenze relative (cloruri 2013 trasformati)

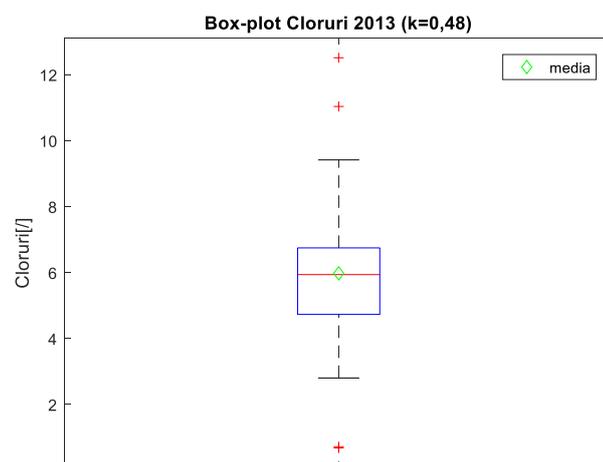


Figura 6. 18 Box-plot (cloruri 2013 trasformati)

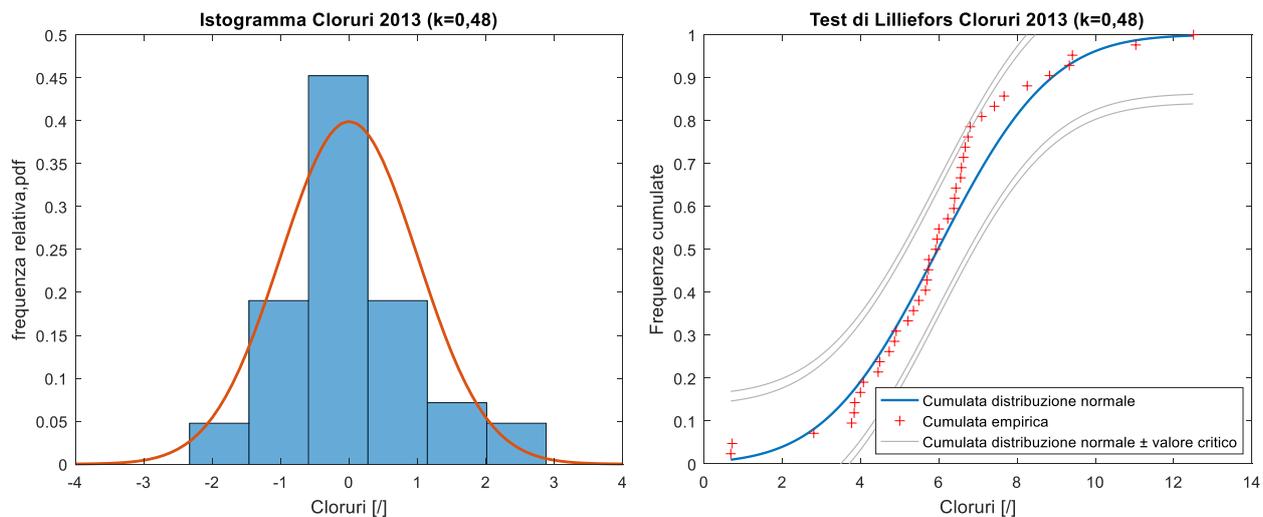


Figura 6. 19 Adattamento alla gaussiana standard del campione standardizzato(a). Adattamento della frequenza cumulata empirica alla cumulata gaussiana e test di Lilliefors grafico(b) (cloruri 2013 trasformati)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1441
0,01	0,1591	

Tabella 6. 17 Risultati del test di Lilliefors (cloruri 2013 trasformati)

Il test risulta superato per il livello di significatività $\alpha=0,01$

Variogramma kriging ordinario

- Empirico (originali)

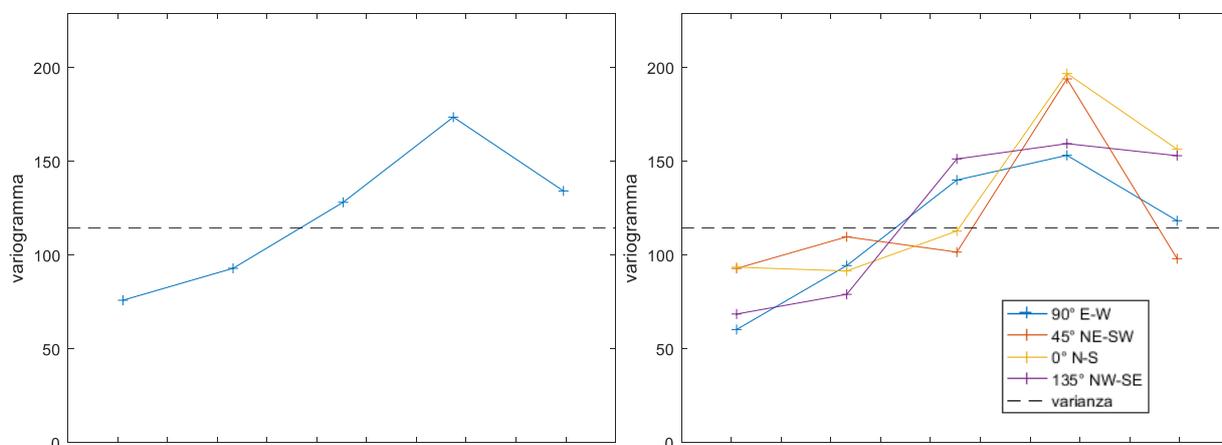


Figura 6. 20 Variogramma empirico omnidirezionale (a) e Variogramma empirico direzionale (b) dei dati originali (cloruri 2013)

- Empirico (trasformati)

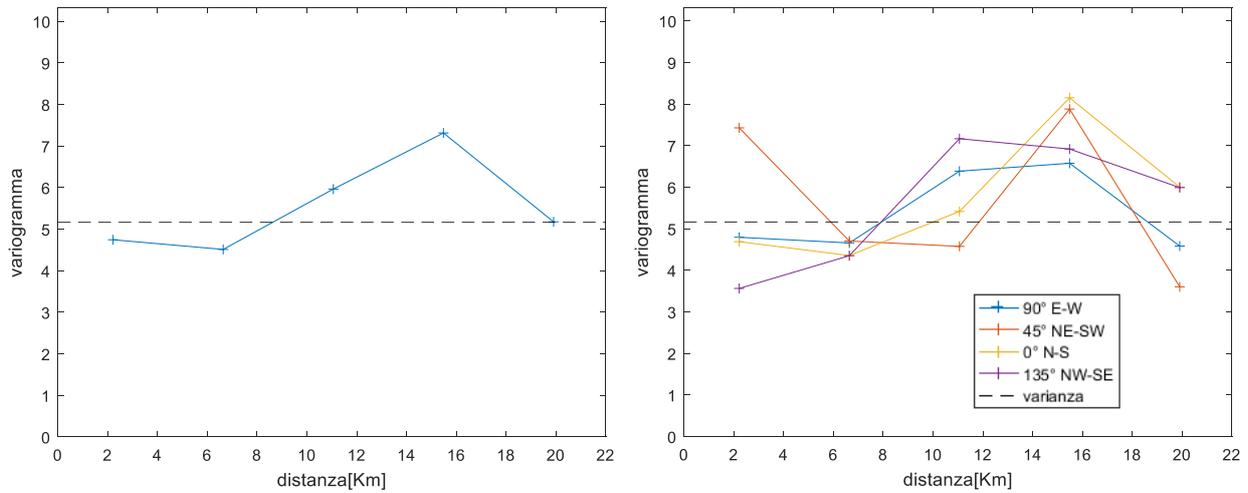


Figura 6. 21 Variogramma empirico omnidirezionale(a) e direzionale (b) dei dati trasformati (cloruri 2013)

Non si rileva una evidente anisotropia zonale in entrambi i variogrammi direzionali (originali e trasformati). Il variogramma dei dati originali e il variogramma dei dati trasformati non tendono perfettamente alla varianza delle relative variabili per la presenza degli outliers rilevati.

- Modelli

Cloruri 2013	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Originali	Sferico	40,75	113,97	154,72	17900
	Esponenziale	20,65	145,78	166,43	22200
	Gaussiano	62,56	98,67	161,24	17400
Trasformati	Sferico	3,43	2,98	6,41	16700
	Esponenziale	3,13	3,62	6,75	22200
	Gaussiano	4,02	2,50	6,51	15700

Tabella 6. 18 Coefficienti dei variogrammi modello omnidirezionali

Cloruri 2013	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	$\alpha=5\%$	$\alpha=1\%$
Originali	Sferico	1,11	0,24	0,02	9,98	3,00	1	1
	Esponenziale	1,25	0,38	0,03	10,11	2,60	1	0
	Gaussiano	1,06	0,21	0,01	9,89	3,42	1	0
Trasformati	Sferico	0,97	0,01	0,00	2,15	5,48	0	0
	Esponenziale	0,98	0,06	0,03	2,18	6,08	0	0
	Gaussiano	0,95	0,01	0,00	2,12	6,12	0	0

Tabella 6. 19 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2013	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Originali	Sferico	52,51	103,89	156,41	20911	15776	1,33	51
	Esponenziale	36,17	129,34	165,51	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	71,57	92,32	163,89	20939	15222	1,38	55
Trasformati	Sferico	3,90	2,45	6,36	20833	14526	1,43	45
	Esponenziale	3,71	2,87	6,58	21826	21632	1,01	-45
	Gaussiano	4,35	2,15	6,50	20812	13630	1,53	49

Tabella 6. 20 Coefficienti dei modelli anisotropi

Cloruri 2013	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
Originali	Sferico	1,02	0,18	0,01	9,89	3,36	1	0
	Esponenziale							
	Gaussiano	1,01	0,15	0,01	9,91	3,77	0	0
Trasformati	Sferico	0,96	0,06	0,02	2,19	8,76	0	0
	Esponenziale							
	Gaussiano	0,95	0,06	0,02	2,19	9,81	0	0

Tabella 6. 21 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli anisotropi

- Modello scelto

In base al parametro SQMS il modello migliore risulta il gaussiano anisotropo relativo ai dati originali. I residui derivanti dalla validazione sono distribuiti secondo un p.d.f. normale superando il test di lilliefors per entrambi i livelli di significatività.

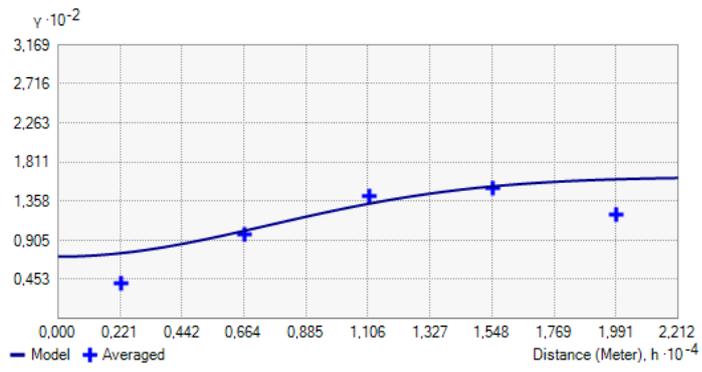


Figura 6. 22 Modello gaussiano direzione E-W

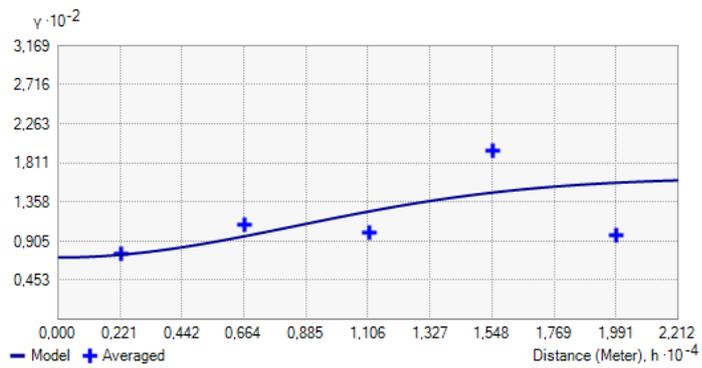


Figura 6. 23 Modello gaussiano direzione NE-SW

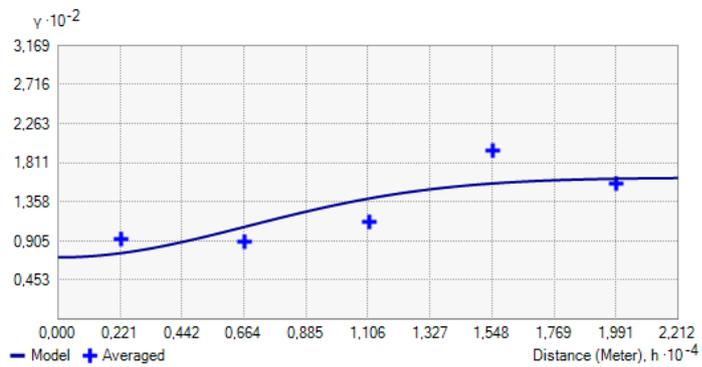


Figura 6. 24 Modello gaussiano direzione N-S

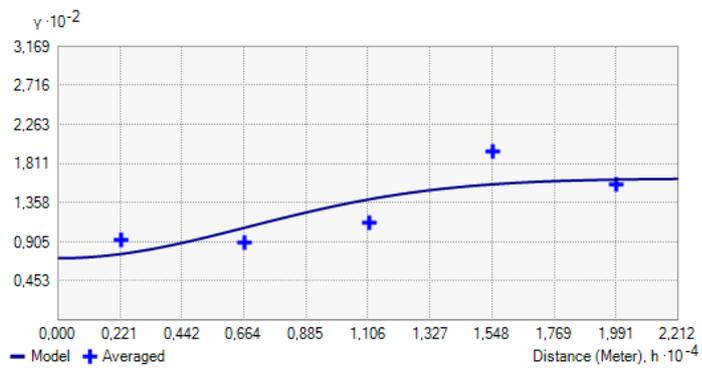


Figura 6. 25 Modello gaussiano direzione NW-SE

Variogramma indicator kriging

Valore soglia = 25 mg/l

- Empirico

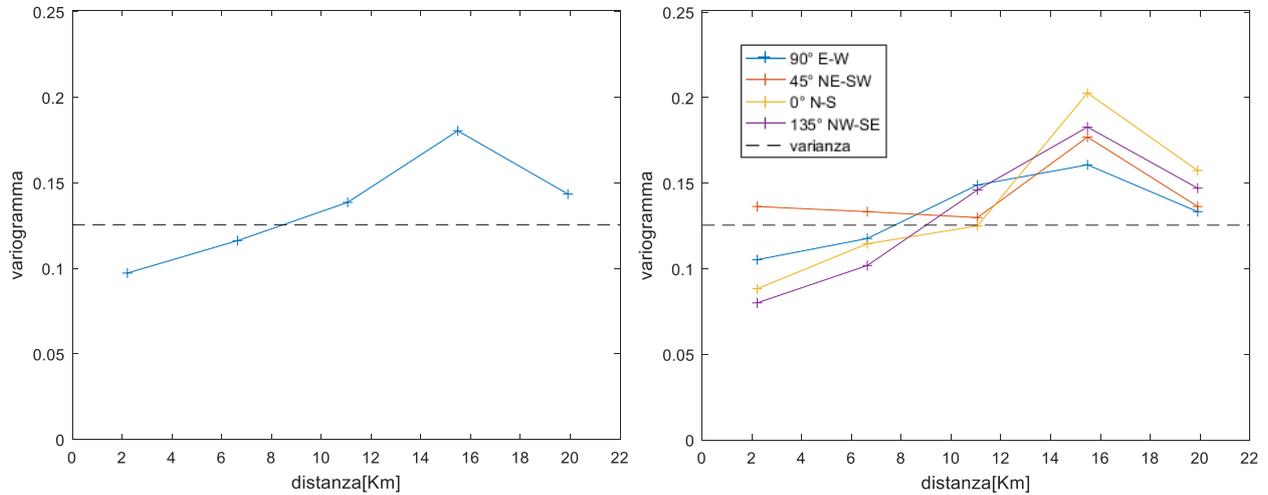


Figura 6. 26 Variogramma empirico omnidirezionale(a) e direzionale(b) relativi alla variabile binaria

Il variogramma empirico del dataset binario mostra un comportamento simile ai variogrammi ottenuti dai dati originali. Non si rileva anche qui anisotropia zonale.

- Modelli

Cloruri 2013	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Binari (0,1)	Sferico	0,07	0,09	0,16	17400
	Esponenziale	0,05	0,12	0,17	22200
	Gaussiano	0,09	0,08	0,17	16500

Tabella 6. 22 parametri dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2013	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,96	0,01	0,02	0,32
	Esponenziale	0,83	0,00	0,00	0,30
	Gaussiano	0,98	0,00	0,00	0,33

Tabella 6. 23 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2012	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C_0	C_1	$C_0 + C_1$	$R_{max} [m]$	$R_{min} [m]$	λ	$\theta (^{\circ})$
Binari (0,1)	Sferico	0,08	0,09	0,16	16602	16184	1,03	-7
	Esponenziale	0,06	0,11	0,17	22642	20177	1,12	29
	Gaussiano	0,09	0,07	0,16	16788	14716	1,14	-14

Tabella 6. 24 parametri dei modelli direzionali

Cloruri 2012	Parametri cross-validazione modello (direzionale)				
	Modello	SQMS	E	E/ σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico				
	Esponenziale				
	Gaussiano				

Tabella 6. 25 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali

- Modello scelto e mappa di predizione

In base al valore del parametro SQMS si è scelto il modello gaussiano isotropo per effettuare la predizione.

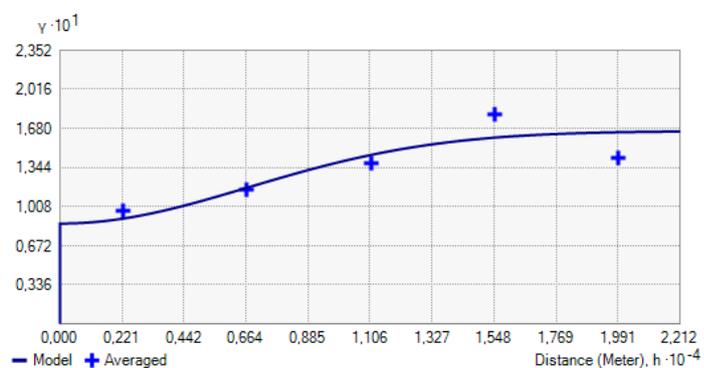


Figura 6. 27 modello gaussiano isotropo

Elaborazioni 2014

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	2,15	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	17,9	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	16,7	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	16,4	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	14,55	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	27,05	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	2	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	8,35	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	14,6	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	14,2	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	7,1	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	14	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	9,55	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	32,25	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	13,45	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	17,6	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	9,15	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	9,55	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	15,35	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	22,75	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	24,65	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	17,5	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	10	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	19,2	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	18,75	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	20,1	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	18,6	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	20,45	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	14,85	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	18,45	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	18,65	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	2,25	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	9,05	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	8,65	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	13,15	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	15,9	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	28,95	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	15,45	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	43,1	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	28,8	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	54,5	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	31,65	454706	5016087

Tabella 6. 26 dataset relativo alle medie annuali delle concentrazioni di cloruri nell'anno 2014

Parametri statistici

N°campioni	42
minimo	2
massimo	54,50
media	17,55
dev.std	10,23
varianza	104,69
skewness	1,40
curtosi	6,01
quartile 0,25	10
mediana	16,15
quartile 0,75	20,10
interquartile	10,10
valore LI	-0,10
valore LS	35,25
outliers	43,10
	54,50

Tabella 6. 27 parametri statistici (cloruri 2014)

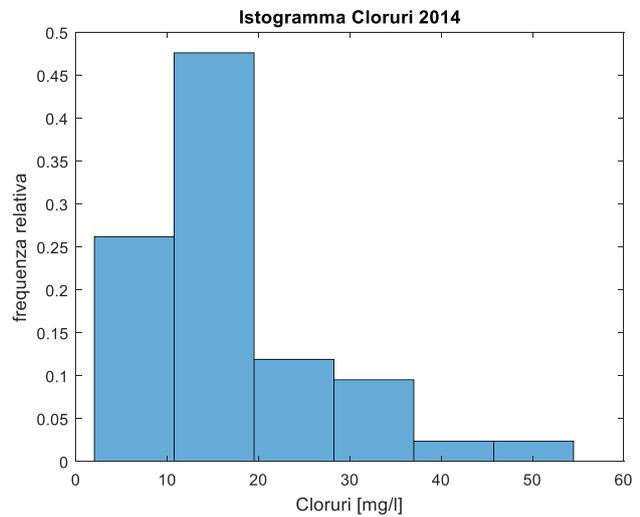


Figura 6. 28 Istogramma delle frequenze relative (cloruri 2014)

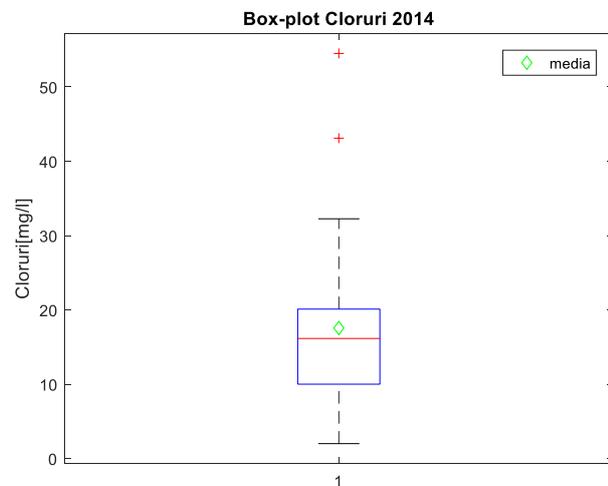


Figura 6. 29 box-plot(cloruri 2014)

Come evidenziato dalla figura (6.35) il dataset presenta 2 outliers (valori in tabella 6.28)

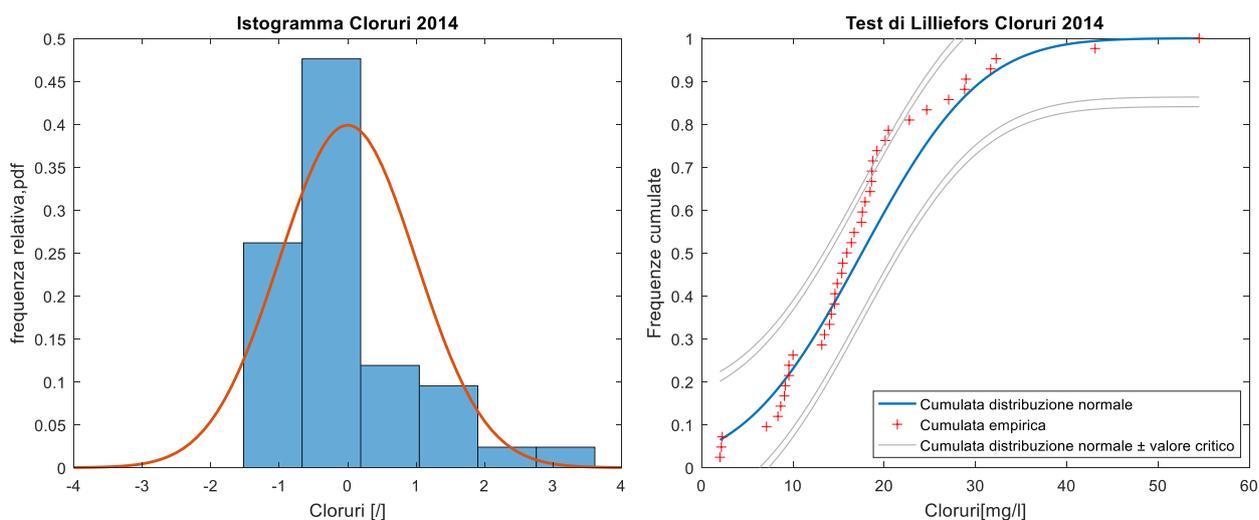


Figura 6. 30 Adattamento dell'istogramma delle frequenze relative alla gaussiana standard(a). Adattamento della frequenza empirica cumulata alla cumulata della distribuzione normale(b)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1743
0,01	0,1591	

Tabella 6. 28 test di Lilliefors(cloruri 2014)

Il test di lilliefors non risulta superato neanche con un livello di significatività $\alpha=0,01$. Si procede pertanto con la trasformazione di potenza del dataset.

Analisi del trend

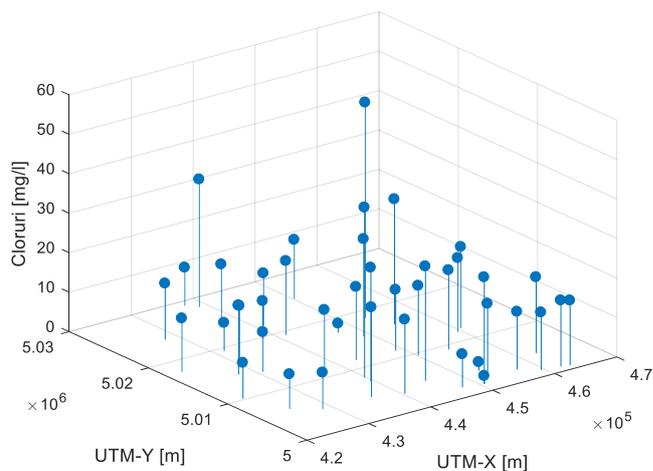


Figura 6. 31 Andamento della concentrazione all'interno della macroarea MS03 (cloruri 2014)

Dall'analisi visiva della figura (6.37) non si riscontra nessun trend nella concentrazione della sostanza

Trasformazione potenza

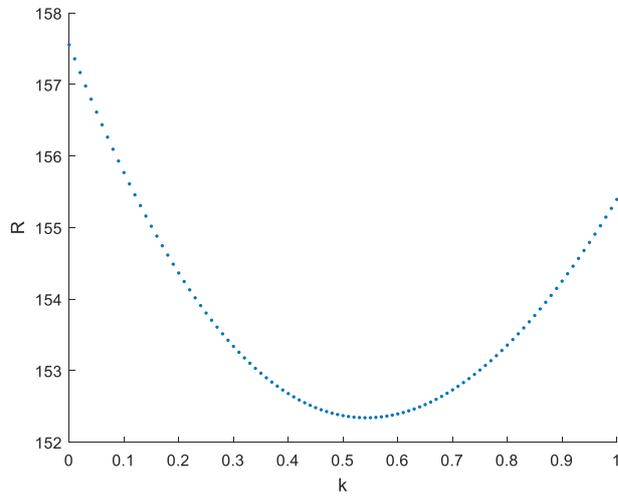


Figura 6. 32 Andamento della funzione R in funzione dell'esponente k della trasformazione

- $R_{\min}=152,3$
- $K_{\text{opt}}=0,54$

Campione trasformato

N°campioni	42
minimo	0,84
massimo	14,19
media	6,49
dev.std	2,69
varianza	7,24
skewness	0,28
curtosi	3,99
quartile 0,25	4,57
mediana	6,47
quartile 0,75	7,51
interquantile	2,94
valore LI	0,16
valore LS	11,92
outliers	12,28
	14,19

Tabella 6. 29-Parametri statistici del dataset trasformato (cloruri 2014)

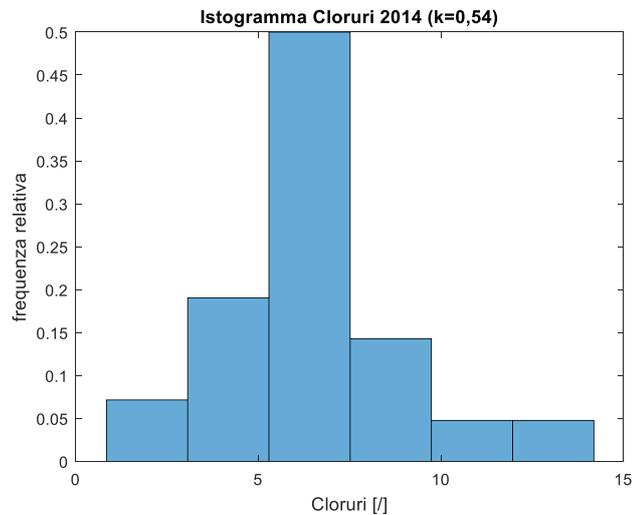


Figura 6. 33 Istogramma delle frequenze relative (cloruri 2014 trasformati)

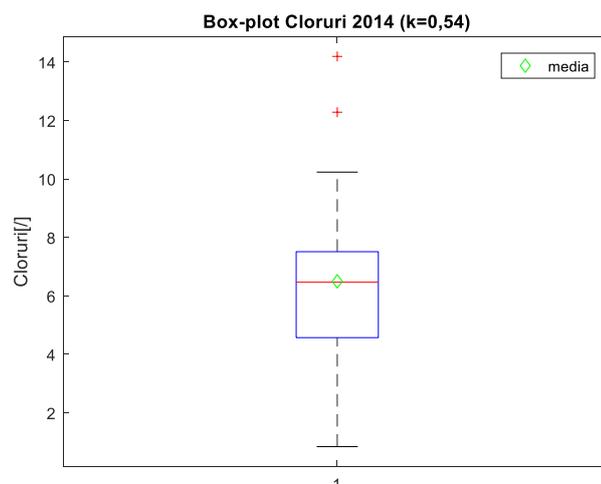


Figura 6. 34 Box plot (cloruri 2014 trasformati)

Come si evince dalla figura (6.41) il dataset trasformato è caratterizzato da una distribuzione che si adatta maggiormente alla distribuzione gaussiana rispetto a quella del dataset originale.

Tuttavia, dalla figura (6.40) risultano presenti 2 outliers (valori in tabella (6.30)).

Si valuta l'efficacia della trasformazione attraverso il test di Lilliefors sul dataset trasformato.

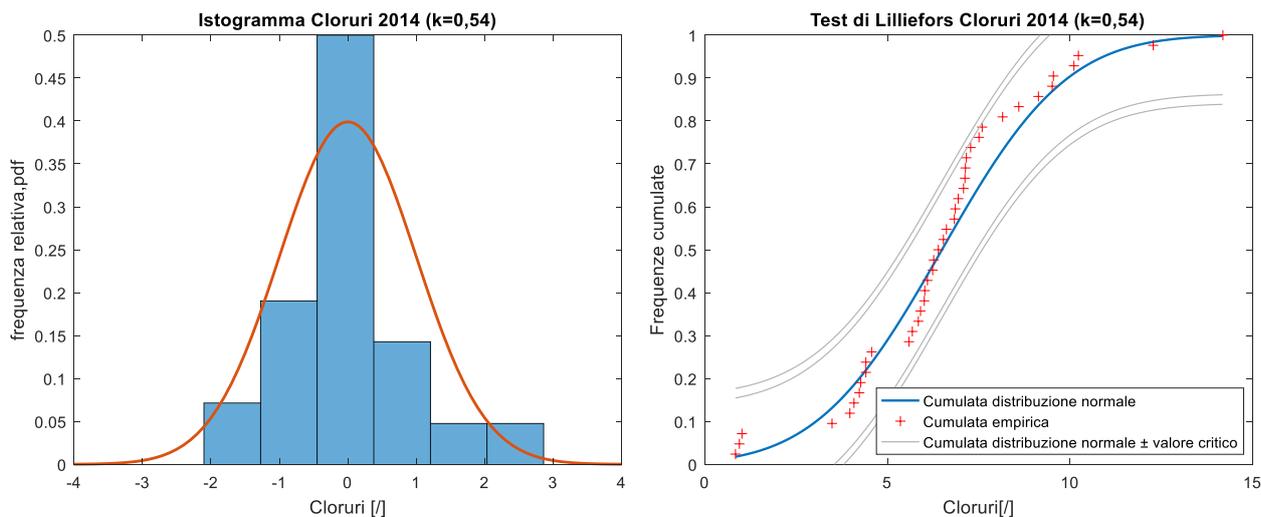


Figura 6. 35 -Adattamento del campione trasformato alla gaussiana standard(a). Adattamento della frequenza empirica cumulata alla cumulata della distribuzione normale (b)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1267
0,01	0,1591	

Tabella 6. 30-Risultati del test di Lilliefors relativo al dataset trasformato (cloruri 2014)

Il test risulta superato per il livello di significatività $\alpha=0,05$

Variogramma kriging ordinario

- Empirico (originali)

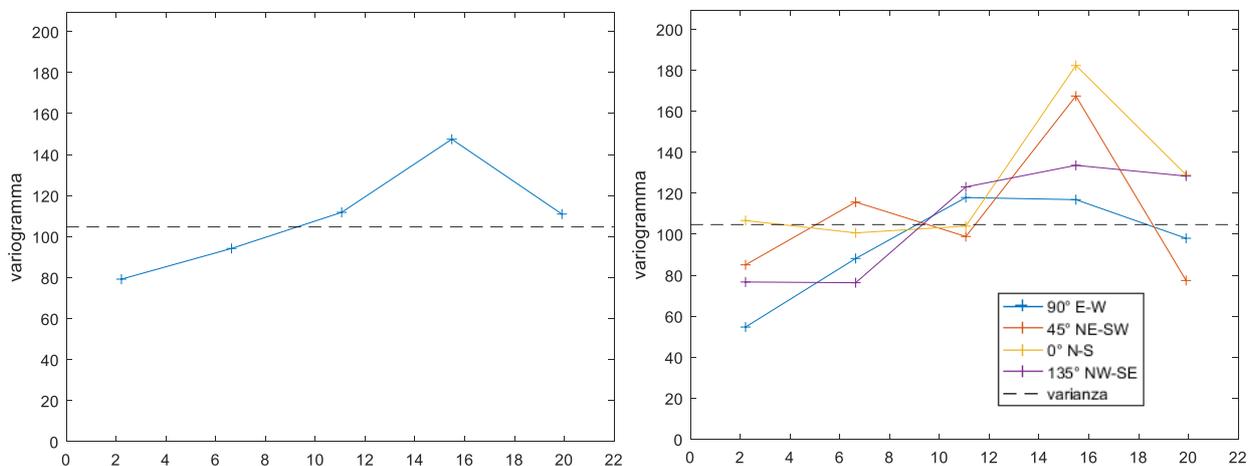


Figura 6. 36 variogramma empirico isotropo dei dati originali (a) e variogramma empirico direzionale dei dati originali (b)

- Empirico (trasformati)

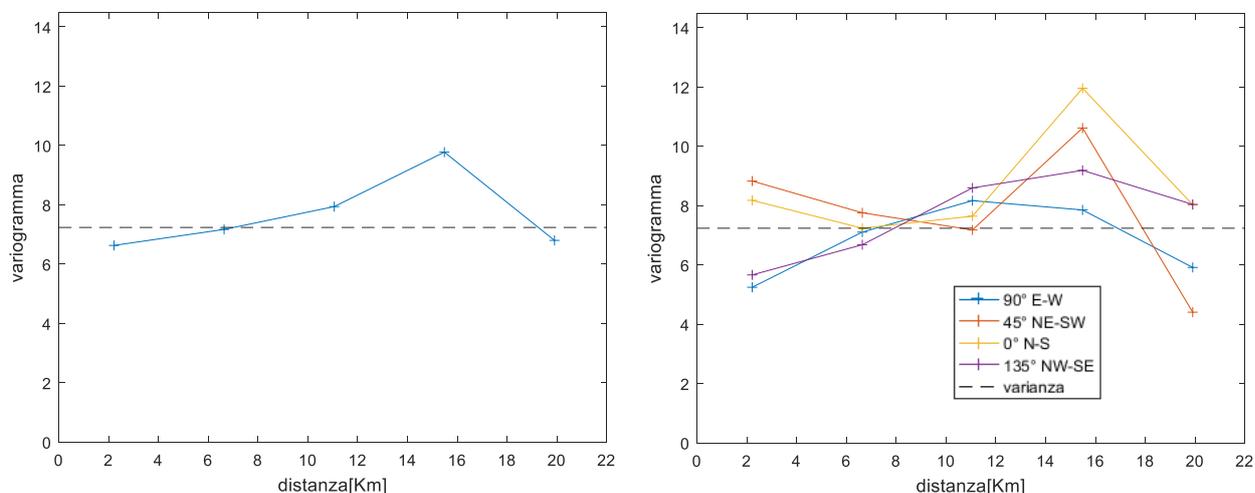


Figura 6. 37 variogramma empirico isotropo dei dati trasformati (a) e variogramma empirico direzionale dei dati trasformati (b)

Il variogramma empirico omnidirezionale del dataset originale (figura 6.42(a)) non tende esattamente alla varianza empirica per l'effetto degli outliers e il variogramma anisotropo (figura 6.42(b)) non presenta anisotropia zonale. Il variogramma empirico dei dati trasformati (figura 6.43(a)) si attesta maggiormente alla varianza empirica, tuttavia l'effetto nugget diventa ancora più marcato. Il variogramma anisotropo dei dati trasformati non presenta anisotropia zonale (figura 6.43(b)).

- Modelli

Cloruri 2014	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Originali	Sferico	55,19	75,11	130,30	17200
	Esponenziale	42,96	96,01	138,97	22200
	Gaussiano	70,00	62,81	132,81	16100
Trasformati	Sferico	5,53	3,02	8,56	16200
	Esponenziale	4,53	4,08	8,60	14800
	Gaussiano	6,09	2,48	8,57	14000

Tabella 6. 31 Coefficienti dei modelli omnidirezionali ottenuti

Cloruri 2014	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/ σ	SQM	smooth	$\alpha=5\%$	$\alpha=1\%$
Originali	Sferico	1,06	0,11	0,00	10,06	4,31	1	1
	Esponenziale	1,10	0,31	0,02	10,20	4,14	1	1
	Gaussiano	1,03	0,06	0,00	9,94	4,71	1	0
Trasformati	Sferico	0,98	-0,02	-0,01	2,67	8,34	0	0
	Esponenziale	1,03	-0,01	0,00	2,77	7,28	0	0
	Gaussiano	0,97	-0,02	-0,01	2,66	8,12	1	0

Tabella 6. 32 parametri ottenuti dalla cross validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2014	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Originali	Sferico	66,44	65,08	131,52	20835	15091	1,38	63
	Esponenziale	57,07	80,75	137,83	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	78,92	56,14	135,06	20884	14037	1,49	68
Trasformati	Sferico	6,33	2,11	8,44	20848	14105	1,48	55
	Esponenziale	5,94	2,53	8,48	21229	13981	1,52	64
	Gaussiano	6,73	1,75	8,48	20951	12147	1,72	60

Tabella 6. 33 Coefficienti dei modelli direzionali

Cloruri 2014	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/ σ	SQM	smooth	$\alpha=5\%$	$\alpha=1\%$
Originali	Sferico	1,01	0,06	0,00	10,06	5,41	1	0
	Esponenziale	0,00	0,00	0,00	0,00		0	0
	Gaussiano	1,00	0,05	0,00	10,06	5,81	1	0
Trasformati	Sferico	0,95	-0,01	-0,00	2,67	11,39	0	0
	Esponenziale	0,97	0,01	0,00	2,72	12,81	0	0
	Gaussiano	0,95	-0,02	-0,01	2,65	10,84	0	0

Tabella 6. 34- Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali

- Modello scelto

In questo caso il modello scelto è il gaussiano isotropo nonostante il parametro SQMS sia più vicino a 1 per i modelli anisotropi sferico e gaussiano relativi ai dati originali. Questi ultimi due però presentano un coefficiente di smoothing più elevato.

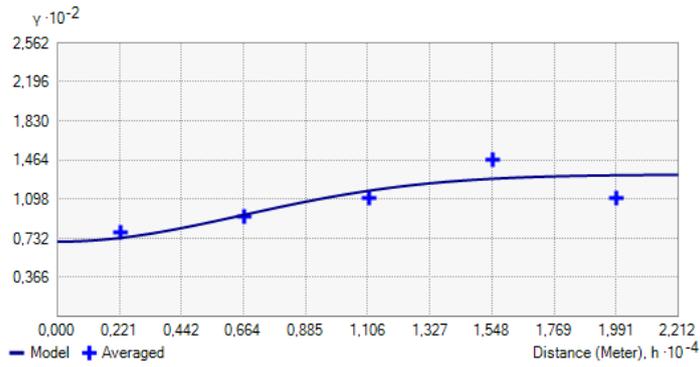


Figura 6. 38 modello gaussiano isotropo adattato al variogramma empirico dei dati originali

Variogramma indicator kriging

Valore soglia = 25 mg/l

- Empirico

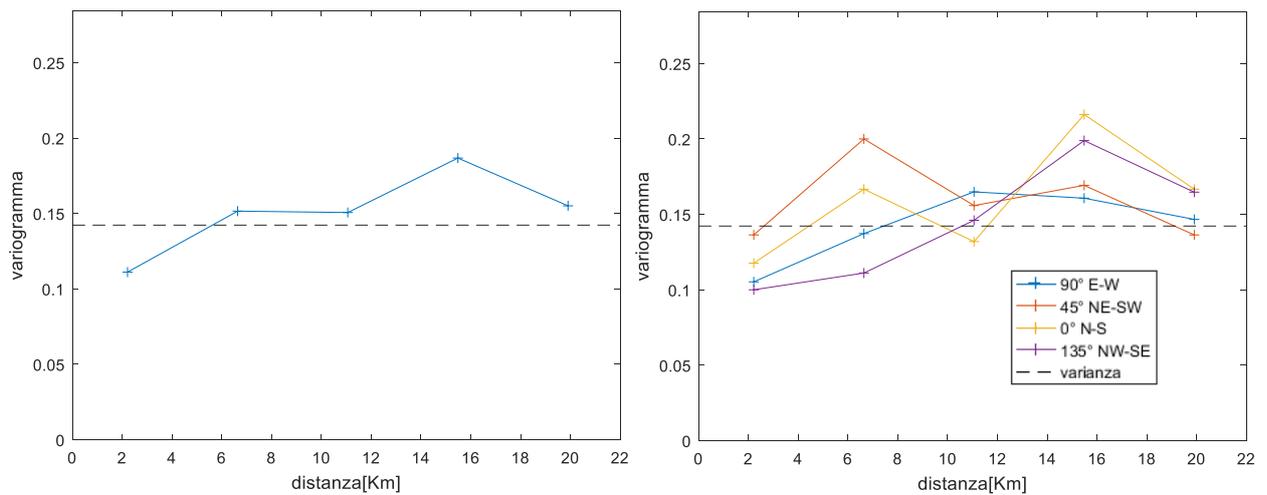


Figura 6. 39- variogramma empirico omnidirezionale(a) e direzionale (b) relativi al dataset binario (cloruri 2014)

Il variogramma empirico del dataset binario (figura 6.45) mostra un comportamento simile al variogramma del dataset originale. Non si rileva anche qui anisotropia zonale evidente.

- **Modelli**

Cloruri 2013	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C ₀	C ₁ ; b	C ₀ + C ₁	R[m]; η
Binari (0,1)	Sferico	0,10	0,07	0,17	16300
	Esponenziale	0,05	0,12	0,17	12400
	Gaussiano	0,10	0,07	0,17	12000

Tabella 6. 35- Coefficienti dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2013	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,99	0,00	0,00	0,37
	Esponenziale	0,83	0,00	0,00	0,30
	Gaussiano	1,00	0,00	0,00	0,38

Tabella 6. 36- Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2012	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Binari (0,1)	Sferico	0,11	0,06	0,17	21146	13226	1,60	-31
	Esponenziale	0,09	0,09	0,17	29432	10519	2,80	-22
	Gaussiano	0,12	0,05	0,17	23391	10052	2,33	-30

Tabella 6. 37- Coefficienti dei modelli direzionali

Cloruri 2012	Parametri cross-validazione modello (direzionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,96	0,00	0,01	0,37
	Esponenziale	0,99	0,01	0,01	0,37
	Gaussiano	0,98	0,00	-0,01	0,38

Tabella 6. 38- Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali

- **Modello scelto**

Il modello gaussiano isotropo presenta un SQMS migliore rispetto a quello degli altri modelli ed è stato scelto per effettuare la predizione.

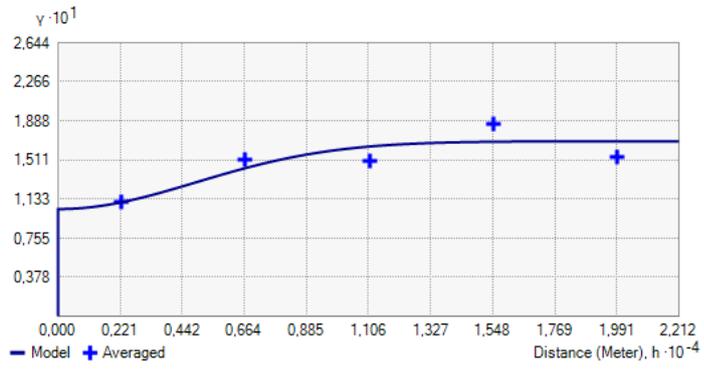


Figura 6. 40- modello gaussiano isotropo adattato al variogramma empirico del dataset binario (cloruri 2014)

Elaborazioni 2015

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	1,7	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	17,5	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	16,3	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	15	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	13,95	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	20,1	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	1,8	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	8,85	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	13,75	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	11,85	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	6,25	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	11,9	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	9,4	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	11,6	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	13,75	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	14,3	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	8,4	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	8,3	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	18,6	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	23,2	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	24,4	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	15,1	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	10,05	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	18,95	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	15,05	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	19,1	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	18,9	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	16	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	14,1	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	17,7	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	19,4	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	1,95	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	6,5	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	8,55	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	13,15	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	14,8	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	20,6	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	14,15	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	41,85	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	37,3	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	27,2	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	30,6	454706	5016087

Tabella 6. 39 dataset relativo alle medie annuali delle concentrazioni di cloruri nell'anno 2015

Parametri statistici

N° campioni	42
minimo	1,70
massimo	41,85
media	15,52
dev.std	8,33
varianza	69,34
skewness	1,03
curtosi	4,78
quartile 0,25	10,05
mediana	14,55
quartile 0,75	18,95
interquantile	8,90
valore LI	-3,3
valore LS	32,3
outliers	37,30
	41,85

Tabella 6. 40-parametri statistici del dataset (cloruri 2015)

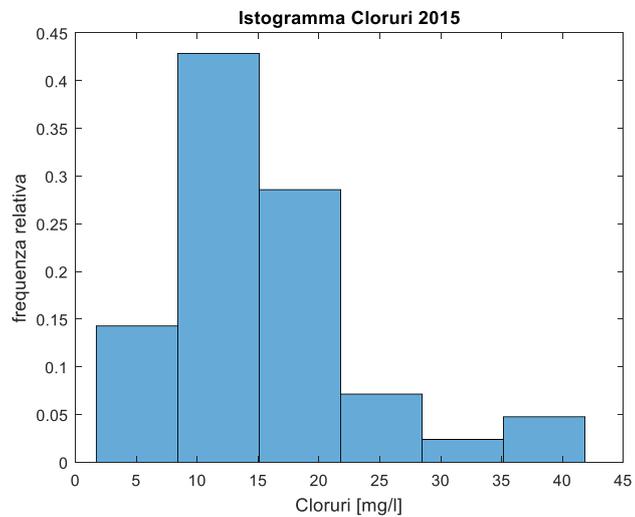


Figura 6. 41 Istogramma delle frequenze relative (cloruri 2015)

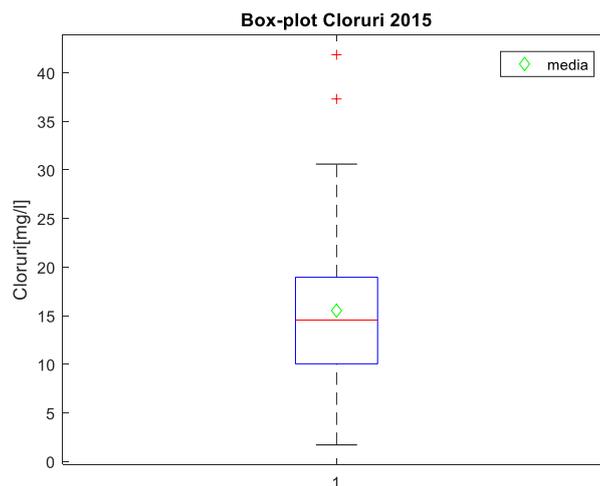


Figura 6. 42 Box-plot (cloruri 2015)

Il box-plot di figura (6.48) evidenzia la presenza di 2 outliers (valori in tabella 6.41).

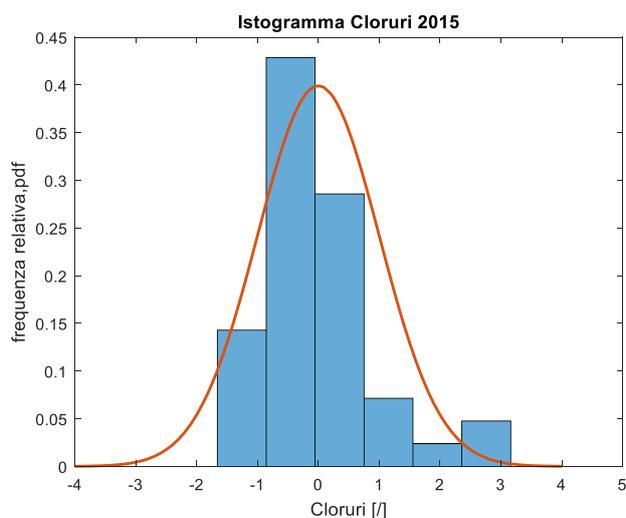


Figura 6. 44 Adattamento dell'istogramma delle frequenze relative alla gaussiana standard.

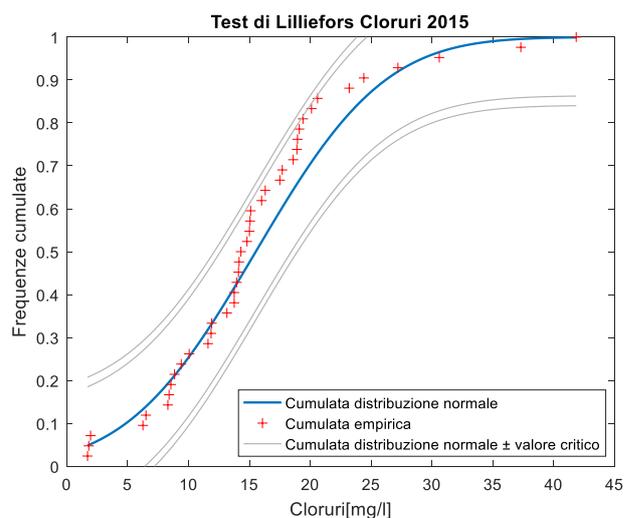


Figura 6. 43 Adattamento della frequenza empirica cumulata alla cumulata della distribuzione normale

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1302
0,01	0,1591	

Tabella 6. 41- Test di Lilliefors (cloruri 2015)

Il test di Lilliefors (tabella 6.42 e figura 6.49) risulta superato anche per il livello di significatività $\alpha=0,05$, pertanto non è necessaria la trasformazione dei dati.

Analisi Trend

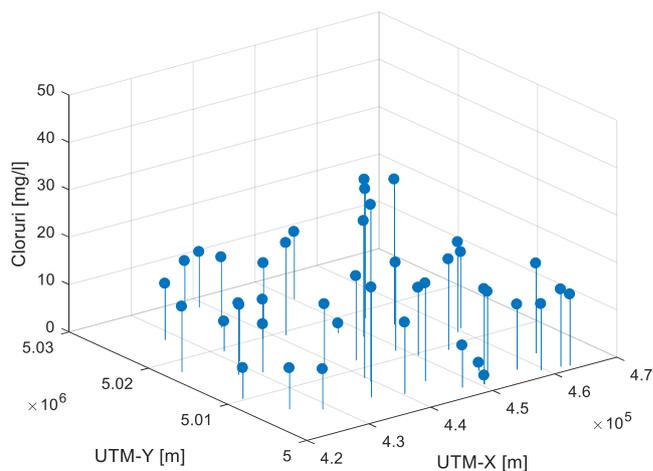


Figura 6. 45- Andamento spaziale della concentrazione della sostanza (cloruri 2015)

Non si riscontra un trend nella concentrazione della sostanza (figura 6.51)

Variogramma

- Empirico (originali)

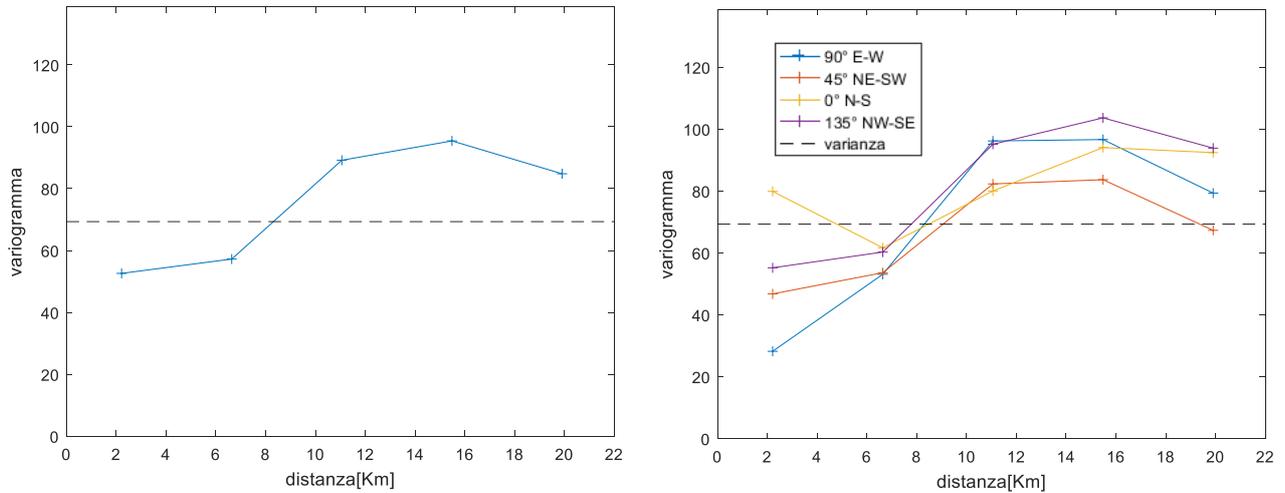


Figura 6. 46- variogramma empirico omnidirezionale (a) e direzionale (b) (cloruri 2015)

Il variogramma empirico omnidirezionale presenta un sill maggiore della varianza campionaria per la presenza degli outliers rilevati. Il variogramma empirico direzionale mostra in direzione NE-SW una condizione di anisotropia zonale, ma è stata ritenuta poco evidente per essere considerata.

- Modelli

Cloruri 2014	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Originali	Sferico	31,22	60,50	91,71	16100
	Esponenziale	23,19	76,21	99,39	21900
	Gaussiano	42,53	50,96	93,50	15000

Tabella 6. 42- Coefficienti dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2014	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	$\alpha=5\%$	$\alpha=1\%$
Originali	Sferico	0,97	0,18	0,01	7,20	2,87	0	0
	Esponenziale	1,00	0,34	0,03	7,20	2,88	0	0
	Gaussiano	0,96	0,16	0,01	7,27	3,18	0	0

Tabella 6. 43- Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2014	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Originali	Sferico	37,15	52,96	90,11	15538	12490	1,24	48
	Esponenziale	31,14	64,69	95,83	21995	16319	1,35	36
	Gaussiano	47,39	44,43	91,82	14609	12096	1,21	54

Tabella 6. 44- Coefficienti dei modelli direzionali

Cloruri 2014	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
Originali	Sferico	0,89	0,18	0,01	7,09	3,00	0	0
	Esponenziale	0,90	0,27	0,02	7,09	3,30	0	0
	Gaussiano	0,90	0,14	0,01	7,21	3,28	0	0

Tabella 6. 45-Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali

- Modello scelto

È stato scelto il modello esponenziale omnidirezionale poiché presenta il parametro SQMS migliore.

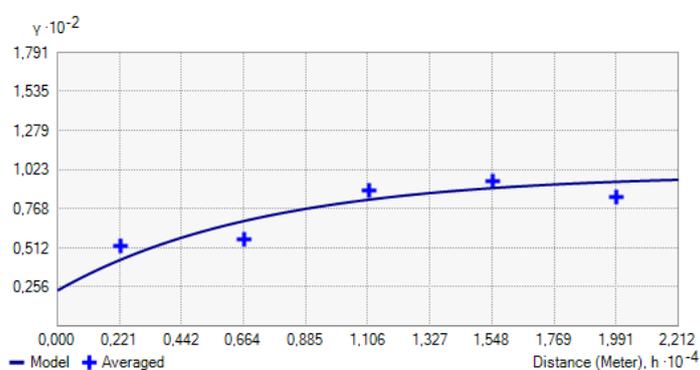


Figura 6. 47- Modello esponenziale omnidirezionale adattato al variogramma empirico

Variogramma indicator kriging

Valore soglia = 25 mg/l

- Empirico

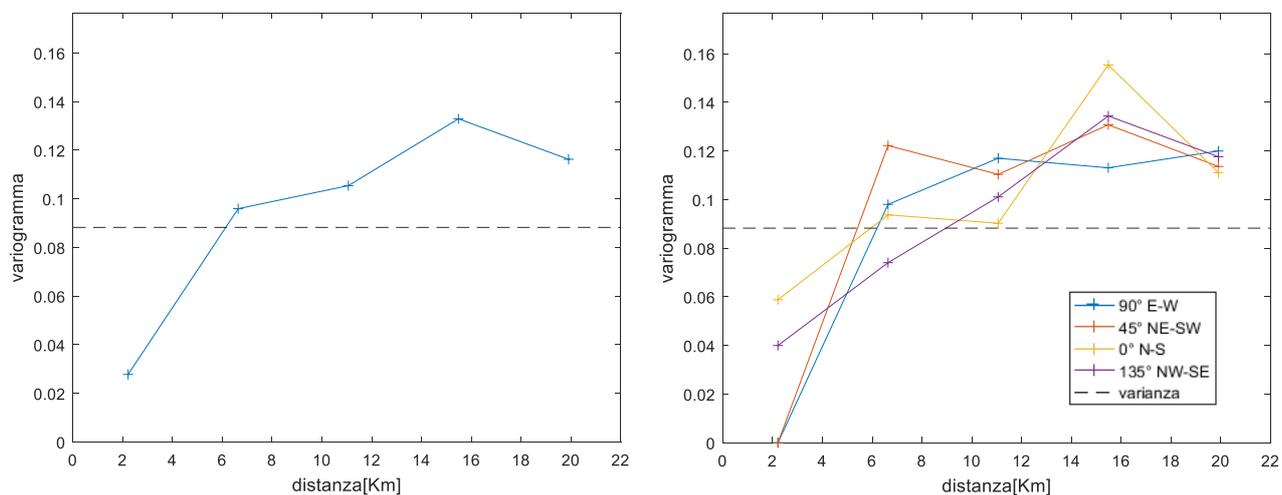


Figura 6. 48- Variogramma empirico omnidirezionale (a) e direzionale (b) relativi al dataset binario (cloruri 2015)

Il variogramma empirico del dataset binario mostra un comportamento analogo al variogramma dei dati originali. Non si rileva anisotropia zonale.

- Modelli

Cloruri 2013	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Binari (0,1)	Sferico	0,00	0,13	0,13	16100
	Esponenziale	0,05	0,07	0,12	20500
	Gaussiano	0,00	0,12	0,12	10200

Tabella 6. 46- Coefficienti dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2013	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,77	0,03	0,10	0,17
	Esponenziale	0,77	0,01	0,03	0,24
	Gaussiano	0,74	0,05	0,20	0,15

Tabella 6. 47- Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2012	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Binari (0,1)	Sferico	0,00	0,13	0,13	14892	11691	1,27	48
	Esponenziale	0,00	0,12	0,12	18054	11277	1,60	36
	Gaussiano	0,00	0,12	0,12	9707	7674	1,26	40

Tabella 6. 48- Coefficienti dei modelli direzionali

Cloruri 2012	Parametri cross-validazione modello (direzionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,703	0,028	0,073	0,169
	Esponenziale	0,660	0,020	0,040	0,180
	Gaussiano	0,612	0,038	0,100	0,169

Tabella 6. 49- Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali

- Modello scelto e mappa di predizione

Tutti i modelli sono caratterizzati da uno SQMS molto inferiore a 1. È stato scelto il modello sferico isotropo in quanto presenta i parametri SQMS e SQM migliori.

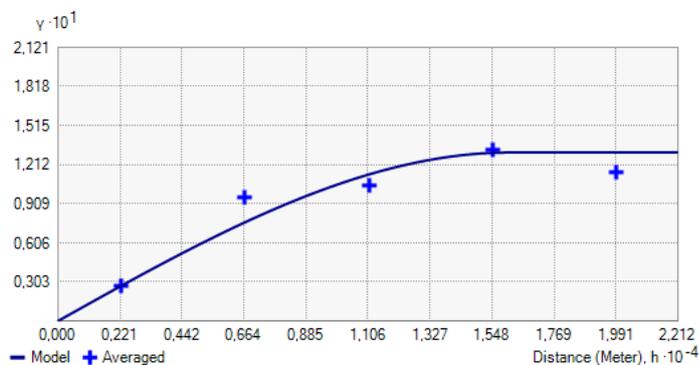


Figura 6. 49- Modello sferico omnidirezionale adattato al variogramma empirico del dataset binario (cloruri 2015)

Elaborazioni 2016

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	11,15	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	9,45	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	15,5	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	14,35	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	18,05	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	18,6	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	2,45	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	8,05	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	11,95	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	9,95	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	15,05	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	9,7	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	7,5	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	24,25	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	12,3	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	15,25	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	7,75	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	8	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	16,65	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	22,3	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	20,75	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	13,2	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	8,65	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	19,25	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	12,6	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	18,45	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	15,2	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	18,75	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	14,3	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	19,95	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	20,35	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	1,65	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	6,25	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	7,3	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	12,95	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	13,25	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	25,7	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	11,5	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	42,45	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	38,5	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	23,15	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	30,95	454706	5016087

Tabella 6. 50 dataset relativo alle medie annuali delle concentrazioni di cloruri nell'anno 2016

Parametri statistici

N°campioni	42
minimo	1,65
massimo	42,45
media	15,56
dev.std	8,39
varianza	70,38
skewness	1,20
curtosi	4,95
quartile 0,25	9,70
mediana	14,33
quartile 0,75	19,25
interquantile	9,55
valore LI	-4,63
valore LS	33,58
outliers	38,50
	42,45

Tabella 6. 51 Parametri statistici del dataset (cloruri 2016)

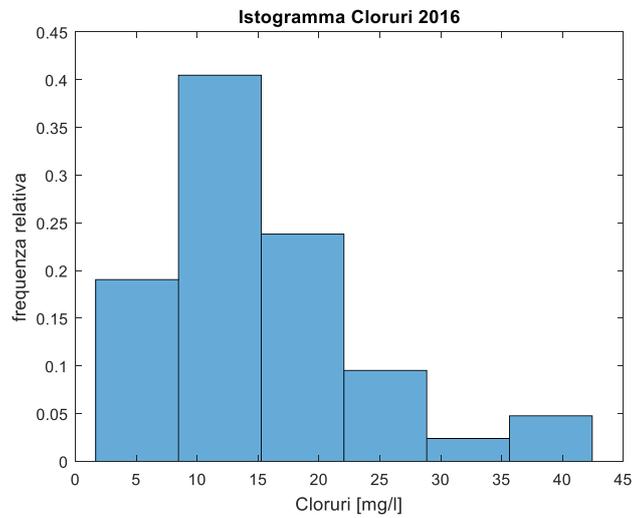


Figura 6. 51 Istogramma delle frequenze relative (cloruri 2016)

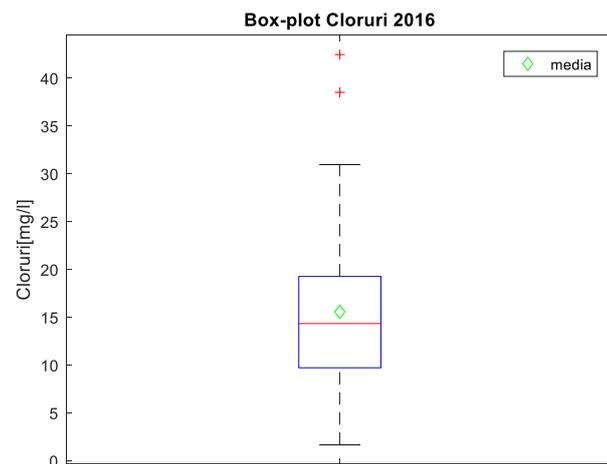


Figura 6. 50 Box-plot (cloruri 2016)

Il box-plot di figura (6.56) evidenzia la presenza di 2 outliers (valori in tabella 6.52)

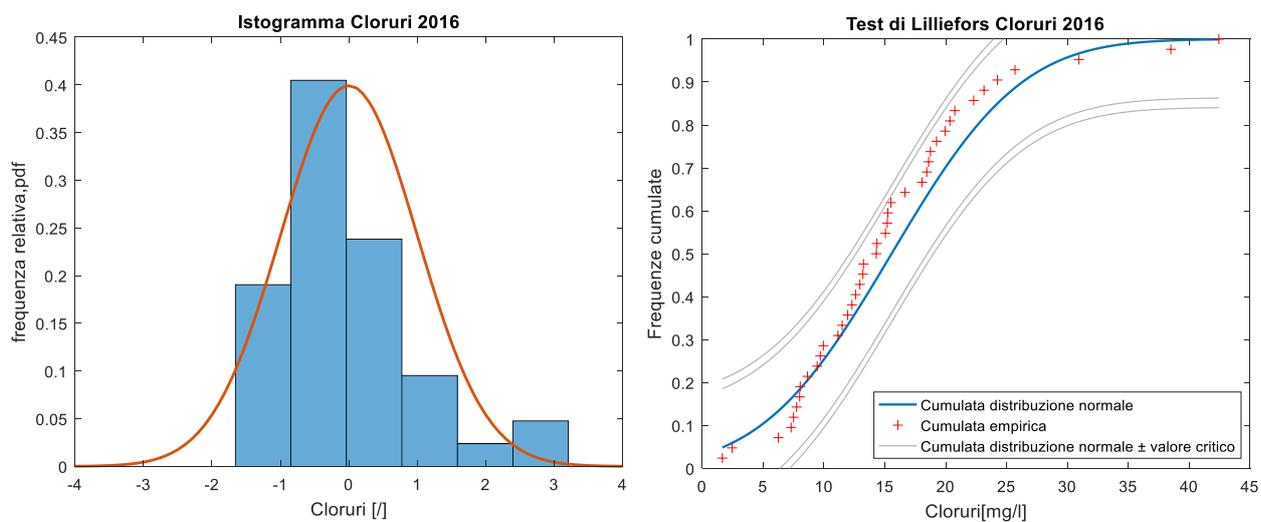


Figura 6. 52-Adattamento del campione trasformato alla gaussiana standard (a). Adattamento della frequenza empirica cumulata alla cumulata della distribuzione normale (b)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1217
0,01	0,1591	

Tabella 6. 52 Test di Lilliefors (cloruri 2016)

Il test di Lilliefors (tabella 6.53 e figura 6.58(b)) risulta superato anche per il livello di significatività $\alpha=0,05$, pertanto non è necessaria la trasformazione dei dati

Analisi Trend

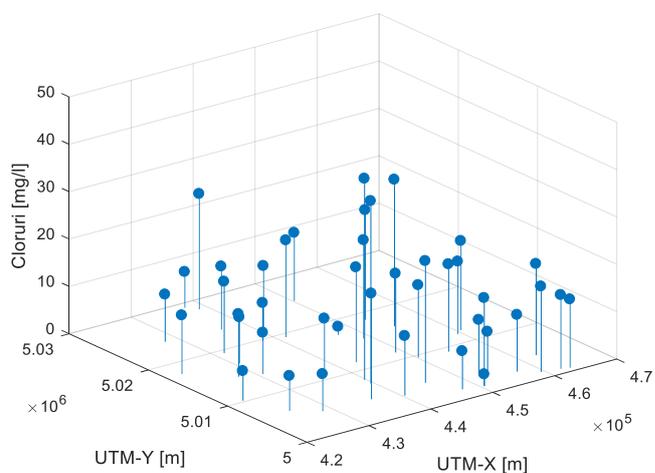


Figura 6. 53- Andamento spaziale della concentrazione (cloruri 2016)

Non si riscontra nessun trend nella concentrazione della sostanza (figura 6.59)

Variogramma

- Empirico (originali)

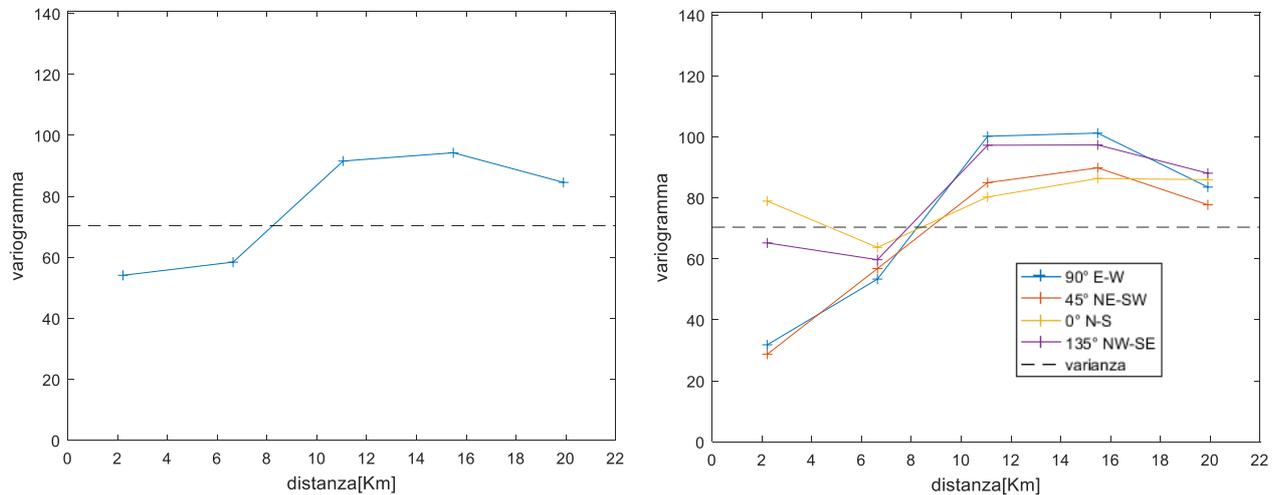


Figura 6. 54-- Variogramma empirico omnidirezionale (a) e direzionale (b) relativi al dataset binario (cloruri 2016)

Come per i dataset degli anni precedenti la presenza degli outliers rilevati condiziona il comportamento del variogramma empirico che non tende alla varianza campionaria. Non si riscontra anisotropia zonale.

- Modelli

Cloruri 2014	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C ₀	C ₁ ; b	C ₀ + C ₁	R[m]; η
Originali	Sferico	32,29	59,17	91,45	15400
	Esponenziale	22,64	74,51	97,15	19300
	Gaussiano	43,72	49,32	93,04	14400

Tabella 6. 53- Coefficienti dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2014	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
Originali	Sferico	0,98	0,19	0,01	7,48	3,10	0	0
	Esponenziale	0,99	0,31	0,03	7,41	2,94	0	0
	Gaussiano	0,99	0,19	0,01	7,68	3,36	0	0

Tabella 6. 54- Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2014	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Originali	Sferico	38,10	52,47	90,56	14492	12235	1,18	44
	Esponenziale	31,62	63,69	95,31	19406	15108	1,28	22
	Gaussiano	48,58	43,60	92,18	13602	12084	1,13	51

Tabella 6. 55- Coefficienti dei modelli direzionali

Cloruri 2014	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
Originali	Sferico							
	Esponenziale	0,89	0,25	0,02	7,28	3,57	0	0
	Gaussiano							

Tabella 6. 56-Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali

- Modello scelto e mappa di predizione

Il modello migliore risulta l'esponenziale isotropo in quanto presenta il parametro SQMS migliore e rispetto al gaussiano isotropo risulta più preciso e con un coefficiente di smoothing più basso.

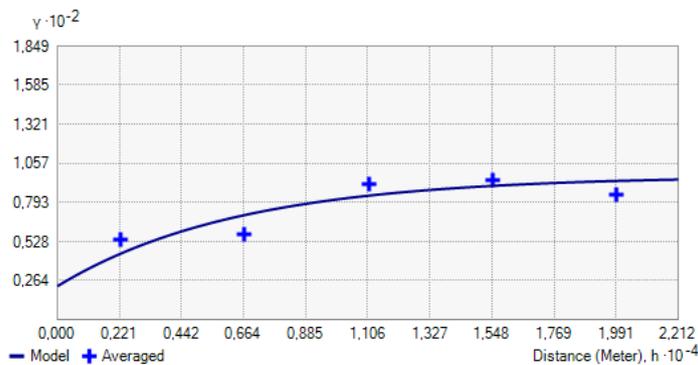


Figura 6. 55- Modello esponenziale omnidirezionale adattato al variogramma empirico (cloruri 2016)

Variogramma indicator kriging

Valore soglia = 25 mg/l

- Empirico

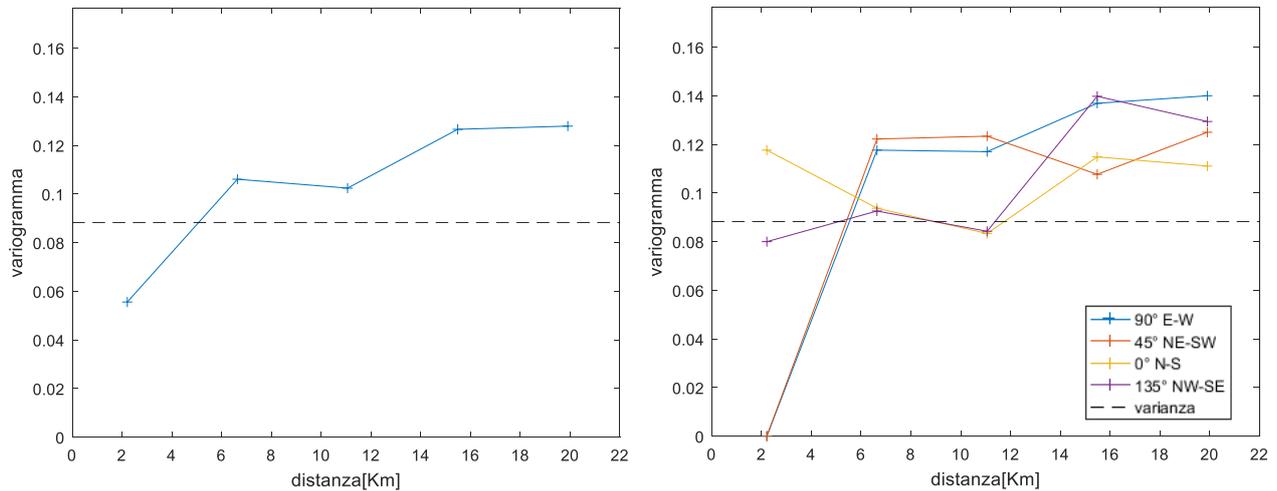


Figura 6. 56-- Variogramma empirico omnidirezionale (a) e direzionale (b) relativi al dataset binario (cloruri 2016)

Il variogramma empirico del dataset binario mostra un andamento analogo al variogramma empirico dei dati originali. Non si rileva anche qui anisotropia zonale.

- Modelli

Cloruri 2013	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Binari (0,1)	Sferico	0,00	0,12	0,12	9600
	Esponenziale	0,00	0,13	0,13	14800
	Gaussiano	0,03	0,09	0,12	9500

Tabella 6. 57 Coefficienti dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2013	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,98	0,02	0,06	0,28
	Esponenziale	0,92	0,02	0,03	0,26
	Gaussiano	1,04	0,02	0,04	0,29

Tabella 6. 58 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2012	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Binari (0,1)	Sferico	0,03	0,09	0,12	22117	8196	2,70	20
	Esponenziale	0,01	0,12	0,12	14939	9597	1,56	27
	Gaussiano	0,03	0,09	0,12	10132	7328	1,38	40

Tabella 6. 59 Coefficienti dei modelli direzionali

Cloruri 2012	Parametri cross-validazione modello (direzionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	1,03	0,01	0,03	0,30
	Esponenziale	0,88	0,02	0,03	0,27
	Gaussiano	1,00	0,02	0,03	0,29

Tabella 6. 60 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali

- Modello scelto

Il modello gaussiano anisotropo presenta un SQMS migliore rispetto a quello degli altri modelli ed è stato scelto per effettuare la predizione.

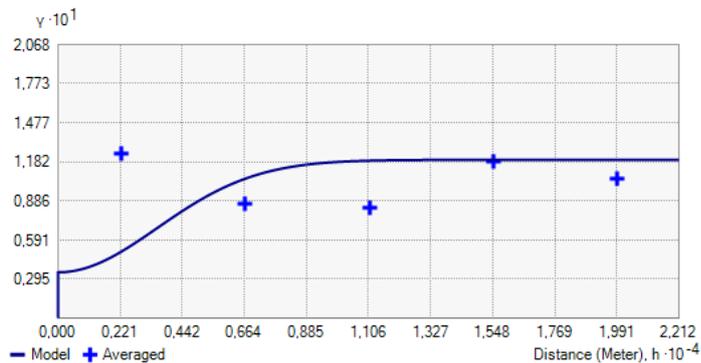


Figura 6. 57 modello gaussiano direzione N-S

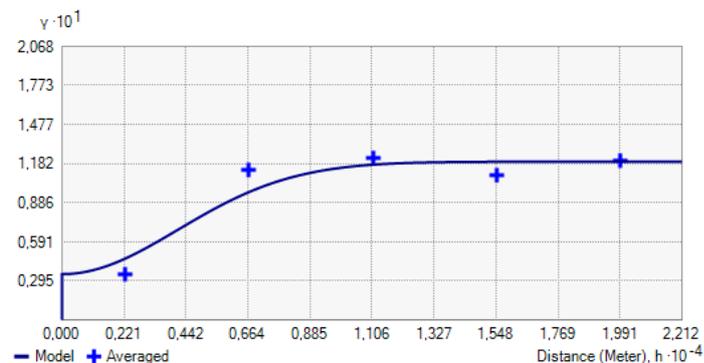


Figura 6. 58 modello gaussiano direzione NE-SW

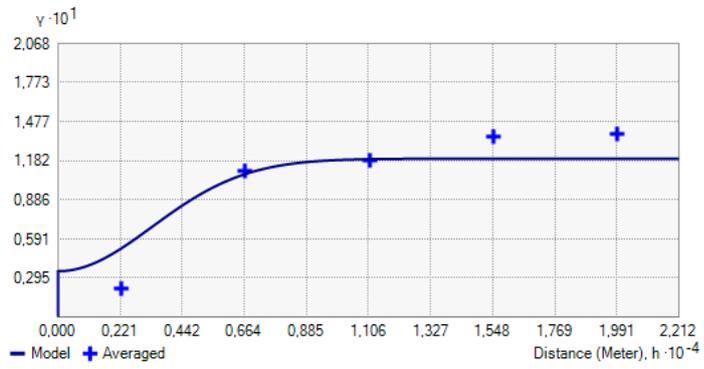


Figura 6. 59 modello gaussiano direzione E-W

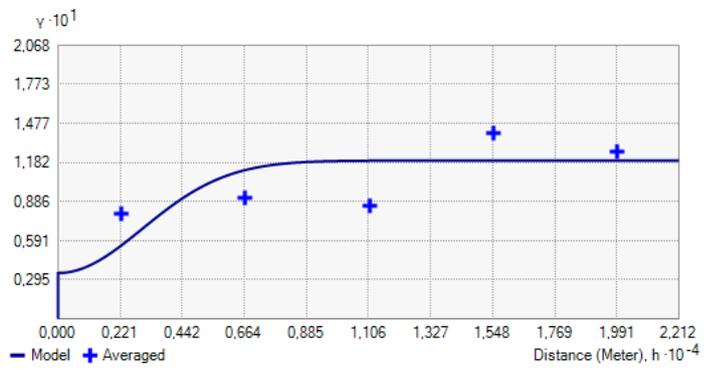


Figura 6. 60 modello gaussiano direzione NW-SE

Elaborazioni 2017

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	2,05	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	20,8	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	16,05	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	15,35	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	15,7	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	18,9	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	2,65	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	9,1	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	12,8	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	11,35	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	8,75	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	12,6	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	12,15	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	23,55	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	12,85	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	15,65	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	8,85	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	8,3	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	17,65	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	21,45	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	25,95	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	14,2	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	9,7	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	19,4	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	15,95	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	20,2	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	17,25	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	12,75	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	14,3	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	11,9	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	18,65	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	1,6	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	7,6	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	8,5	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	12,7	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	16,75	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	25,75	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	12,95	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	51,25	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	43,2	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	25,05	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	25,9	454706	5016087

Tabella 6. 61 - dataset relativo alle medie annuali delle concentrazioni di cloruri nell'anno 2017

Parametri statistici

N°campioni	42
minimo	1,60
massimo	51,25
media	16,14
dev.std	9,36
varianza	87,67
skewness	1,67
curtosi	7,26
quartile 0,25	11,35
mediana	14,83
quartile 0,75	19,40
interquartile	8,05
valore LI	-0,73
valore LS	31,48
outliers	43,20
	51,25

Tabella 6. 62-Parametri statistici del dataset (cloruri 2017)

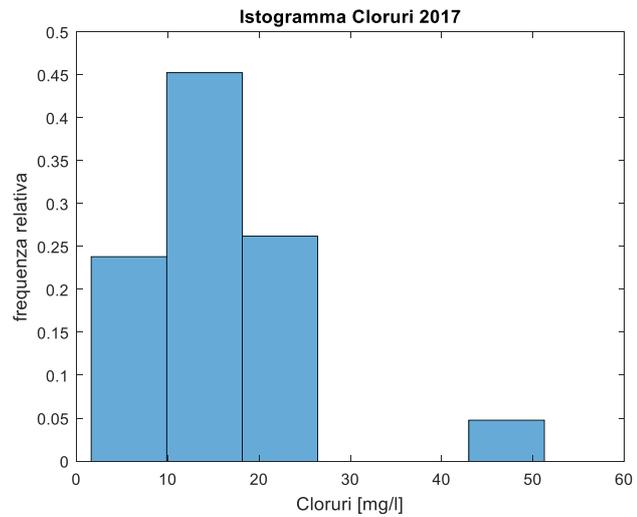


Figura 6. 61 Istogramma delle frequenze relative (cloruri 2017)

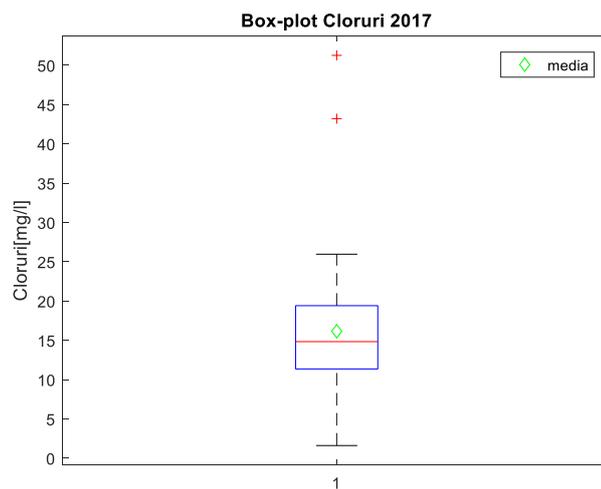


Figura 6. 62 Box-plot (cloruri 2017)

Il box-plot di figura (6.68) evidenzia la presenza di 2 outliers (valori in tabella 6.63)

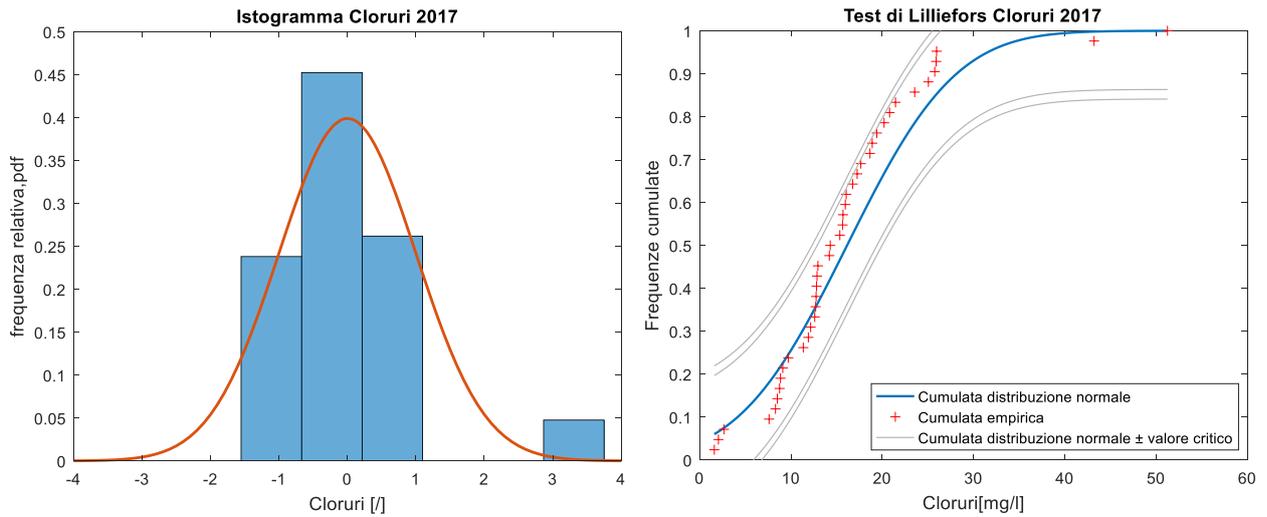


Figura 6. 63 Adattamento del campione trasformato alla gaussiana standard (a). Adattamento della frequenza empirica cumulata alla cumulata della distribuzione normale (b)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1266
0,01	0,1591	

Tabella 6. 63 Test di Lilliefors (cloruri 2017)

Il test di Lilliefors (tabella 6.64 e figura 6.69) risulta superato anche per il livello di significatività $\alpha=0,05$, pertanto non è necessaria la trasformazione dei dati.

Analisi del trend

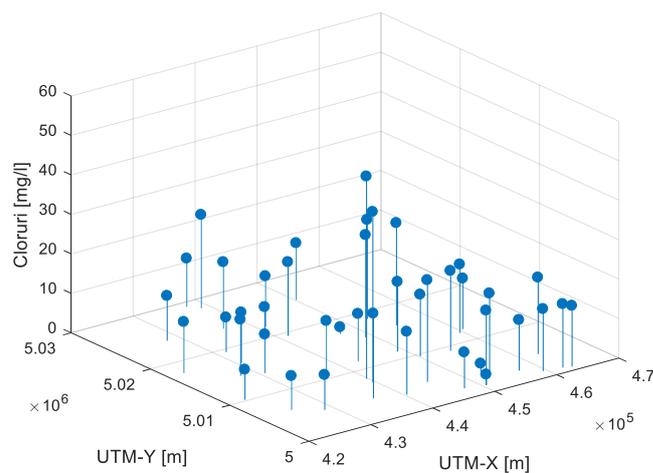


Figura 6. 64-Andamento spaziale della concentrazione (cloruri 2017)

Non si riscontra nessun trend nella concentrazione della sostanza (figura 6.70)

Variogramma kriging ordinario

- Empirico (originali)

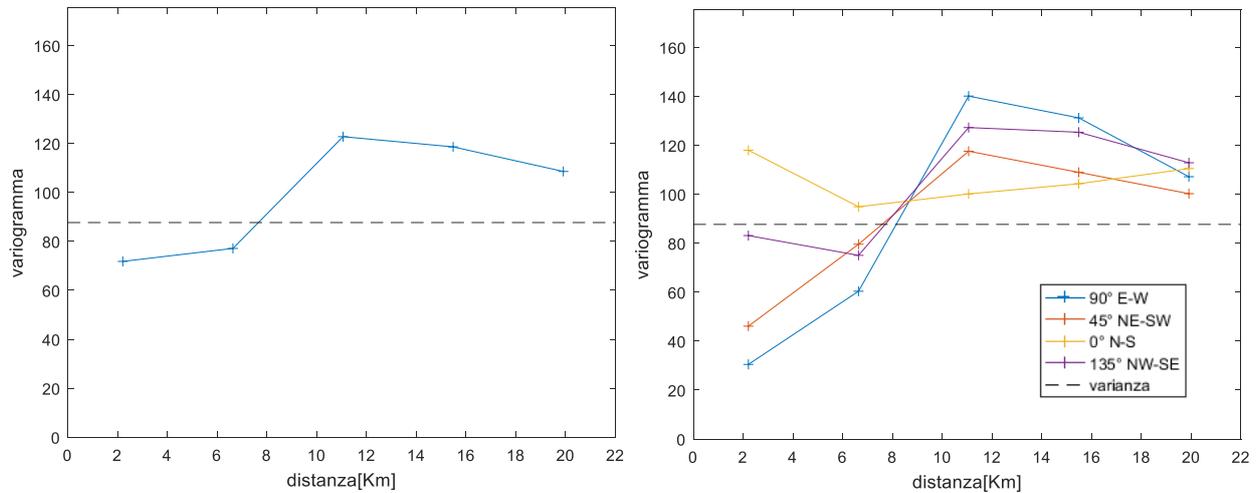


Figura 6. 65 Variogramma empirico omnidirezionale (a) e direzionale (b) (cloruri 2017)

Il variogramma empirico presenta un valore soglia maggiore della varianza campionaria a causa della presenza degli outliers rilevati. Il variogramma empirico direzionale non mostra la presenza di una anisotropia zonale rilevante.

- Modelli

Cloruri 2014	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Originali	Sferico	41,93	75,18	117,11	14100
	Esponenziale	26,07	95,95	122,02	16000
	Gaussiano	57,67	61,36	119,03	13400

Tabella 6. 64 Coefficienti dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2014	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	$\alpha=5\%$	$\alpha=1\%$
Originali	Sferico	0,97	0,30	0,02	8,46	3,07	0	0
	Esponenziale	0,99	0,34	0,02	8,27	2,85	0	0
	Gaussiano	0,98	0,23	0,01	8,75	3,50	0	0

Tabella 6. 65 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2014	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Originali	Sferico	51,72	64,64	116,36	13478	11193	1,20	53
	Esponenziale	37,23	82,27	119,50	16060	11846	1,36	36
	Gaussiano	65,56	52,38	117,94	13066	10631	1,23	53

Tabella 6. 66 Coefficienti dei modelli direzionali

Cloruri 2014	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
Originali	Sferico	0,90	0,23	0,01	8,48	3,41	0	0
	Esponenziale	0,90	0,25	0,01	8,23	3,32	0	0
	Gaussiano	0,92	0,23	0,01	8,75	3,74	0	0

Tabella 6. 67 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali

- Modello scelto

È stato scelto il modello esponenziale isotropo in quanto presenza un SQMS migliore rispetto agli altri modelli.

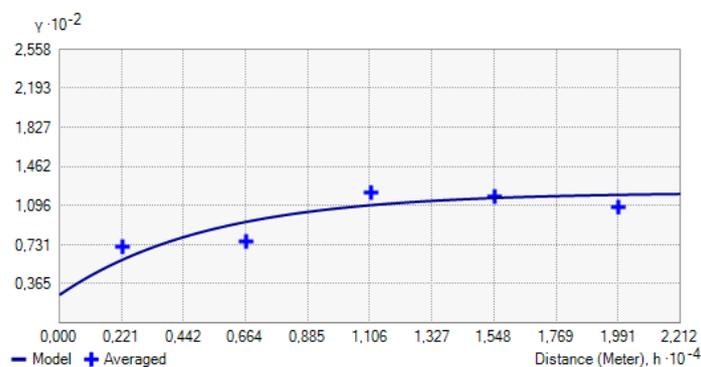


Figura 6. 66 modello esponenziale isotropo adattato al variogramma sperimentale

Variogramma indicator kriging

Valore soglia = 25 mg/l

- Empirico

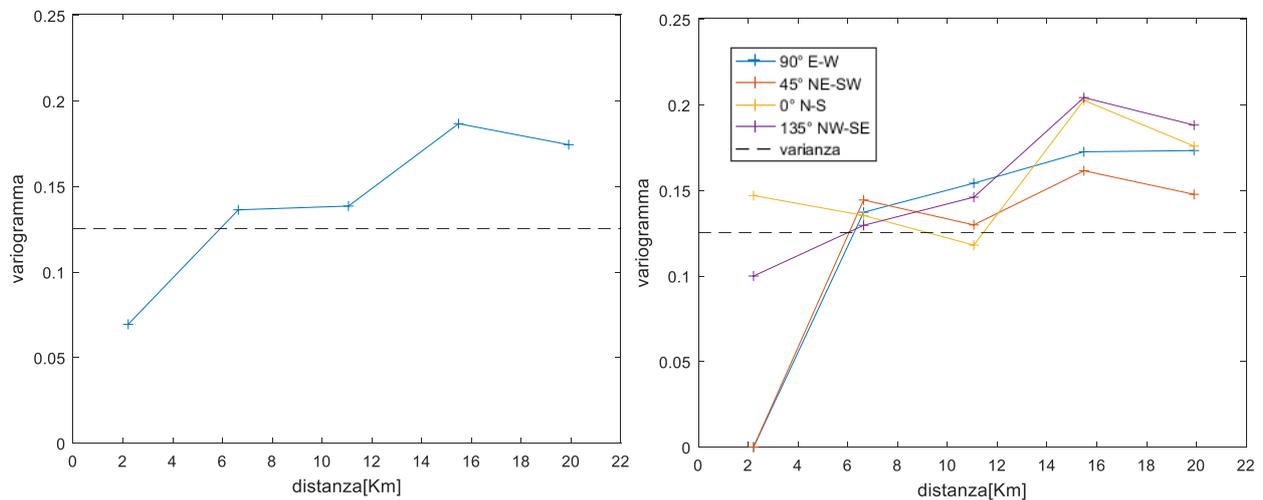


Figura 6. 67 Variogramma empirico omnidirezionale (a) e direzionale (b) relativi al dataset binario (cloruri 2017)

Il variogramma empirico del dataset binario mostra un comportamento simile all'originale. Non si rileva anche qui anisotropia zonale.

- Modelli

Cloruri 2017	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C_0	$C_1; b$	$C_0 + C_1$	$R[m]; \eta$
Binari (0,1)	Sferico	0,04	0,13	0,18	17100
	Esponenziale	0,00	0,19	0,19	18600
	Gaussiano	0,06	0,12	0,17	12700

Tabella 6. 68 Coefficienti dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2017	Parametri validazione modello (omnidirezionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,95	0,02	0,04	0,30
	Esponenziale	0,90	0,02	0,05	0,28
	Gaussiano	1,00	0,02	0,04	0,31

Tabella 6. 69 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali

Cloruri 2017	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
Binari (0,1)	Sferico	0,06	0,12	0,18	21029	14420	1,46	58
	Esponenziale	0,02	0,17	0,19	20612	15800	1,30	67
	Gaussiano	0,07	0,11	0,18	20406	10658	1,91	60

Tabella 6. 70 Coefficienti dei modelli direzionali

Cloruri 2017	Parametri validazione modello (direzionale)				
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM
Binari (0,1)	Sferico	0,91	0,01	0,02	0,30
	Esponenziale	0,82	0,01	0,03	0,28
	Gaussiano	1,02	0,01	0,02	0,33

Tabella 6. 71 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali

- Modello scelto

Il modello gaussiano isotropo presenta un SQMS migliore rispetto altri modelli ed è stato scelto per effettuare la predizione.

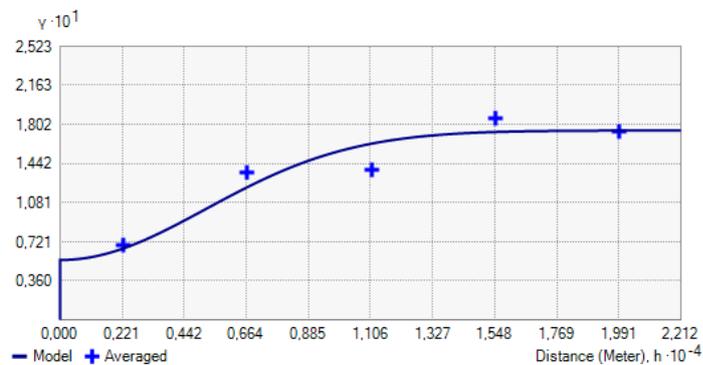


Figura 6. 68 Modello gaussiano adattato al variogramma empirico omnidirezionale

6.2 Nitrati

Elaborazioni 2012

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	1	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	1,45	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	5,05	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	6,5	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	2,2	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	5,2	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	1	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	5,85	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	3,1	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	46,7	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	21,6	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	32,2	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	5,55	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	1,85	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	34,15	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	3,8	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	25,45	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	23,45	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	1,4	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	1	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	1	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	30,9	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	23,1	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	7,6	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	1	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	10,3	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	28,4	459526	5011849
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	2,95	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	11,9	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	7,95	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	1,95	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	19,7	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	21,55	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	12,65	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	19,1	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	6,3	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	32,55	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	1	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	29,65	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	14,9	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	1	454706	5016087

Tabella 6. 72 Tabella relativa alla media dei due campionamenti semestrali della concentrazione dei nitrati [mg/l] per l'anno 2012

Parametri statistici del dataset:

N°campioni	41
minimo	1
massimo	46,70
media	12,54
dev.std	12,31
varianza	151,56
skewness	0,90
curtosi	2,74
quartile 0,25	1,93
mediana	6,50
quartile 0,75	21,98
interquantile	20,05
valore LI	-28,15
valore LS	52,01
outliers	

Tabella 6. 73 Parametri statistici del dataset (nitrati 2012)

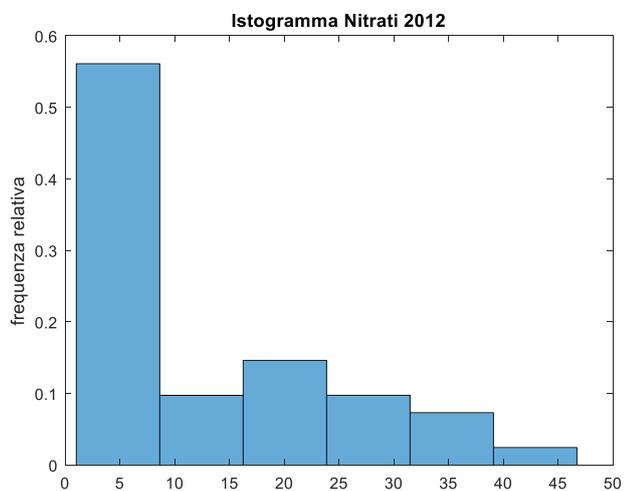


Figura 6. 69 Istogramma delle frequenze relative (nitrati 2012)

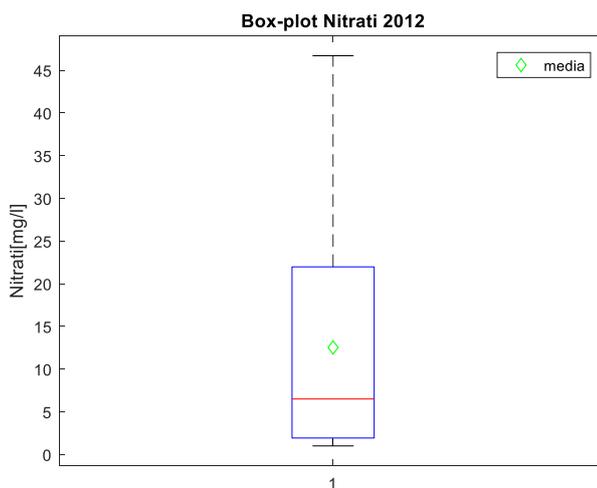


Figura 6. 70 Box -plot (Nitrati 2012)

L'istogramma delle frequenze relative (figura 6.76) evidenzia un distribuzione asimmetrica delle concentrazioni di nitrati. Non si rilevano outliers (figura 6.75)

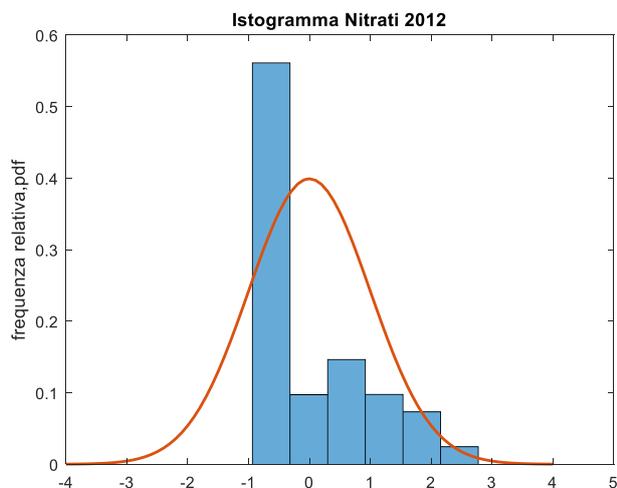


Figura 6. 71 Adattamento delle frequenze relative alla gaussiana standard (nitrati 2012)

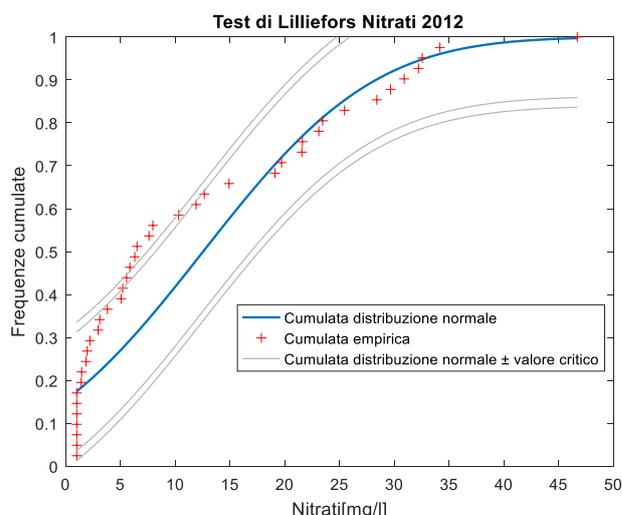


Figura 6. 72 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (nitrati2012)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1384	0,2062
0,01	0,1610	

Tabella 6. 74 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2012)

Il test non risulta superato per entrambi i livelli di significatività, al contrario di quanto visto per i cloruri, la causa non è imputabile alla presenza di outliers in quanto assenti, come si evince dalla figura (6.75). Si procede pertanto alla trasformazione di potenza del dataset.

Analisi del trend

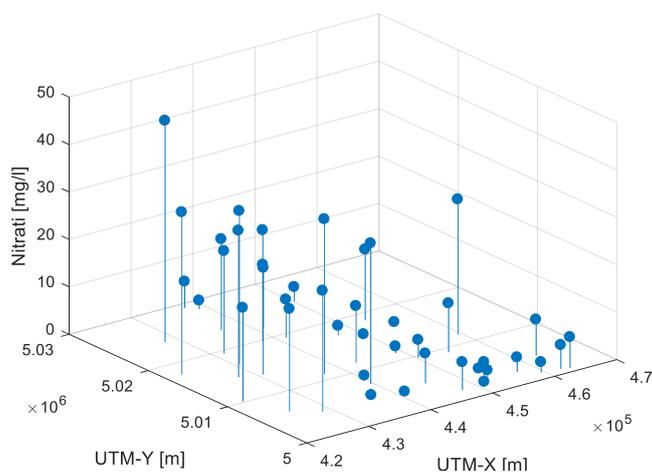


Figura 6. 78 Andamento spaziale della concentrazione (nitrati 2012)

Dalla figura (6.78) si nota un trend nella distribuzione spaziale delle concentrazioni.

Trasformazione potenza

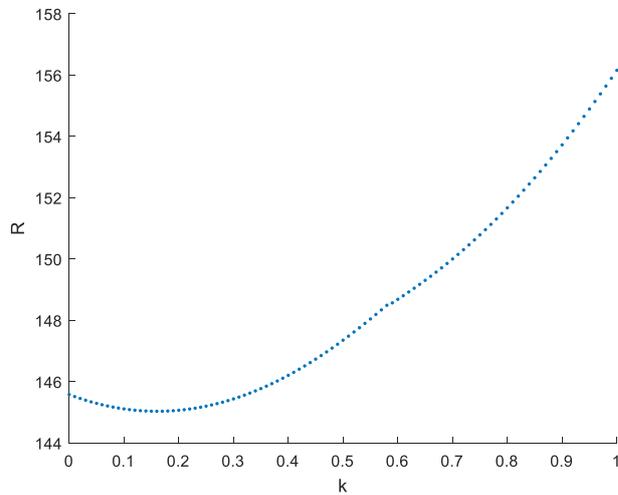


Figura 6. 73 Andamento del valore R in funzione del valore di k della trasformazione (Nitrati 2012)

- $R_{min} = 145,2$
- $k_{opt} = 0,15$

Campione Trasformato

N°campioni	41
minimo	0
massimo	5,20
media	2,33
dev.std	1,69
varianza	2,86
skewness	-0,01
curtosi	1,61
quartile 0,25	0,69
mediana	2,16
quartile 0,75	3,93
interquartile	3,24
valore LI	-4,17
valore LS	8,79
outliers	\

Tabella 6. 75 Parametri statistici del dataset trasformato (nitrati 2012)

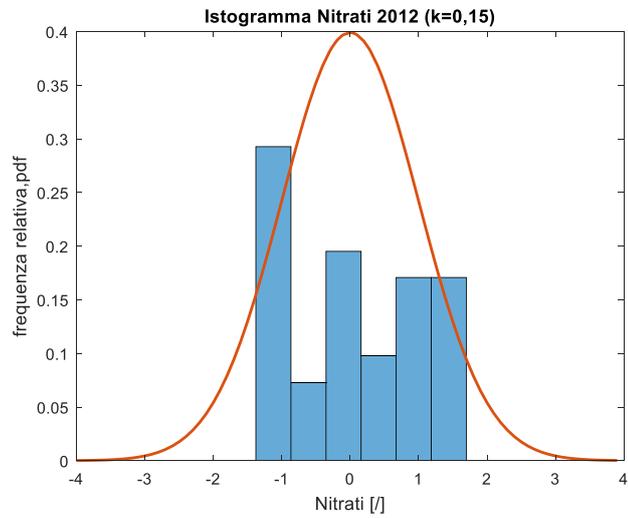


Figura 6. 74 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (Nitrati 2012 trasformati)

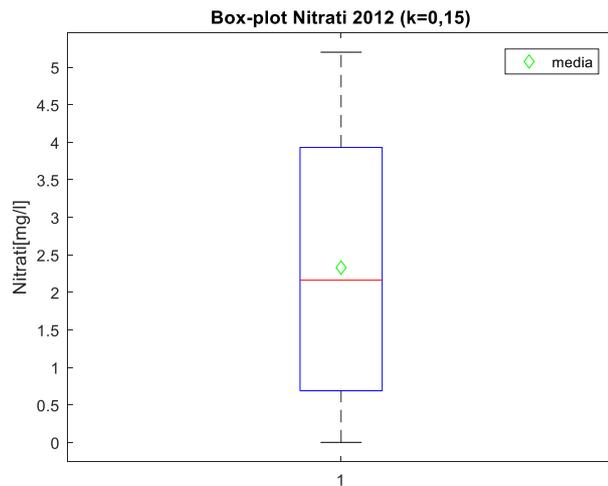


Figura 6. 75 Box plot (nitrati 2012 trasformati)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1369	0,1344
0,01	0,1595	

Tabella 6. 76 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2012 trasformati)

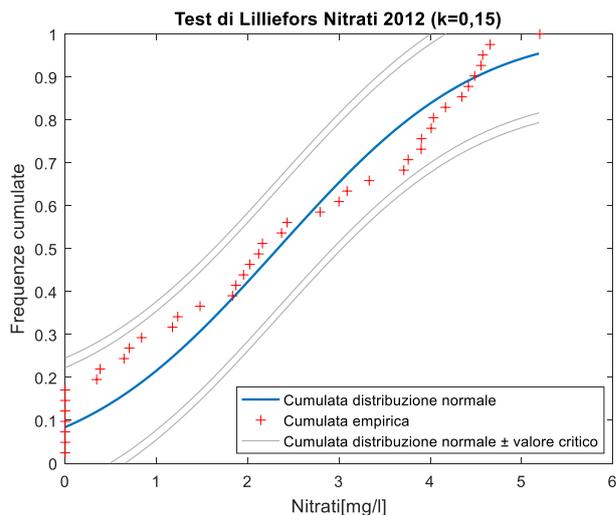


Figura 6. 76 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (Nitrati 2012 trasformati)

Il test di Lilliefors (tabella 6.77 e figura 6.83) risulta superato con un livello di significatività $\alpha = 0,05$

Analisi del trend

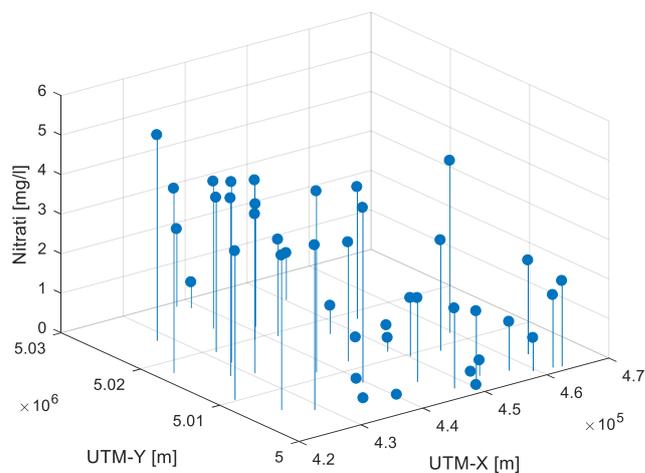


Figura 6. 77 Andamento spaziale delle concentrazioni trasformate (nitrati 2012)

Si riscontra un trend anche sui dati trasformati (figura 6.84)

- Variogramma empirico (originali)

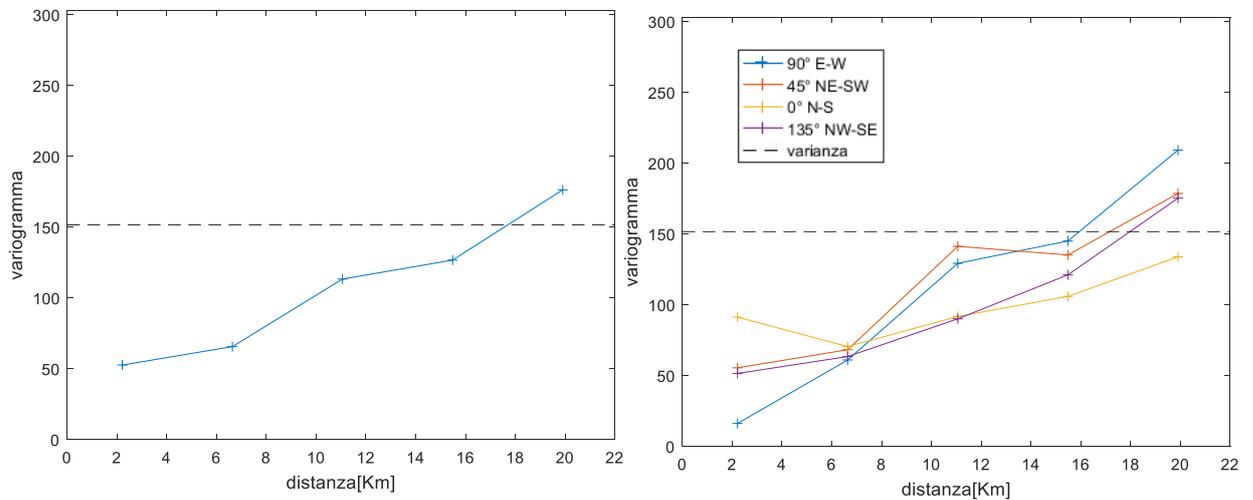


Figura 6. 78 a,b -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati originali (nitrati 2012)

I due variogrammi, direzionale e omnidirezionale riportati nella figura (6.85) confermano la presenza del trend nei dati originali in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 7.4834 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -6.4740 \cdot 10^{-4}$$

$$c = 5.9810 \cdot 10^{-5}$$

- Variogramma empirico (trasformati)

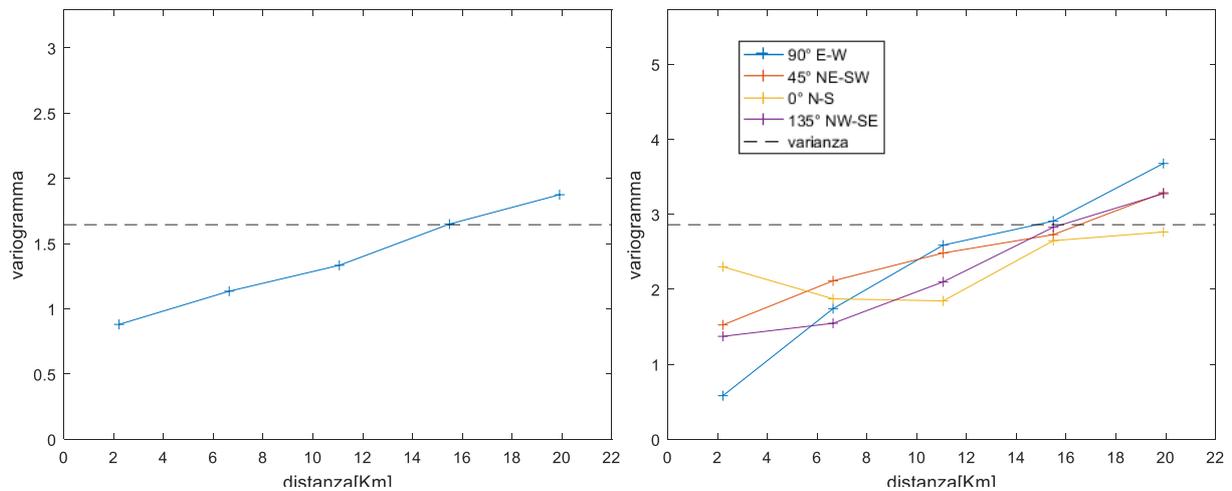


Figura 6.79 a,b -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati trasformati (nitrati 2012)

Nonostante la trasformazione del dataset i due variogrammi, direzionale e omnidirezionale, riportati nella figura (6.86) constatano la presenza del trend in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 1,8495 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -7,7110 \cdot 10^{-5}$$

$$c = 7,2909 \cdot 10^{-6}$$

Variogramma Kriging Universale

- Empirico (originali detrendati)

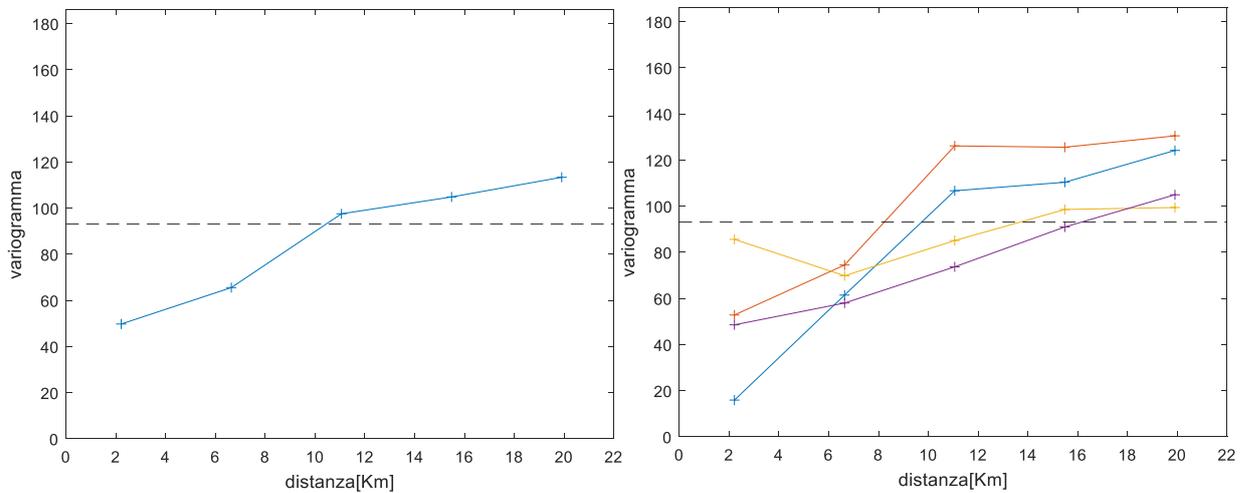


Figura 6. 80 a,b - Variogramma empirico omnidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati originali e detrendati (nitrati 2012)

- Empirico (trasformati detrendati)

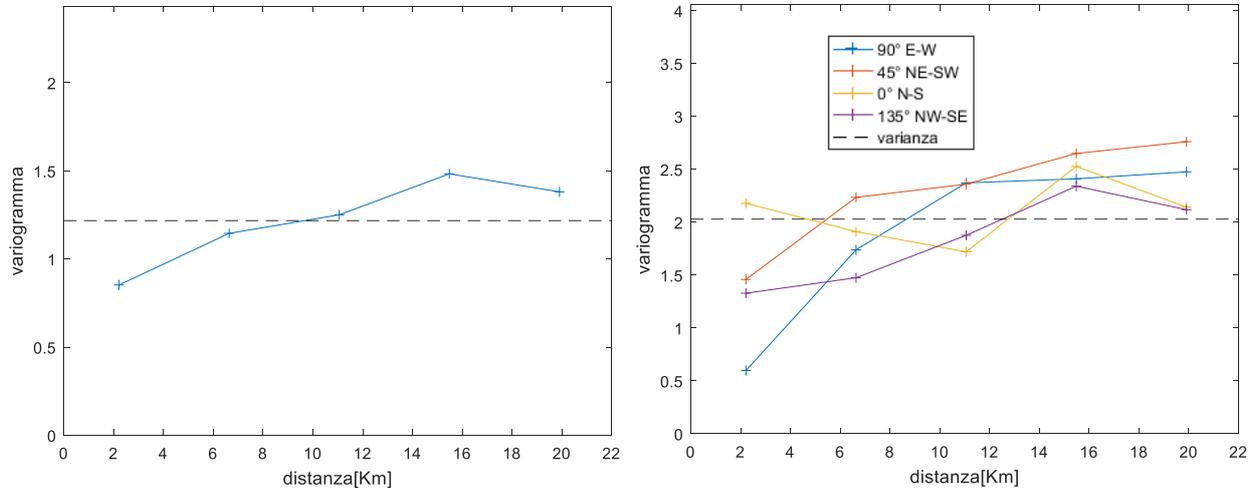


Figura 6. 81 a,b - Variogramma empirico omnidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati trasformati e detrendati (nitrati 2012)

Dai variogrammi rappresentati in figura (6.83 e 6.84) si nota come la rimozione del trend ha influito positivamente sull'andamento del variogramma, infatti si ha un sill che si assesta nei dintorni della varianza soprattutto nel caso dei dati trasformati. I variogrammi direzionali (figure 6.83 e 6.84 (b)) inoltre mostrano un andamento molto simile in tutte le direzioni rappresentate e non si rileva particolare anisotropia zonale.

- Modelli

Nitrati 2012	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C ₀	C ₁ ; b	C ₀ + C ₁	R[m]; η
trasformati	Sferico	1,02	1,38	2,4	17400
	Esponenziale	0,74	1,82	2,56	22200
	Gaussiano	1,27	1,15	2,41	15400
originali	Sferico	27,75	84,93	112,68	19400
	Esponenziale	9,28	109,27	118,56	22200
	Gaussiano	41,32	72,45	113,78	17000

Tabella 6. 77 Coefficienti ottenuti per i modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2012	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	Smooth	α=5%	α=1%
trasformati	Sferico	1,06	-0,05	-0,02	1,4	2,22	0	0
	Esponenziale	1,09	-0,01	0,01	1,4	2,03	0	0
	Gaussiano	1,00	-0,04	-0,02	1,33	2,21	0	0
originali	Sferico	1,17	-0,35	-0,02	9,35	1,70	1	1
	Esponenziale	1,34	-0,24	-0,01	9,86	1,60	1	1
	Gaussiano	1,11	-0,30	-0,02	9,06	1,83	1	1

Tabella 6. 78 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2012	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
trasformati	Sferico	1,11	1,32	2,43	22249	14160	1,57	156
	Esponenziale	0,79	1,73	2,52	24007	17522	1,37	141
	Gaussiano	1,35	1,13	2,47	23470	12309	1,91	156
originali	Sferico	30,36	81,21	111,57	20734	14805	1,40	138
	Esponenziale	16,41	102,77	119,18	22713	20189	1,13	127
	Gaussiano	42,87	69,78	112,65	18076	12873	1,40	138

Tabella 6. 79 Coefficienti ottenuti per i modelli direzionali (residui)

Nitrati 2012	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/ σ	SQM	Smooth	$\alpha=5\%$	$\alpha=1\%$
trasformati	Sferico	1,01	0	0	1,34	2,01	0	0
	Esponenziale	1,08	0,01	0,02	1,41	1,96	0	0
	Gaussiano	0,99	0,05	0,03	1,33	1,88	0	0
originali	Sferico	1,11	-0,13	0,00	9,21	1,68	1	1
	Esponenziale							
	Gaussiano	1,09	-0,26	-0,02	9,23	1,82	1	1

Tabella 6. 80 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali (residui)

- Modello scelto

È stato scelto il modello gaussiano isotropo adattato al variogramma dei dati trasformati e detrendati in quanto presenta il SQMS migliore e i residui risultano distribuiti secondo una p.d.f. normale.

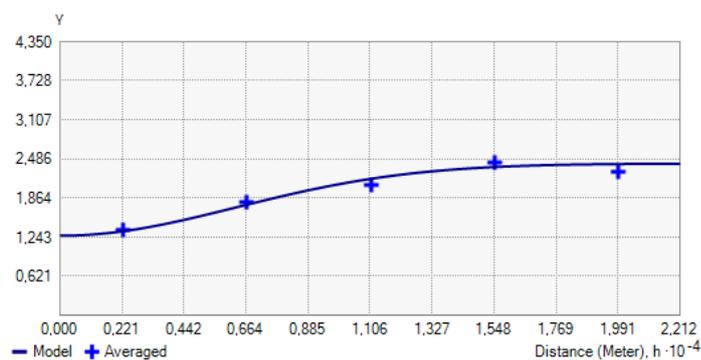


Figura 6. 82 Modello gaussiano isotropo adattato al variogramma dei trasformati detrendati

Elaborazioni 2013

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	1	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	1	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	7,6	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	5,65	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	2,6	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	6,05	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	1	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	7,1	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	3,8	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	38,2	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	23,2	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	41,05	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	10,7	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	3,35	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	36,15	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	4,6	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	15,45	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	24,4	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	1,55	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	1	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	1,65	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	28,75	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	23,5	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	7,6	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	4,6	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	10,85	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	26,55	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	7,65	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	3,5	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	15,8	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	9	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	2,65	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	43	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	21,6	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	11,65	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	28,95	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	1,25	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	10,95	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	1,6	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	27,3	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	30,3	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	1	454706	5016087

Tabella 6. 81 Tabella relativa alla media dei due campionamenti semestrali dei nitrati per l'anno 2013

Parametri statistici del dataset:

N°campioni	42
minimo	1
massimo	43
media	13,22
dev.std	12,69
varianza	161,12
skewness	0,89
curtosi	2,53
quartile 0,25	2,65
mediana	7,63
quartile 0,75	23,50
interquartile	20,85
valore LI	-28,63
valore LS	54,78
outliers	\

Tabella 6. 82 Parametri statistici del dataset (Nitrati 2013)

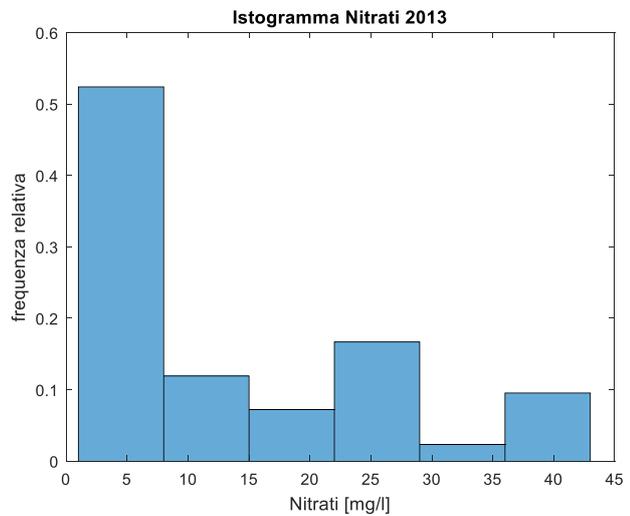


Figura 6. 85 Istogramma delle frequenze relative (nitrati 2013)

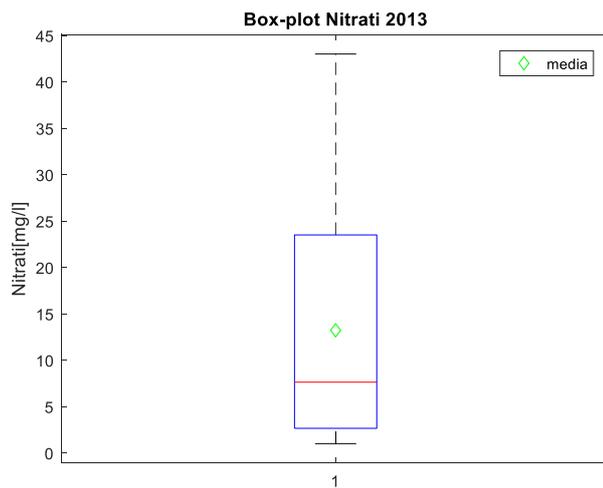


Figura 6. 86 Box -plot (Nitrati 2013)

L'istogramma delle frequenze relative (figura 6.85) evidenzia un distribuzione asimmetrica delle concentrazioni di nitrati. Non si rilevano outliers (figura 6.86)

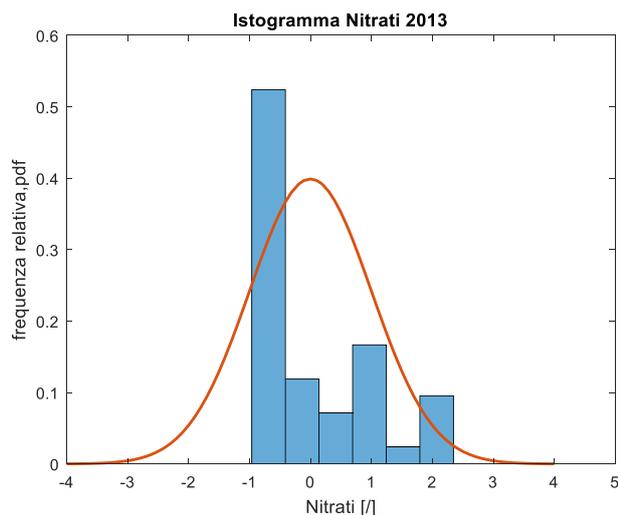


Figura 6. 83 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (nitrati 2013 standardizzati)

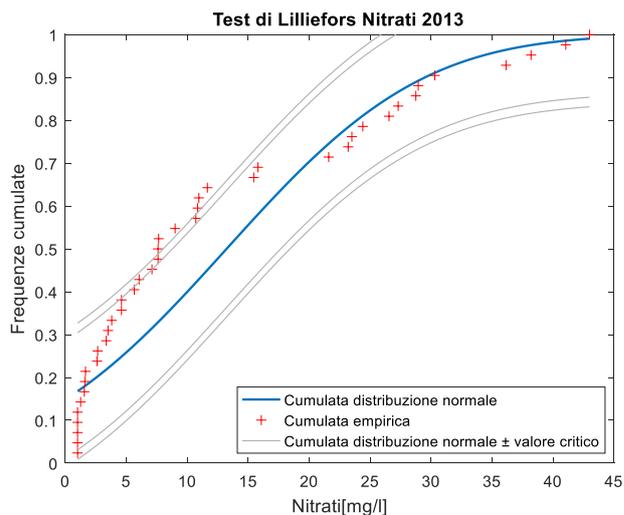


Figura 6. 88 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (nitrati 2013)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1933
0,01	0,1591	

Tabella 6. 83 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2013)

Il test non risulta superato per entrambi i livelli di significatività, e come per le concentrazioni dei nitrati dell'anno precedente non vi sono outliers. Si procede pertanto alla trasformazione del dataset

Analisi del trend

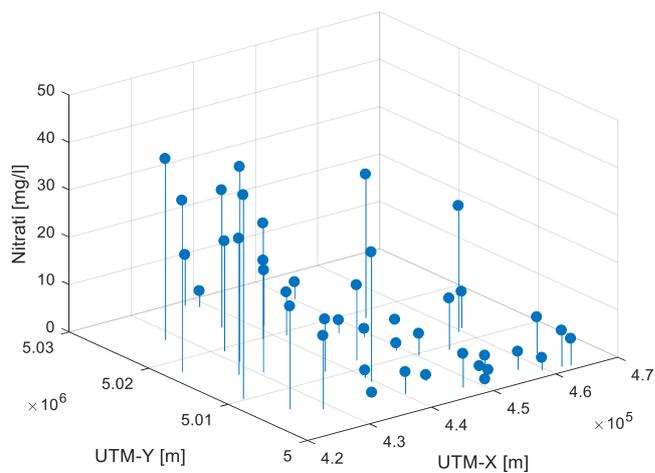


Figura 6. 89 Andamento spaziale della concentrazione (nitrati 2013)

Dalla figura (6.89) si nota un trend nella distribuzione spaziale delle concentrazioni.

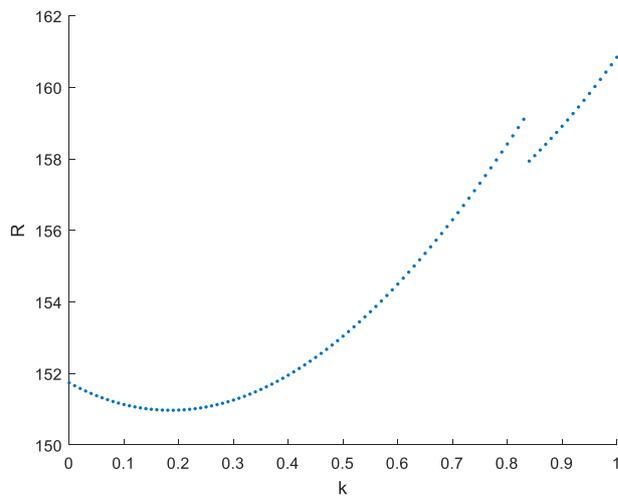


Figura 6. 90 Andamento del valore R in funzione del valore di k della trasformazione (Nitrati 2013)

- $R_{min} = 151,04$
- $k_{opt} = 0,18$

Campione trasformato

N°campioni	42
minimo	0
massimo	5,38
media	2,57
dev.std	1,74
varianza	3,03
skewness	-0,01
curtosi	1,73
quartile 0,25	1,07
mediana	2,45
quartile 0,75	4,25
interquartile	3,18
valore LI	-3,7
valore LS	9,02
outliers	/

Tabella 6. 84 - Parametri statistici del dataset a seguito

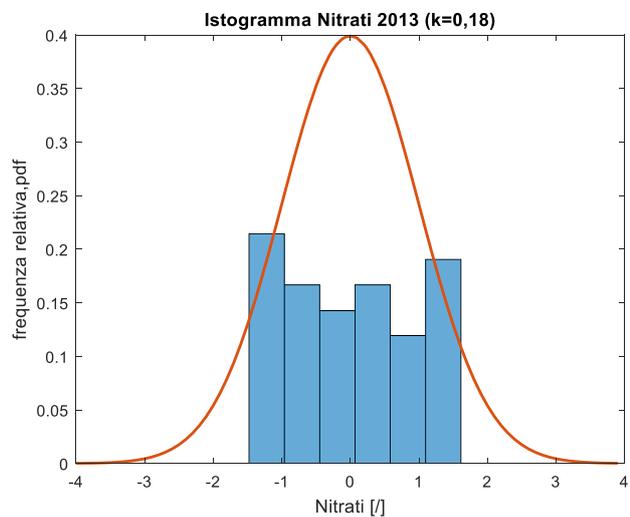


Figura 6. 841 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (Nitrati 2013 trasformati)

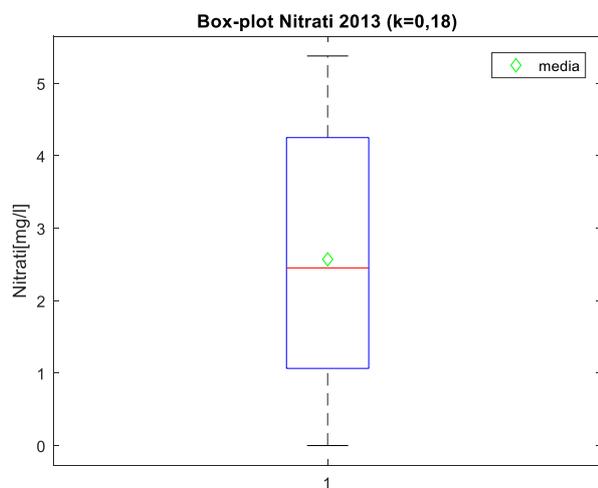


Figura 6. 92 Box plot (nitrati 2013 trasformati)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1204
0,01	0,1591	

Tabella 6. 85 - Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2013 trasformati)

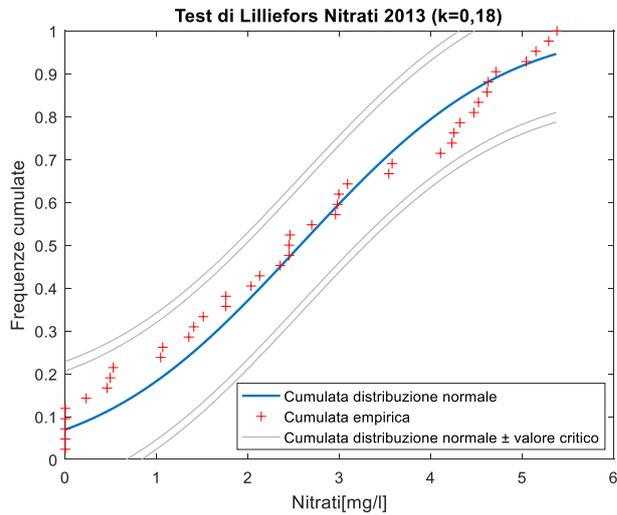


Figura 6. 85 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate

Il test di Lilliefors (tabella 6.86 e figura 6.94) risulta superato con un livello di significatività $\alpha = 0,05$

Analisi del trend

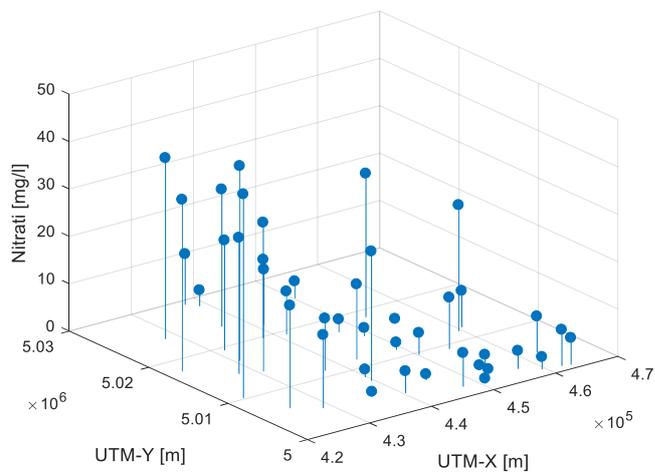


Figura 6. 95 Andamento spaziale delle concentrazioni trasformate (nitrati 2013)

Si riscontra un trend anche sui dati trasformati (figura 6.95)

- Variogramma empirico (originale)

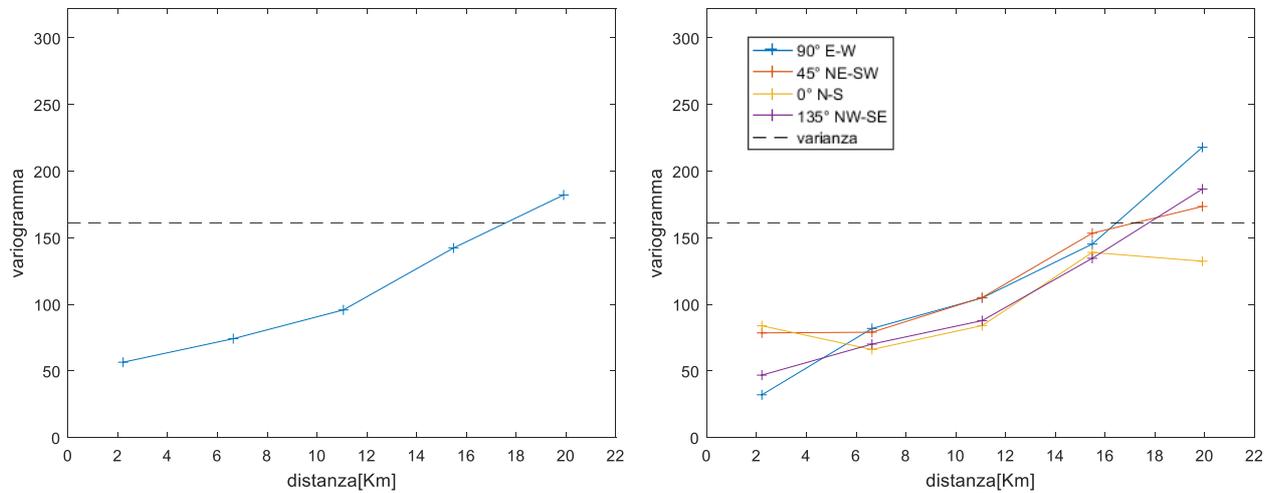


Figura 6. 86 a,b -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati originali (nitrati 2013)

I due variogrammi, direzionale e omnidirezionale riportati nella figura (6.96) confermano la presenza del trend nei dati originali in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 4,8912 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -6,6292 \cdot 10^{-4}$$

$$c = 6,1374 \cdot 10^{-5}$$

- Variogramma empirico (trasformati)

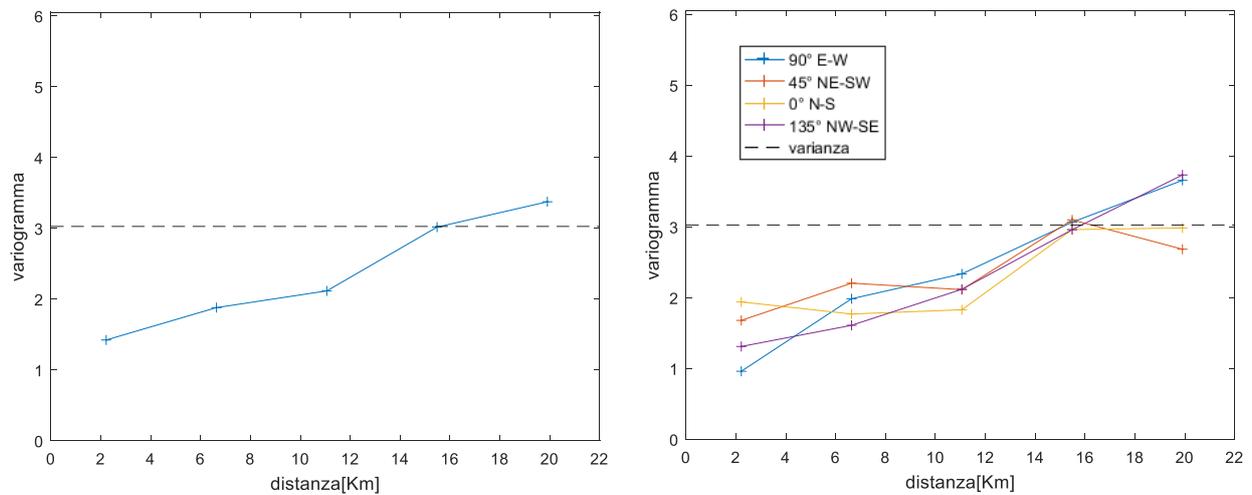


Figura 6. 97 a,b -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati trasformati (nitrati 2013)

Nonostante la trasformazione del dataset i due variogrammi, direzionale e omnidirezionale, riportati nella figura (6.97) constatano la presenza del trend in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 3,3464 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -8,0066 \cdot 10^{-5}$$

$$c = 7,6068 \cdot 10^{-6}$$

Variogramma Kriging Universale

- Empirico (originali detrendati)

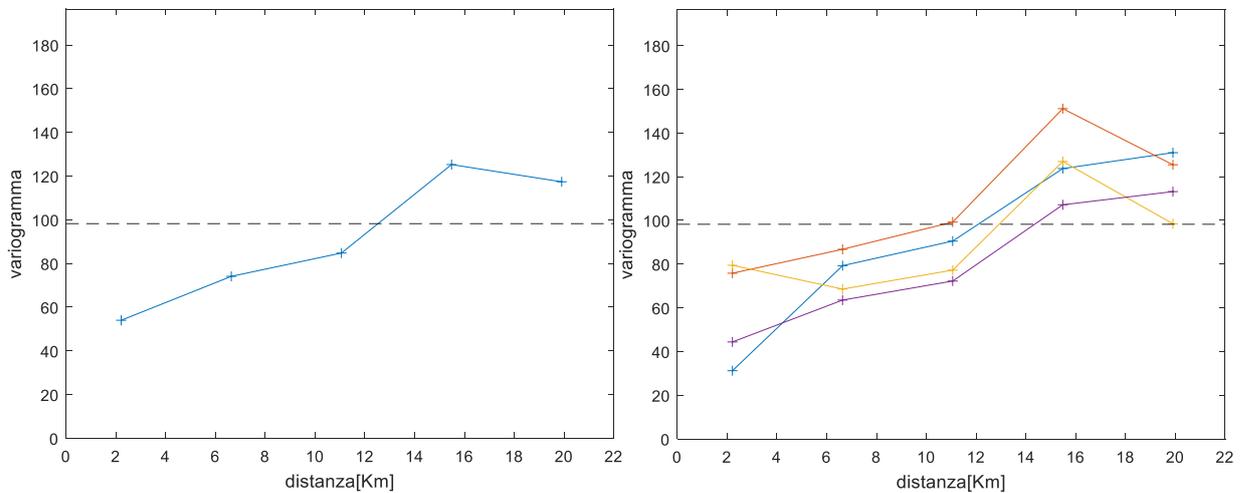


Figura 6.98 a,b - Variogramma empirico omnidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati originali e detrendati (nitrati 2013)

- Empirico (trasformati detrendati)

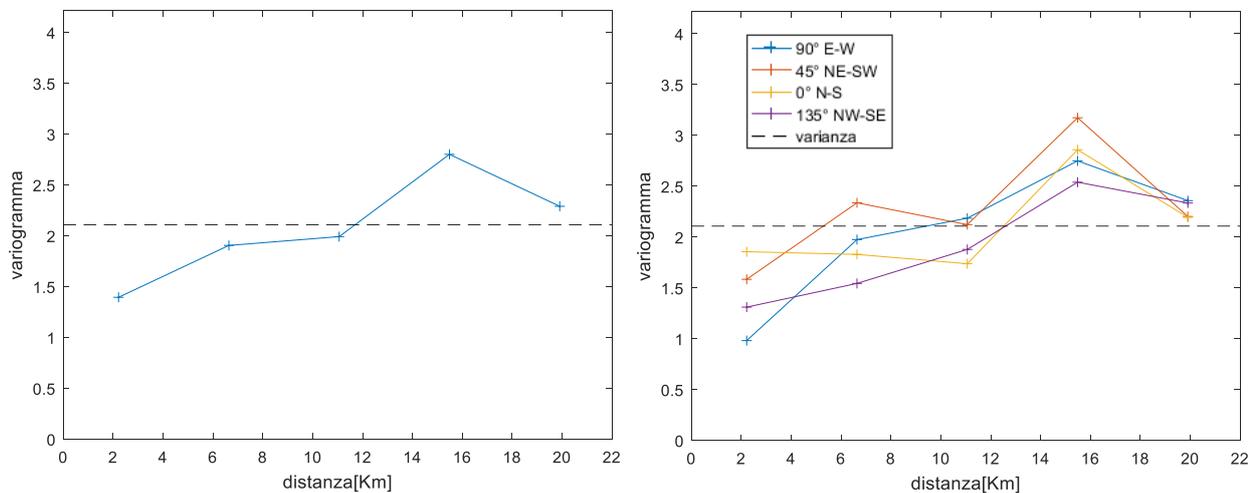


Figura 6.87 a,b - Variogramma empirico omnidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati trasformati e detrendati (nitrati 2013)

Dai variogrammi rappresentati in figura (6.96 e 6.97) si nota come la rimozione del trend ha influito positivamente sull'andamento del variogramma, infatti si ha un sill che si assesta nei dintorni della varianza soprattutto nel caso dei dati trasformati. I variogrammi direzionali (

figure 6.96 e 6.97 (b)) inoltre mostrano un andamento molto simile in tutte le direzioni rappresentate e non si rileva particolare anisotropia zonale.

- Modelli

Nitrati 2013	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C ₀	C ₁ ; b	C ₀ + C ₁	R[m]; η
trasformati	Sferico	1,01	1,51	2,52	18000
	Esponenziale	0,7	1,99	2,68	22200
	Gaussiano	1,33	1,25	2,58	17200
originali	Sferico	33,11	90,75	123,85	22200
	Esponenziale	11,39	113,36	124,74	22200
	Gaussiano	50,45	82,09	132,54	22200

Tabella 6. 86 Coefficienti ottenuti per i modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2013	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
trasformati	Sferico	1,09	0,02	0,01	1,42	1,82	0	0
	Esponenziale	1,15	0,04	0,03	1,47	1,76	0	0
	Gaussiano	1,04	0,02	0,01	1,38	1,92	0	0
originali	Sferico	1,19	0,13	0,01	9,46	1,54	1	1
	Esponenziale	1,36	0,28	0,03	10,16	1,47	1	1
	Gaussiano	1,10	0,11	0,01	8,96	1,60	1	1

Tabella 6. 87 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2012	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
trasformati	Sferico	1,09	1,48	2,57	21132	15544	1,36	122
	Esponenziale	0,80	1,90	2,70	22688	20251	1,12	154
	Gaussiano	1,39	1,26	2,64	21698	14348	1,51	162
originali	Sferico	37,35	89,14	126,49	22567	20566	1,10	138
	Esponenziale	19,53	107,26	126,79	22433	21543	1,04	127
	Gaussiano	52,60	80,50	133,10	22490	18987	1,18	145

Tabella 6. 88 Coefficienti ottenuti per i modelli direzionali (residui)

Nitrati 2013	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
trasformati	Sferico	1,05	0,04	0,03	1,40	1,80	0	0
	Esponenziale							
	Gaussiano	1,01	0,04	0,02	1,36	1,71	0	0
originali	Sferico							
	Esponenziale							
	Gaussiano							

Tabella 6. 89 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali (residui)

- Modello scelto

È stato scelto il modello gaussiano anisotropo adattato al variogramma dei dati trasformati e detrendati in quanto presenta il SQMS migliore e i residui risultano distribuiti secondo una p.d.f. normale.

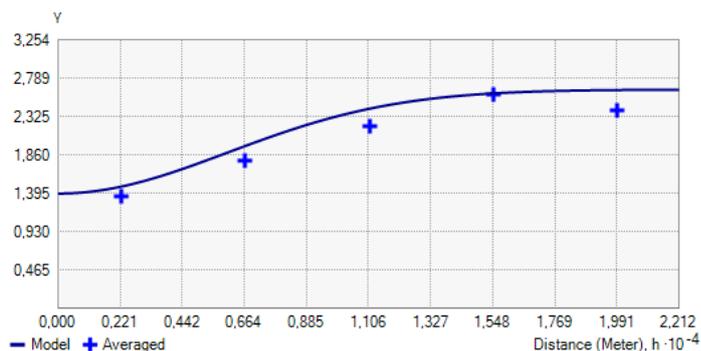


Figura 6. 88 Modello gaussiano adattato al variogramma dei trasformati detrendati in direzione E-W

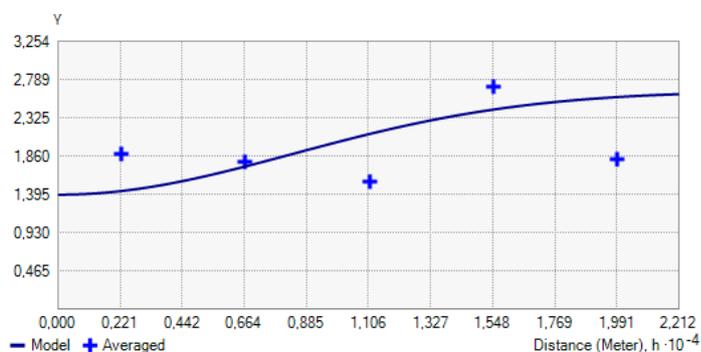


Figura 6. 89 Modello gaussiano adattato al variogramma dei trasformati detrendati in direzione N-S

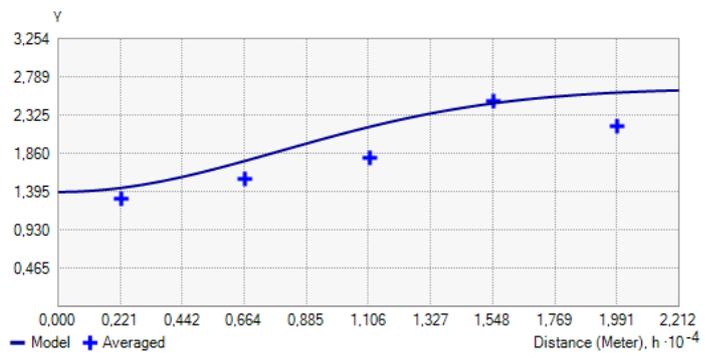


Figura 6. 91 Modello gaussiano adattato al variogramma dei trasformati detrendati in direzione NE-SW

Elaborazioni 2014

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	1,65	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	4,35	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	8,85	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	6,8	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	3,85	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	10,75	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	1,75	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	10,25	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	6,75	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	45,35	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	21,7	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	44,7	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	17	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	2,4	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	33,6	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	4,05	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	30,2	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	25,55	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	3,4	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	1	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	2,7	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	30,55	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	23,4	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	7,35	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	6,95	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	11,35	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	26,95	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	3,65	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	5,4	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	16,2	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	9,6	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	4,2	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	36,15	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	21,1	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	12,85	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	29,7	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	1,95	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	12	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	1,5	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	24,45	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	21,1	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	1	454706	5016087

Tabella 6. 90 Tabella relativa alla media dei due campionamenti semestrali dei nitrati per l'anno 2014

Parametri statistici del dataset:

N°campioni	42,
minimo	1,00
massimo	45,35
media	14,14
dev.std	12,52
varianza	156,70
skewness	0,90
curtosi	2,79
quartile 0,25	3,85
mediana	9,93
quartile 0,75	23,40
interquantile	19,55
valore LI	-25,48
valore LS	52,73
outliers	/

Tabella 6. 91 Parametri statistici del dataset

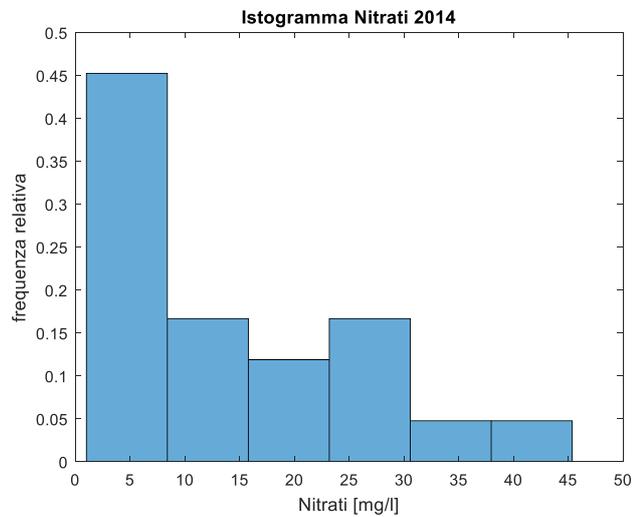


Figura 6. 92 Istogramma delle frequenze relative (nitrati 2014)

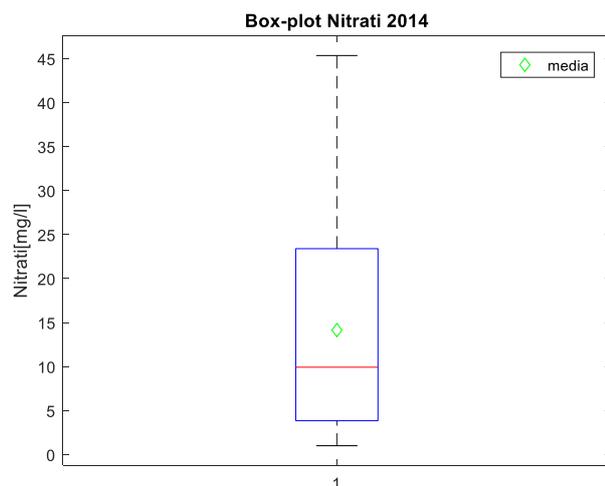


Figura 6. 93 Box -plot (Nitrati 2014)

L'istogramma delle frequenze relative (figura 6.106) evidenzia un distribuzione asimmetrica delle concentrazioni di nitrati. Non si rilevano outliers (figura 6.107)

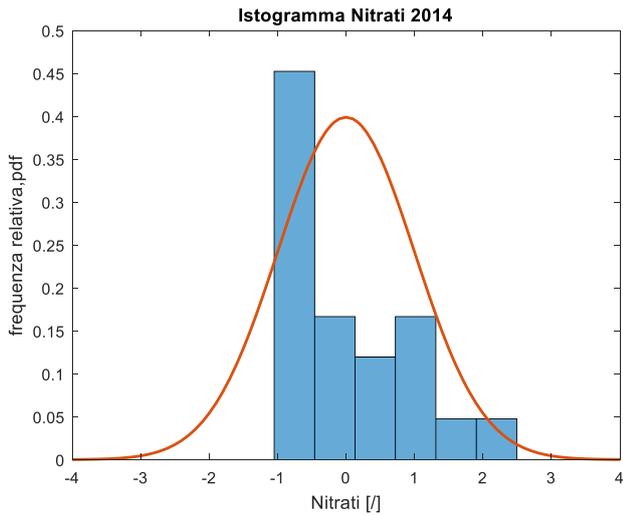


Figura 6. 94 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (nitrati 2014 standardizzati)

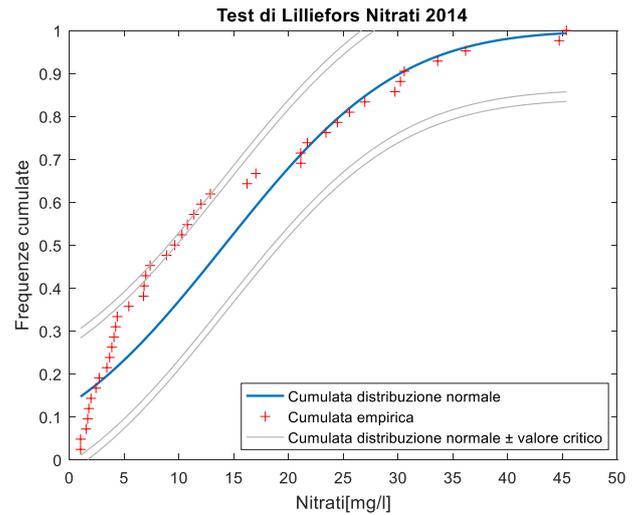


Figura 6. 95 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (nitrati 2014)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1632
0,01	0,1591	

Tabella 6. 92 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2014)

Il test non risulta superato per entrambi i livelli di significatività. Si procede pertanto alla trasformazione del dataset.

Analisi del trend

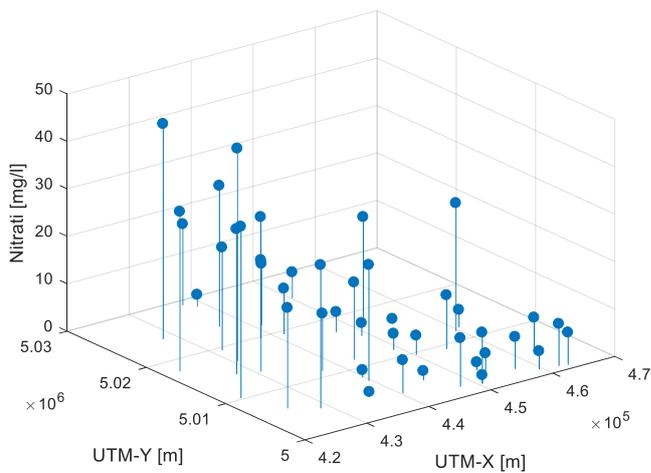


Figura 6. 110 Andamento spaziale della concentrazione (nitrati 2014)

Dalla figura (6.110) si nota un trend nella distribuzione spaziale delle concentrazioni.

Trasformazione potenza

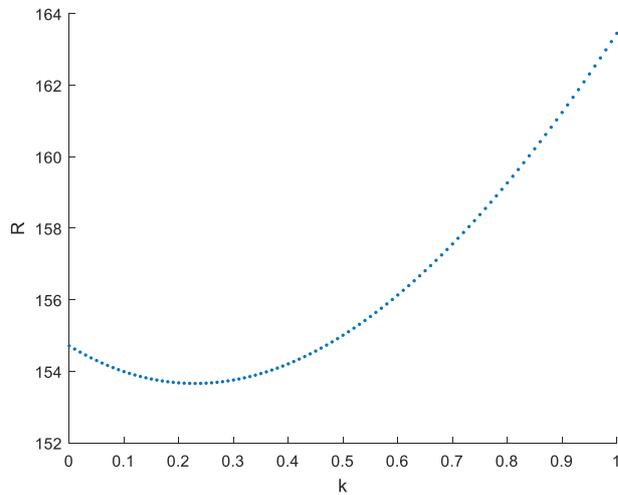


Figura 6. 961 Andamento del valore R in funzione del valore di k della trasformazione (Nitrati 2014)

- $R_{min} = 153,7$
- $k_{opt} = 0,23$

Campione trasformato

N°campioni	42
minimo	0,00
massimo	6,11
media	3,02
dev.std	1,78
varianza	3,17
skewness	0,00
curtosi	1,84
quartile 0,25	1,58
mediana	3,02
quartile 0,75	4,63
interquartile	3,05
valore LI	-3,00
valore LS	9,21
outliers	/

Tabella 6. 93 parametri statistici dataset a seguito della trasformazione (nitrati 2014)

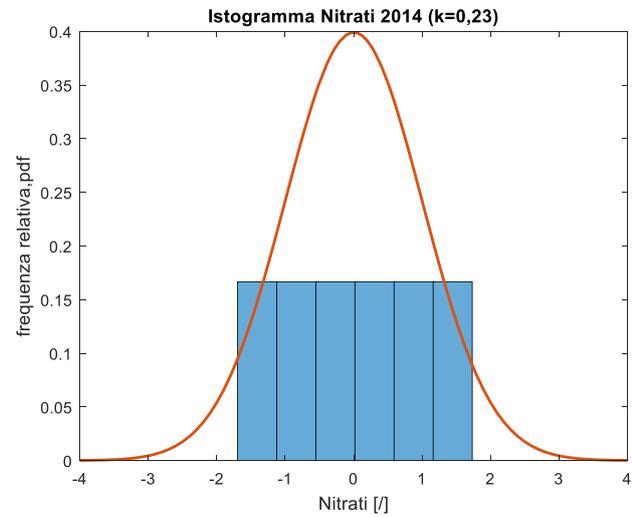


Figura 6. 97 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (Nitrati 2014 trasformati)

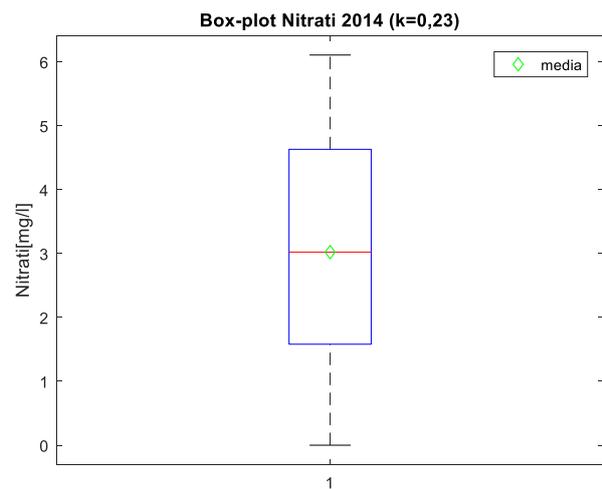


Figura 6. 98 Box Blot (nitrati trasformati 2014)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1171
0,01	0,1591	

Tabella 6. 94 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2014 trasformati)

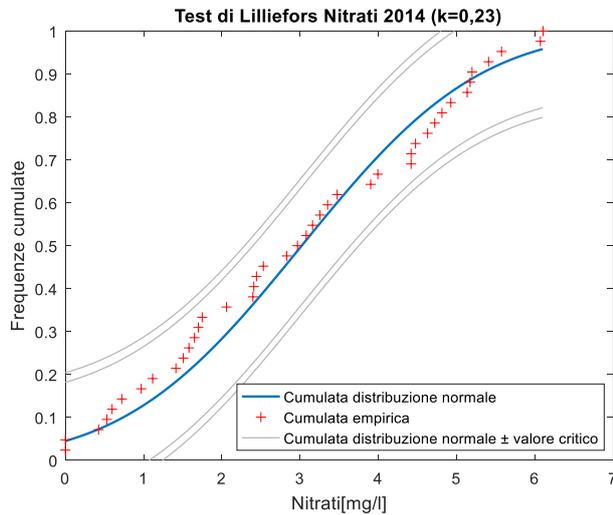


Figura 6. 99 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (Nitrati 2014 trasformati)

Il test di Lilliefors (tabella 6.95 e figura 6.114) risulta superato con un livello di significatività $\alpha = 0,05$

Analisi del trend

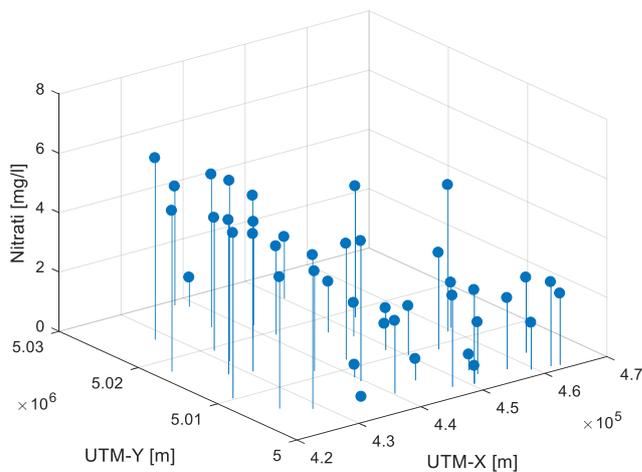


Figura 6. 100 Andamento spaziale delle concentrazioni trasformate (nitrati 2014 trasformati)

Si riscontra un trend anche sui dati trasformati (figura 6.120)

- Variogramma (originali)

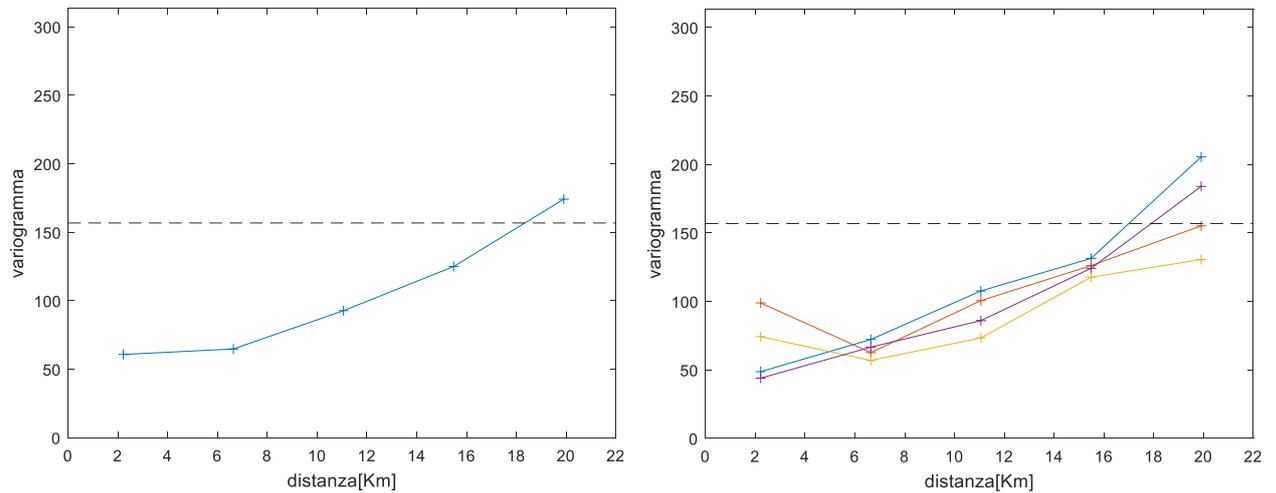


Figura 6. 101 Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati originali (nitrati 2014)

I due variogrammi, direzionale e omnidirezionale riportati nella figura (6.116) confermano la presenza del trend nei dati originali in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 0,0023$$

$$b = -6,9189 \cdot 10^{-4}$$

$$c = 6,4126 \cdot 10^{-5}$$

- Variogramma (trasformati)

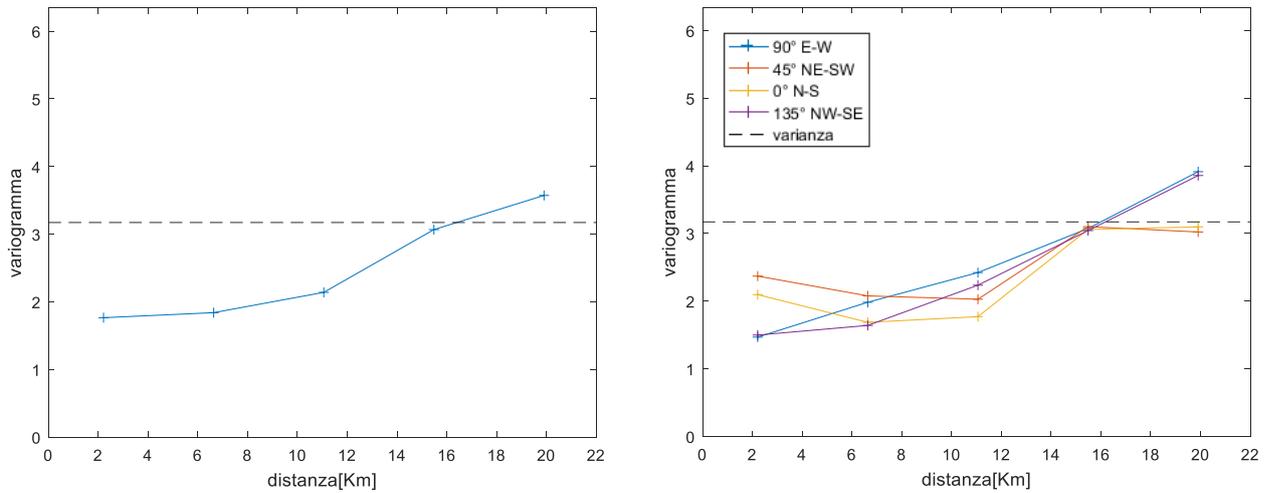


Figura 6. 1027 Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati trasformati (nitrati 2014)

Nonostante la trasformazione del dataset i due variogrammi, direzionale e omnidirezionale, riportati nella figura (6.117) constatano la presenza del trend in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 8,9213 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -8,4981 \cdot 10^{-5}$$

$$c = 8,1322 \cdot 10^{-6}$$

Variogramma Kriging Universale

- Empirico (originali detrendati)

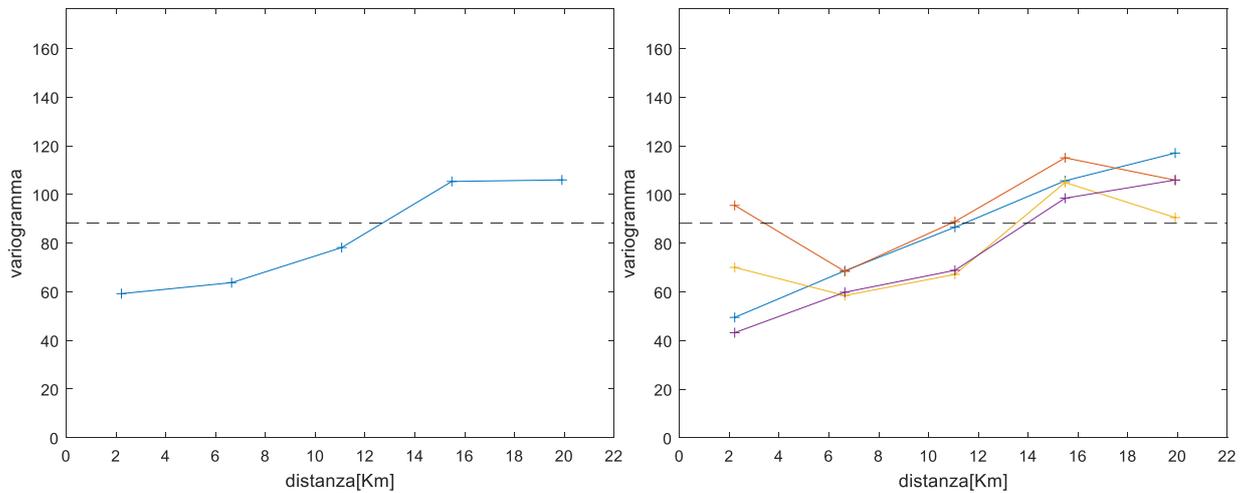


Figura 6. 103 Variogramma empirico omnidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati originali e detrendati (nitrati 2014)

- Empirico (trasformati detrendati)

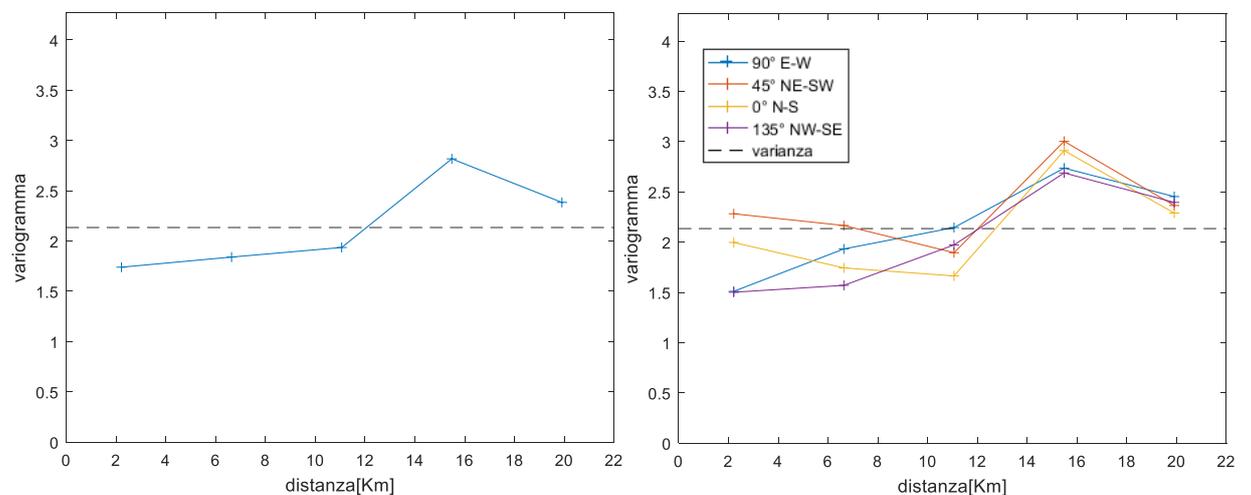


Figura 6. 104 Variogramma empirico omnidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati trasformati e detrendati (nitrati 2014)

Dai variogrammi rappresentati in figura (6.120 e 6.121) si nota come la rimozione del trend ha influito positivamente sull'andamento del variogramma, infatti si ha un sill che si assesta nei dintorni della varianza soprattutto nel caso dei dati trasformati. I variogrammi direzionali (figure 6.120 e 6.121 (b)) inoltre mostrano un andamento molto simile in tutte le direzioni rappresentate e non si rileva particolare anisotropia zonale.

- Modelli

Nitrati 2014	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C ₀	C ₁ ; b	C ₀ + C ₁	R[m]; η
Trasformati	Sferico	1,3	1,29	2,59	21400
	Esponenziale	1,02	1,61	2,63	22200
	Gaussiano	1,55	1,19	2,75	22200
originali	Sferico	38,60	67,60	106,20	22200
	Esponenziale	23,93	82,76	106,68	22200
	Gaussiano	50,49	62,64	113,14	22200

Tabella 6. 95 Coefficienti ottenuti per i modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2014	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
Trasformati	Sferico	1,06	0,02	0,02	1,55	2,03	0	0
	Esponenziale	1,11	0,06	0,04	1,59	1,95	0	0
	Gaussiano	1,00	0,05	0,03	1,49	2,08	0	0
originali	Sferico	1,17	0,16	0,02	9,45	1,54	1	0
	Esponenziale	1,26	0,32	0,04	10,00	1,51	0	0
	Gaussiano	1,10	0,16	0,02	9,01	1,58	1	0

Tabella 6. 96 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2012	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
trasformati	Sferico	1,32	1,26	2,58	21151	18544	1,14	168
	Esponenziale	1,11	1,54	2,64	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	1,56	1,18	2,75	22551	19269	1,17	172
originali	Sferico	42,29	65,88	108,17	22433	21543	1,04	45
	Esponenziale	30,56	76,64	107,21	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	52,86	62,69	115,54	22401	21127	1,06	68

Tabella 6. 97 Coefficienti ottenuti per i modelli direzionali (residui)

Nitrati 2014	Parametri cross-validazione modello (direzionale)					Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/ σ	SQM smooth	$\alpha=5\%$	$\alpha=1\%$
Trasformati	Sferico						
	Esponenziale						
	Gaussiano						
originali	Sferico						
	Esponenziale						
	Gaussiano						

Tabella 6. 98 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali (residui)

- Modello scelto

È stato scelto il modello gaussiano isotropo adattato al variogramma dei dati trasformati e detrendati in quanto presenta il SQMS migliore e i residui risultano distribuiti secondo una p.d.f. normale.

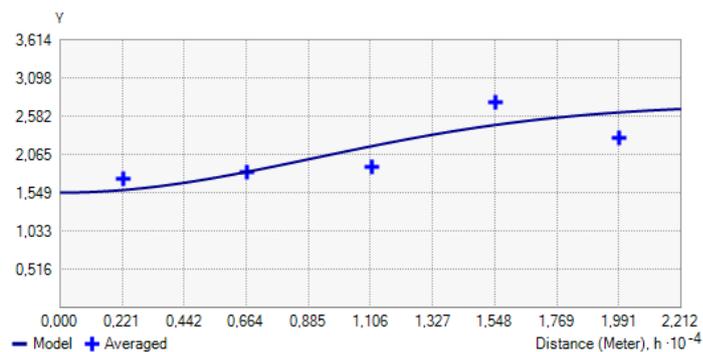


Figura 6. 1052 Modello gaussiano isotropo adattato al variogramma dei trasformati detrendati

Al fine di confrontare le metodologie di kriging universale lineare e non lineare si effettua la predizione anche mediante il modello gaussiano isotropo adattato ai variogramma empirico dei dati originali detrendati

Elaborazioni 2015

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	1,2	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	2,8	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	6,25	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	5,85	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	2,85	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	10,4	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	1,5	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	9,25	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	5,05	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	40,35	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	25	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	38,15	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	19,7	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	5,85	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	34	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	4,45	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	26,95	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	23,95	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	2,05	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	1	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	1,8	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	31,7	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	25	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	7,3	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	3,6	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	9,5	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	25,2	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	1,7	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	3,9	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	13,25	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	9,45	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	2,75	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	33,6	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	20,15	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	13,65	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	30,2	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	1	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	11,85	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	16,6	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	38	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	17,5	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	1	454706	5016087

Tabella 6. 99 Tabella relativa alla media dei due campionamenti semestrali dei nitrati per l'anno 2015

Parametri statistici del dataset:

N°campioni	42,00
minimo	1,00
massimo	40,35
media	13,94
dev.std	12,38
varianza	153,27
skewness	0,71
curtosi	2,16
quartile 0,25	2,85
mediana	9,48
quartile 0,75	25,00
interquartile	22,15
valore LI	-23,75
valore LS	58,23
outliers	/

Tabella 6. 100 Parametri statistici del dataset (nitrati 2015)

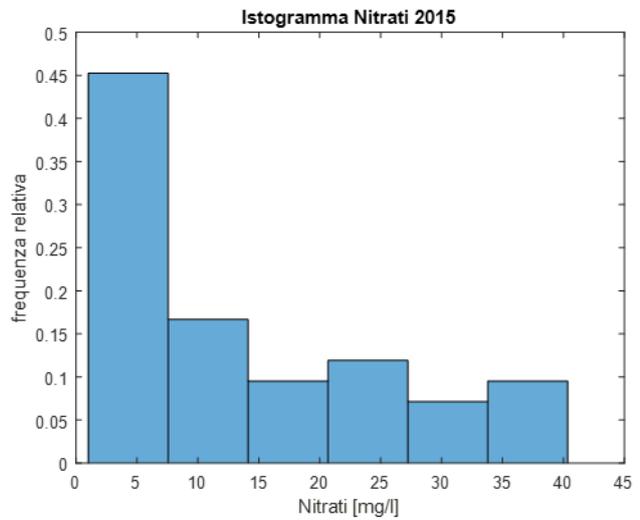


Figura 6. 106 Istogramma delle frequenze relative (nitrati 2015)

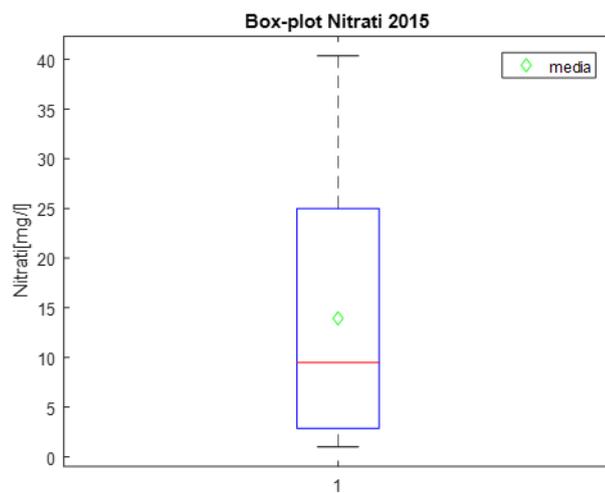


Figura 6. 107 Box -plot (Nitrati 2015)

L'istogramma delle frequenze relative (figura 6.123) evidenzia un distribuzione asimmetrica delle concentrazioni di nitrati. Non si rilevano outliers (figura 6.124)

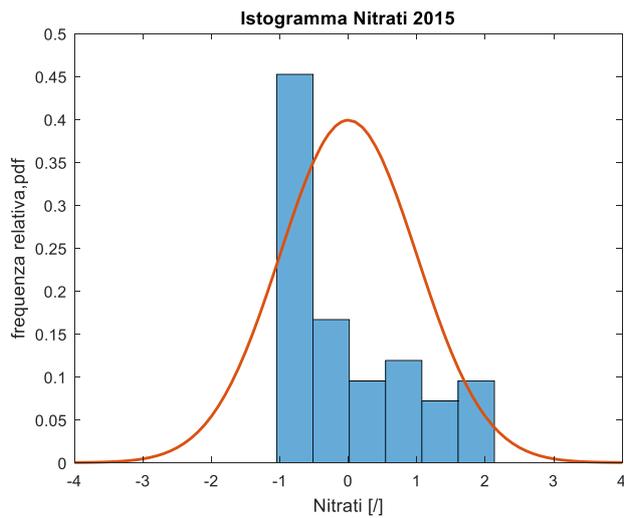


Figura 6. 109 Adattamento alla gaussiana standard delle freq relative (nitrati 2015 standardizzati)

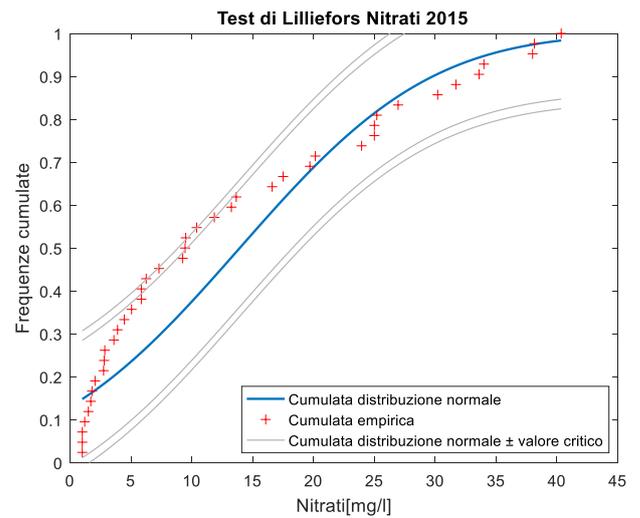


Figura 6. 108 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (nitrati 2015)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1637
0,01	0,1591	

Tabella 6. 101 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2015)

Il test di Lilliefors non risulta superato neanche con un livello di significatività $\alpha=0,01$. Si procede pertanto con la trasformazione di potenza del dataset.

Analisi del trend

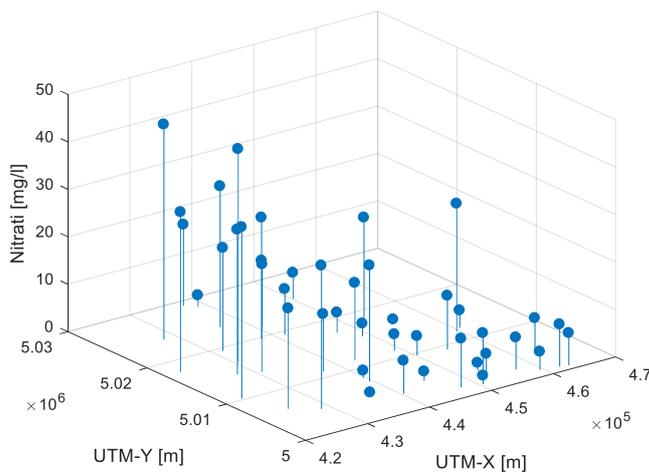


Figura 6. 110 Andamento spaziale della concentrazione (nitrati 2015)

Dalla figura (6.127) si nota un trend nella distribuzione spaziale delle concentrazioni.

Trasformazione potenza

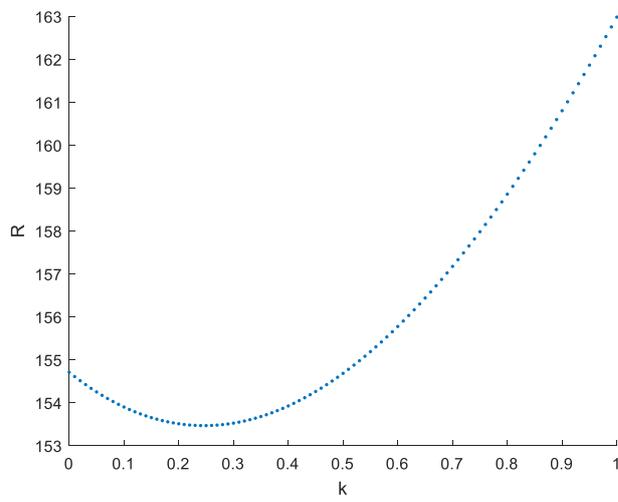


Figura 6. 111 Andamento del valore R in funzione del valore di k della trasformazione (Nitrati 2015)

- $R_{min} = 153,5$
- $k_{opt} = 0,25$

Campione trasformato

N°campioni	42
minimo	0,00
massimo	6,08
media	3,03
dev.std	1,95
varianza	3,81
skewness	-0,03
curtosi	1,69
quartile 0,25	1,20
mediana	3,02
quartile 0,75	4,94
interquartile	3,74
valore LI	-4,41
valore LS	10,55
outliers	/

Tabella 6. 102 Parametri statistici del dataset a seguito della trasformazione (nitrati 2015)

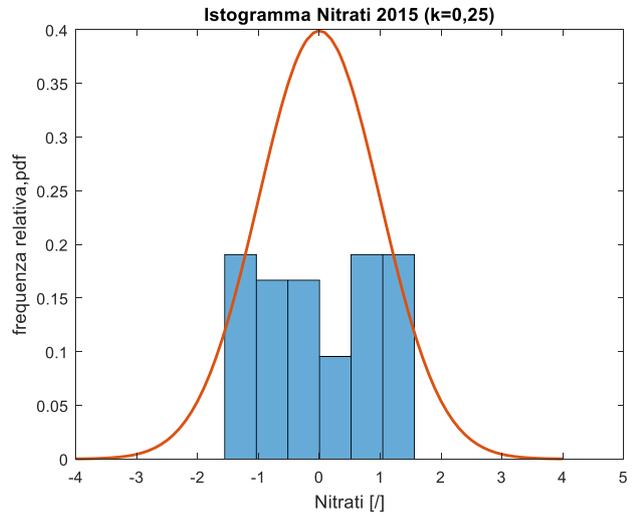


Figura 6. 112 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (Nitrati 2015 trasformati)

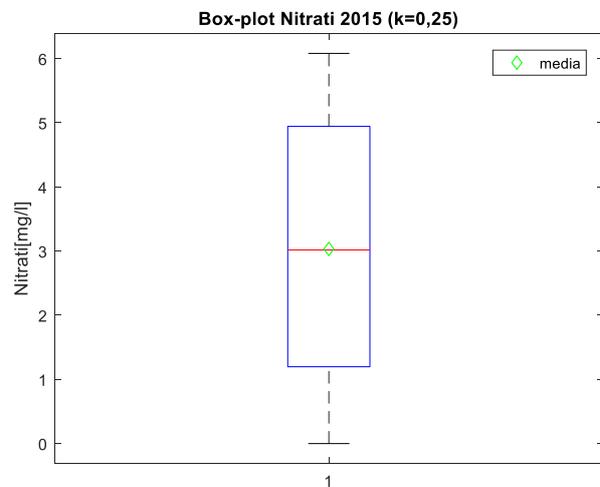


Figura 6. 113 Box plot (nitrati 2015 trasformati)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1096
0,01	0,1591	

Tabella 6. 103 - Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2015 trasformati)

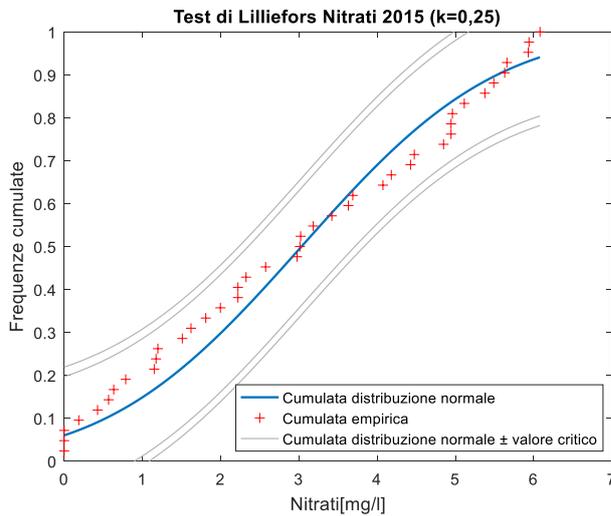


Figura 6. 114 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (Nitrati 2015 trasformati)

Il test di Lilliefors (tabella 6.104 e figura 6.131) risulta superato con un livello di significatività $\alpha = 0,05$

Analisi del trend

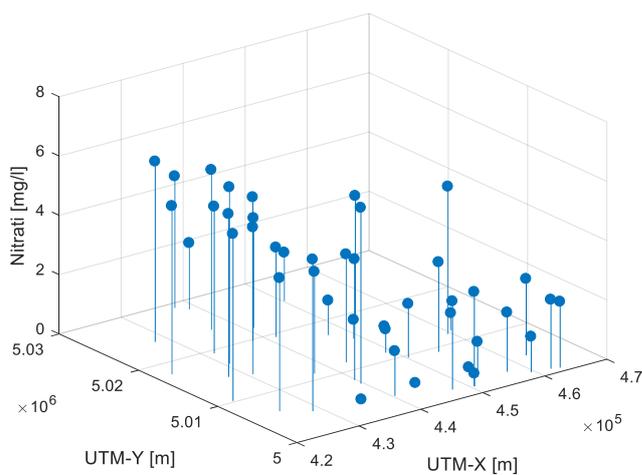


Figura 6. 115 Andamento spaziale delle concentrazioni trasformate (nitrati 2015)

Si riscontra un trend anche sui dati trasformati (figura 6.137)

- Variogramma empirico (originali)

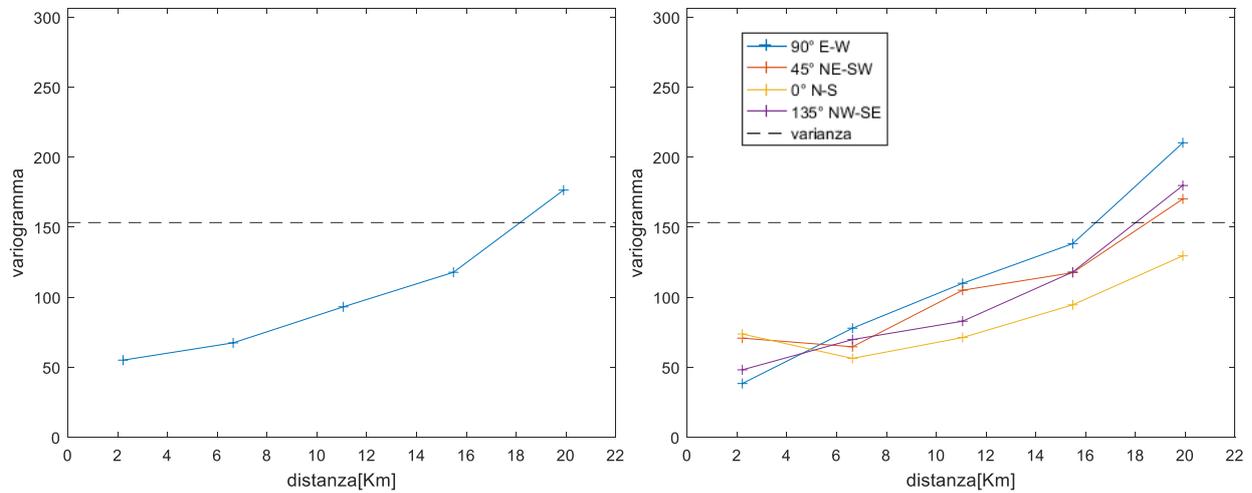


Figura 6. 138 a,b -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati originali (nitrati 2015)

I due variogrammi, direzionale e omnidirezionale riportati nella figura (6.138) confermano la presenza del trend nei dati originali in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 5,5869 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -7,27411,0475 \cdot 10^{-4}$$

$$c = 6,7232 \cdot 10^{-5}$$

- Variogramma empirico (trasformati)

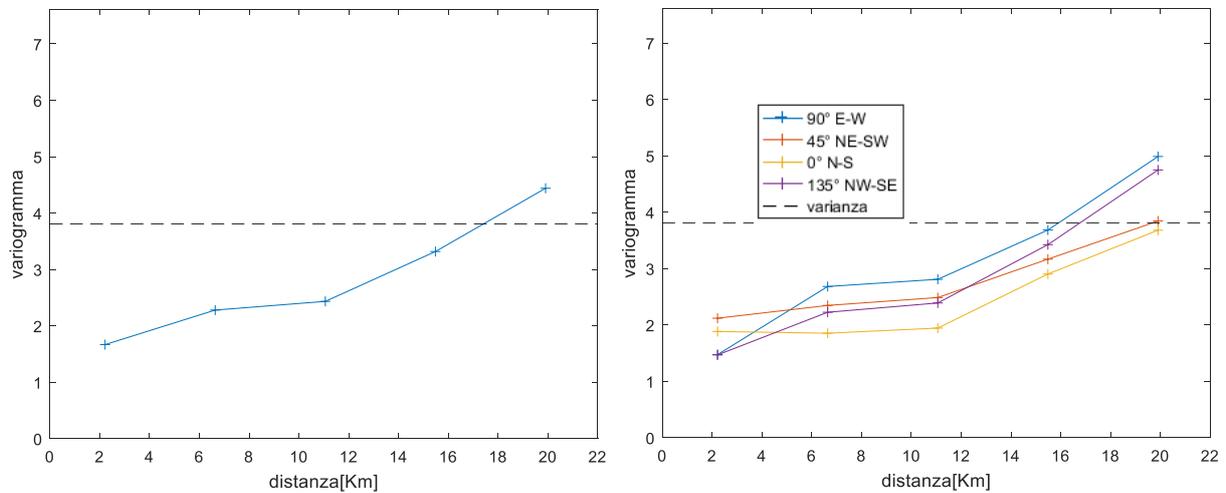


Figura 6. 139a,b -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati trasformati (nitrati 2015)

Nonostante la trasformazione del dataset i due variogrammi, direzionale e omnidirezionale, riportati nella figura (6.139) constatano la presenza del trend in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 1,3704 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -1,0475 \cdot 10^{-5}$$

$$c = 9,8868 \cdot 10^{-6}$$

Variogramma Kriging Universale

- Empirico (originali detrendati)

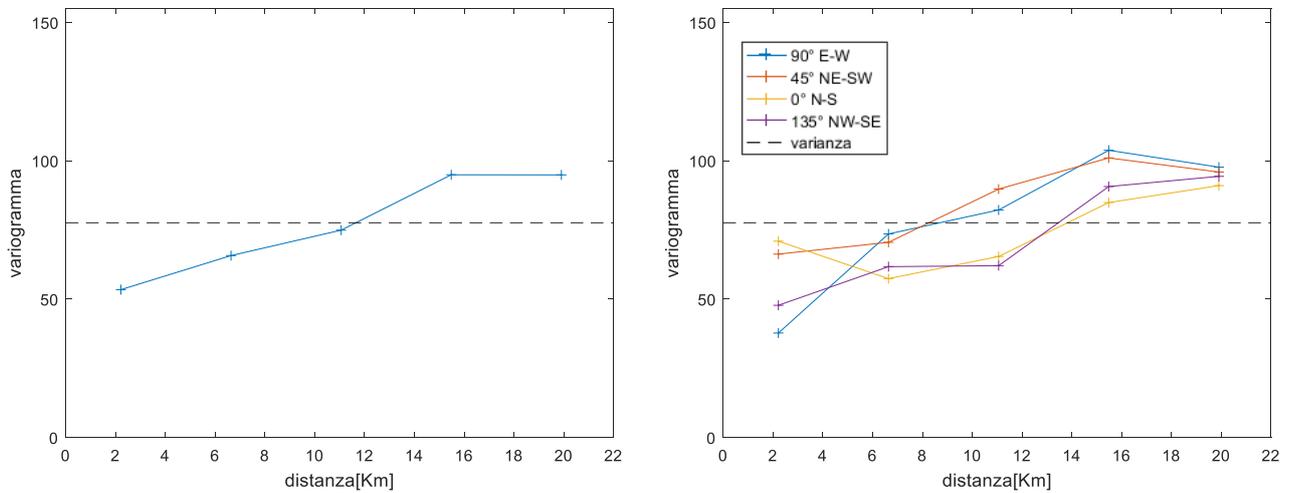


Figura 6. 140a,b - Variogramma empirico ominidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati originali detrendati (nitrati 2015)

- Empirico (trasformati detrendati)

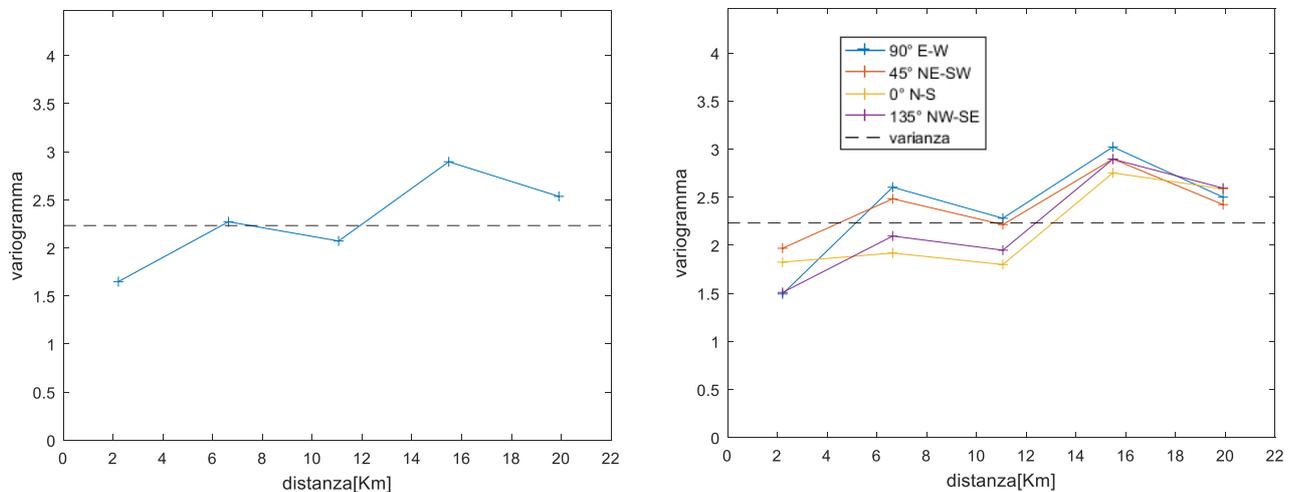


Figura 6. 141a,b - Variogramma empirico ominidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati trasformati e detrendati (nitrati 2015)

Dai variogrammi rappresentati in figura (6.140 e 6.141) si nota come la rimozione del trend ha influito positivamente sull'andamento del variogramma, infatti si ha un sill che si assesta nei dintorni della varianza soprattutto nel caso dei dati trasformati. I variogrammi direzionali (figure 6.140 e 6.141 (b)) inoltre mostrano un andamento molto simile in tutte le direzioni rappresentate e non si rileva particolare anisotropia zonale.

- Modelli

Nitrati 2015	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C ₀	C ₁ ; b	C ₀ + C ₁	R[m]; η
trasformati	Sferico	1,45	1,23	2,68	18900
	Esponenziale	1,12	1,68	2,8	22200
	Gaussiano	1,76	1	2,76	19600
originali	Sferico	40,07	56,96	97,03	22200
	Esponenziale	25,16	72,70	97,86	22200
	Gaussiano	51,40	50,76	102,16	22200

Tabella 6. 104 Coefficienti ottenuti per i modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2015	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
trasformati	Sferico	1,08	0,03	0,02	1,57	1,90	0	0
	Esponenziale	1,09	0,06	0,03	1,57	1,88	0	0
	Gaussiano	1,04	0,06	0,03	1,55	1,91	0	0
originali	Sferico	1,10	0,16	0,01	8,77	1,59	0	0
	Esponenziale	1,18	0,35	0,03	9,04	1,56	0	0
	Gaussiano	1,07	0,09	0,01	8,65	1,62	0	0

Tabella 6. 105 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2015	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
trasformati	Sferico	1,58	1,09	2,66	21127	16683	1,27	124
	Esponenziale	1,34	1,43	2,76	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	1,84	0,91	2,75	22041	16965	1,3	115
originali	Sferico	44,26	52,78	97,03	22638	20377	1,11	78
	Esponenziale	32,62	64,95	97,58	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	53,41	46,90	100,30	22673	18381	1,23	162

Tabella 6. 106 Coefficienti ottenuti per i modelli direzionali (residui)

Nitrati 2015	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
trasformati	Sferico	1,03	0,06	0,04	1,54	2	0	0
	Esponenziale							
	Gaussiano	1,01	0,06	0,04	1,53	2,05	0	0
originali	Sferico							
	Esponenziale							
	Gaussiano	1,05	0,11	0,01	8,72	1,68	0	0

Tabella 6. 107 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali (residui)

- Modello scelto

È stato scelto il modello gaussiano anisotropo adattato al variogramma dei dati originali in quanto presenta il SQMS migliore e i residui risultano distribuiti secondo una p.d.f. normale.

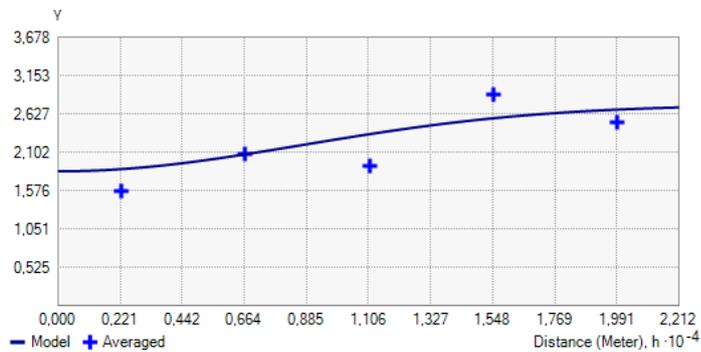


Figura 6. 116 Modello esponenziale in direzione NE-SW

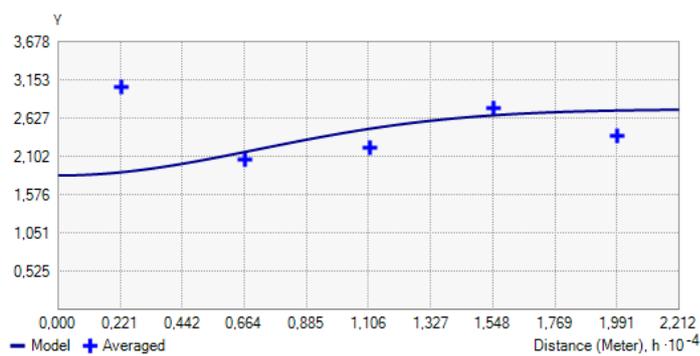


Figura 6. 117 Modello esponenziale in direzione N-S

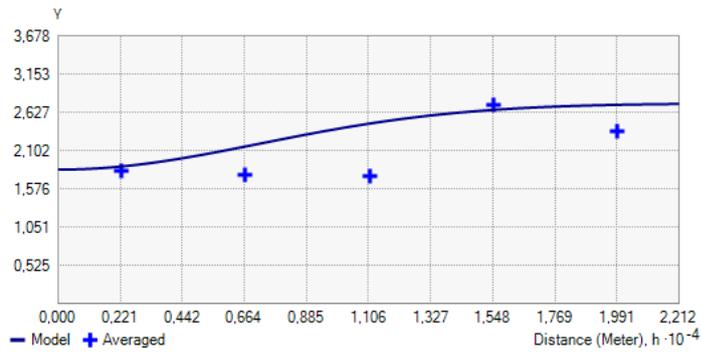


Figura 6. 118 Modello esponenziale in direzione E-W

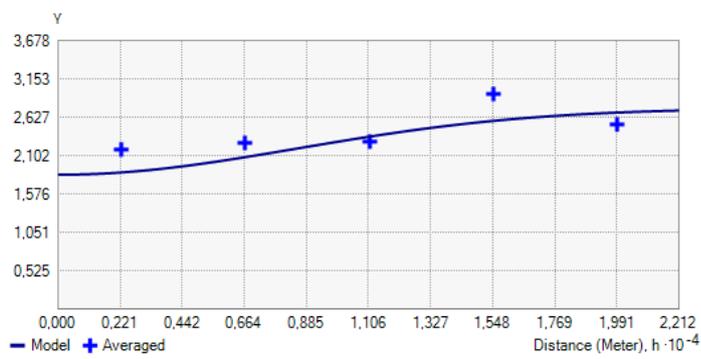


Figura 6. 119 Modello esponenziale in direzione NW -SE

Al fine di confrontare le metodologie di kriging universale lineare e non lineare si effettua la predizione anche mediante il modello gaussiano anisotropo adattato ai variogramma empirico dei dati originali detrendati

Elaborazioni 2016

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	1,95	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	2,1	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	7,7	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	4,4	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	4,1	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	7,15	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	1	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	6,8	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	6	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	34	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	21,55	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	31	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	15,1	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	6,15	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	31,55	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	7,15	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	26,6	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	24,75	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	2,8	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	1	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	4,15	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	30,95	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	22	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	10,45	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	2,3	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	10,1	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	19,2	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	2,15	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	2,9	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	9	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	6,4	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	4,15	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	23,2	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	8,65	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	14,35	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	26,45	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	1	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	12,2	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	1,45	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	37	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	16,8	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	1	454706	5016087

Tabella 6. 108 Tabella relativa alla media dei due campionamenti semestrali dei nitrati per l'anno 2016

Parametri statistici del dataset:

N°campioni	42
minimo	1,00
massimo	37,00
media	12,11
dev.std	10,84
varianza	117,53
skewness	0,83
curtosi	2,36
quartile 0,25	2,90
mediana	7,43
quartile 0,75	21,55
interquartile	18,65
valore LI	-25,08
valore LS	49,53
outliers	/

Tabella 6. 109 Parametri statistici del dataset (nitrati 2016)

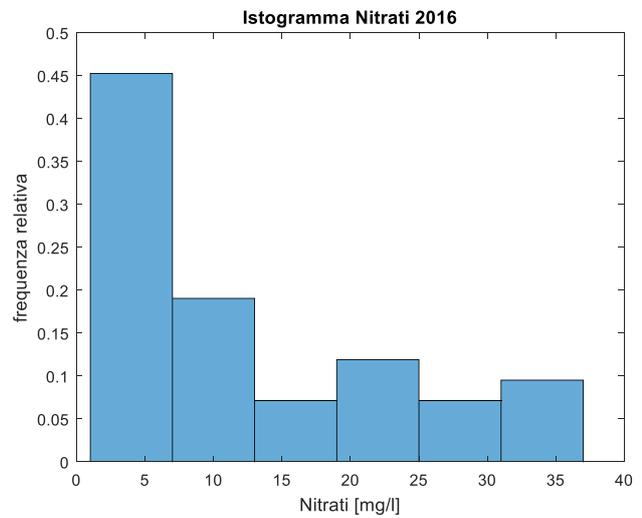


Figura 6. 120 Istogramma delle frequenze relative (nitrati 2016)

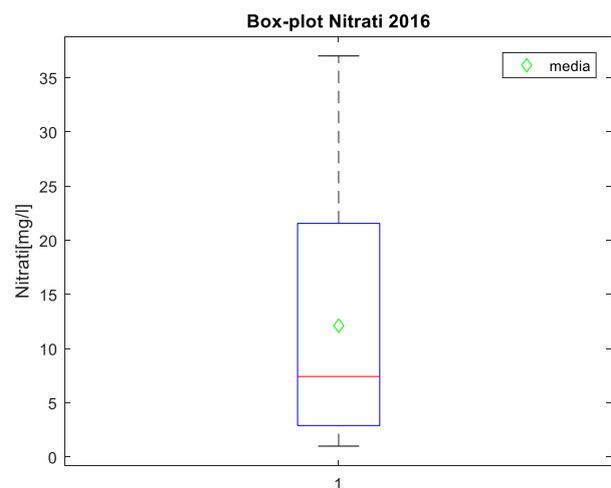


Figura 6. 121 Box -plot (Nitrati 2016)

L'istogramma delle frequenze relative (figura 6.143) evidenzia un distribuzione asimmetrica delle concentrazioni di nitrati. Non si rilevano outliers (figura 6.144)

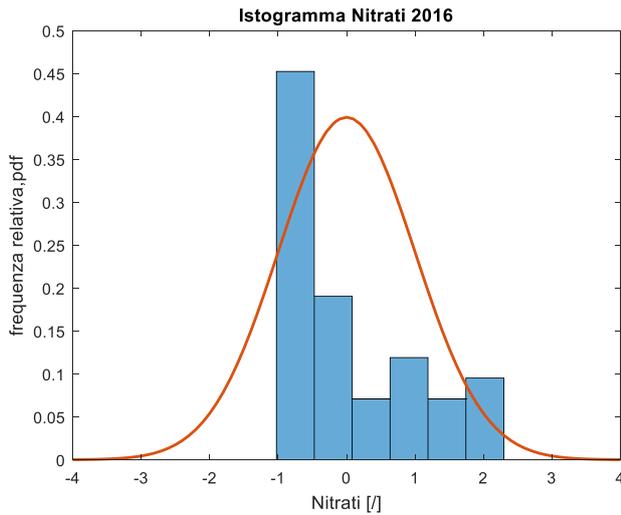


Figura 6. 123 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (nitrati 2016 standardizzati)

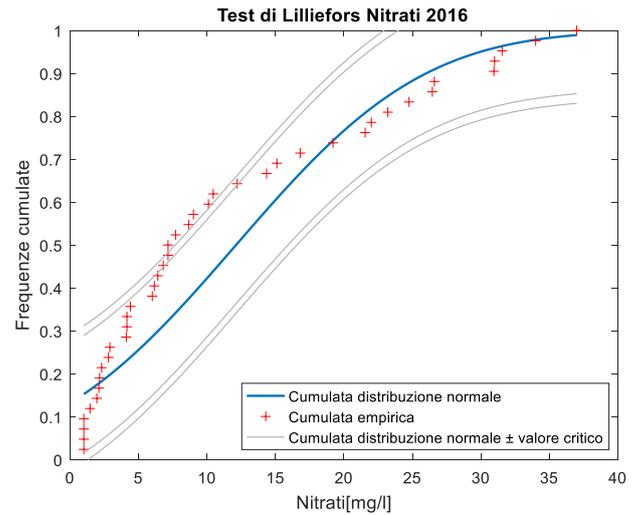


Figura 6. 122 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (nitrati 2016)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1844
0,01	0,1591	

Tabella 6. 110 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2016)

Il test non risulta superato per entrambi i livelli di significatività. Si procede pertanto alla trasformazione di potenza del dataset.

Analisi del trend

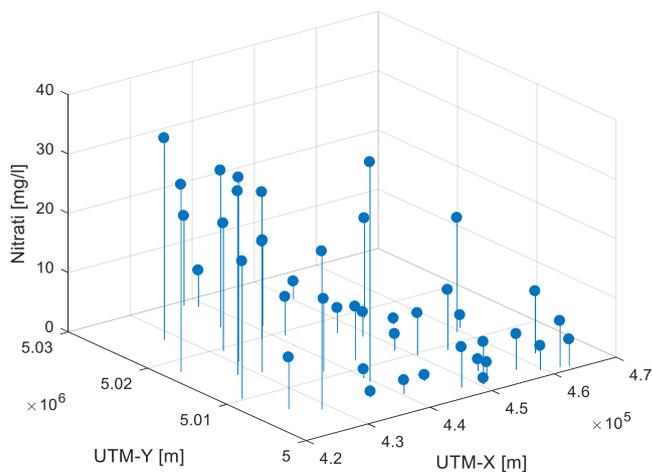


Figura 6. 124 Andamento spaziale della concentrazione (nitrati 2016)

Dalla figura (6.147) si nota un trend nella distribuzione spaziale delle concentrazioni.

Trasformazione potenza

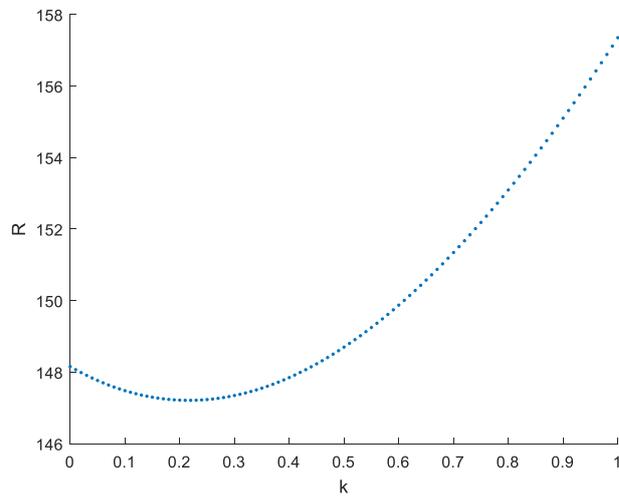


Figura 6. 125 Andamento del valore R in funzione del valore di k della trasformazione (Nitrati 2016)

- $R_{min} = 147,2$
- $k_{opt} = 0,21$

Campione trasformato

N°campioni	42
minimo	0,00
massimo	5,40
media	2,67
dev.std	1,67
varianza	2,79
skewness	0,00
curtosi	1,83
quartile 0,25	1,19
mediana	2,49
quartile 0,75	4,31
interquantile	3,72
valore LI	-4,39
valore LS	9,89
outliers	/

Tabella 6. 111 Parametri statistici del dataset a seguito della trasformazione (nitriti 2016)

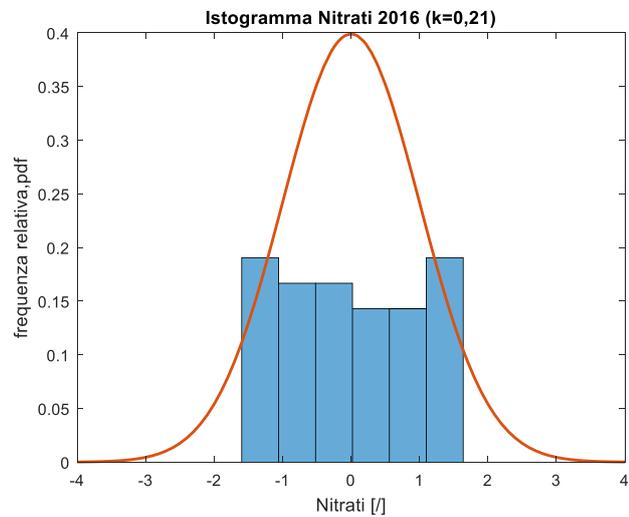


Figura 6. 127 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (Nitriti 2016 trasformati)

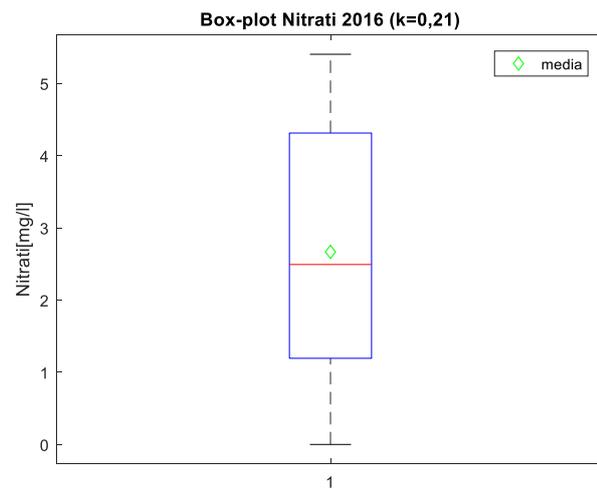


Figura 6. 126 Box plot (nitriti 2016 trasformati)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,0997
0,01	0,1591	

Tabella 6. 112 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2016 trasformati)

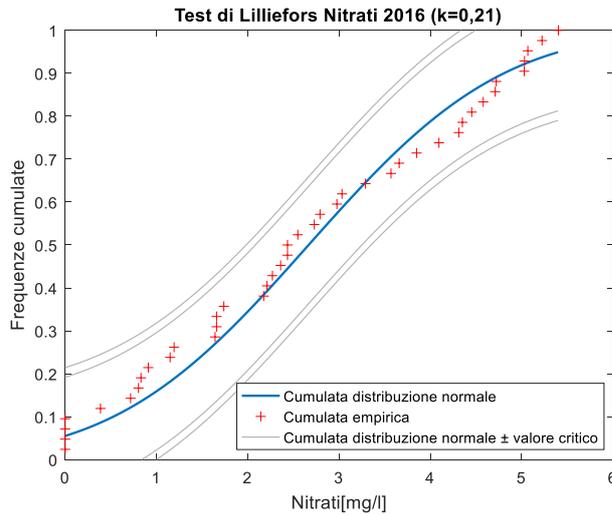


Figura 6. 128 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (Nitrati 2016 trasformati)

Il test di Lilliefors (tabella 6.113e figura 6.156) risulta superato con un livello di significatività $\alpha = 0,05$

Analisi del trend

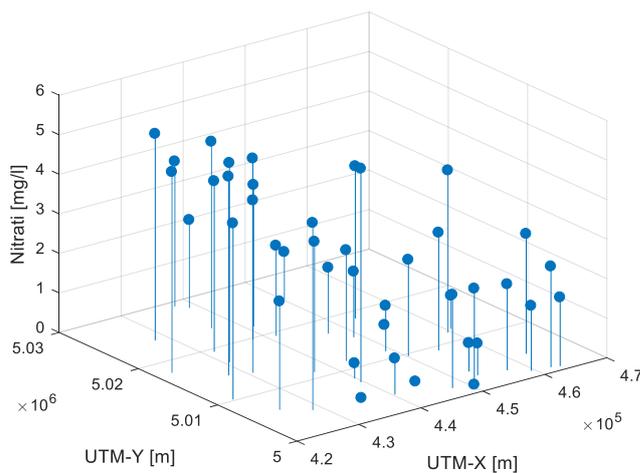


Figura 6. 129 Andamento spaziale delle concentrazioni trasformate (nitrati 2016)

Si riscontra un trend anche sui dati trasformati (figura 6.157)

- Variogramma empirico (originali)

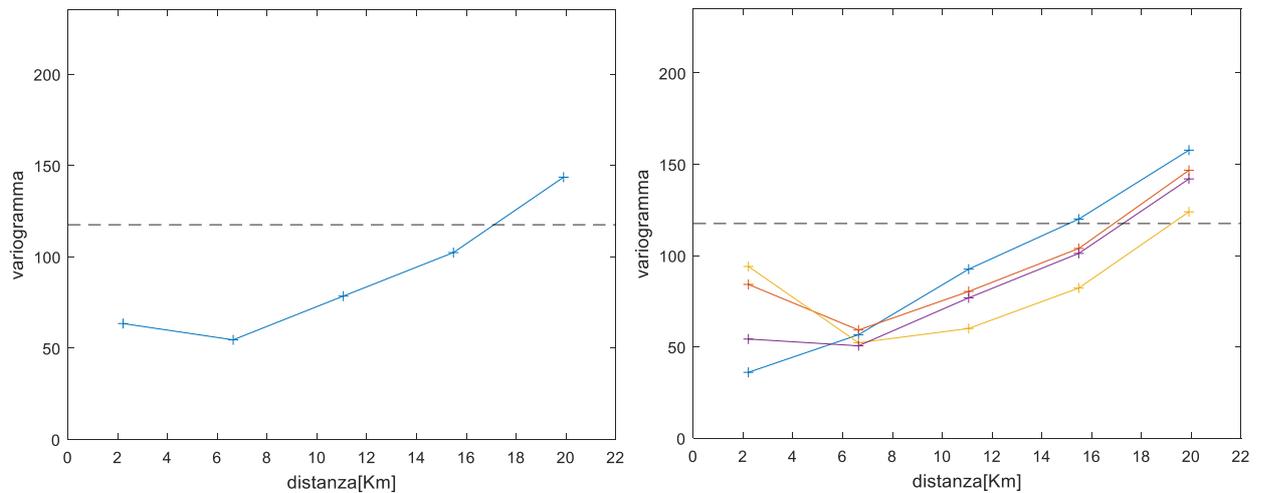


Figura 6. 130 -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati originali (nitrati 2016)

I due variogrammi, direzionale e omnidirezionale riportati nella figura (6.153) confermano la presenza del trend nei dati originali in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = -1,1051 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -5,6772 \cdot 10^{-4}$$

$$c = 5,2719 \cdot 10^{-5}$$

- Variogramma empirico (trasformati)

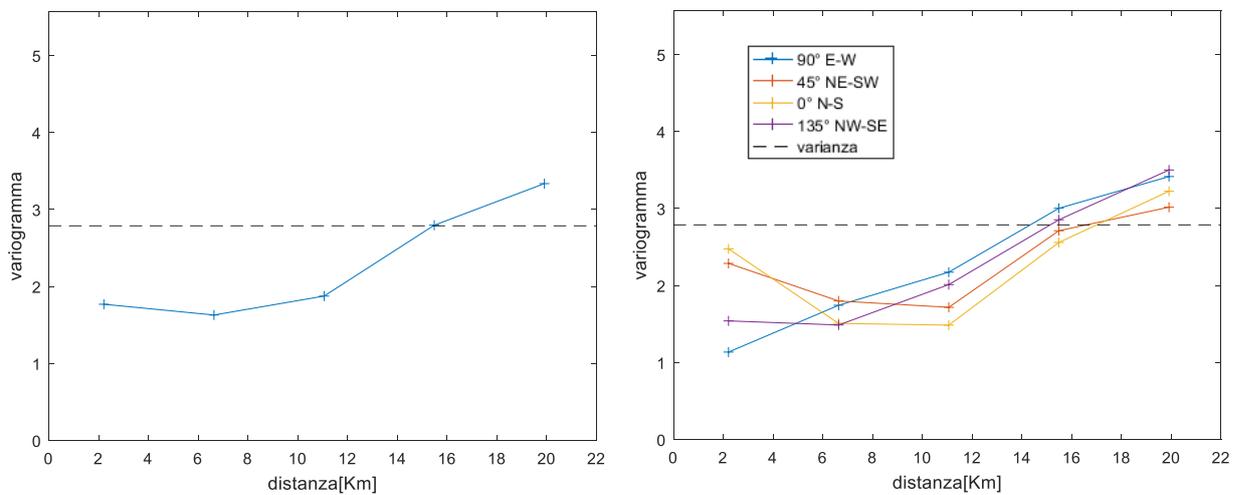


Figura 6.131 a,b -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati trasformati (nitrati 2016)

Nonostante la trasformazione del dataset i due variogrammi, direzionale e omnidirezionale, riportati nella figura (6.155) constatano la presenza del trend in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = -1,2695 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -7,6708 \cdot 10^{-5}$$

$$c = 7,3289 \cdot 10^{-6}$$

Variogramma Kriging Universale

- Empirico (originali detrendati)

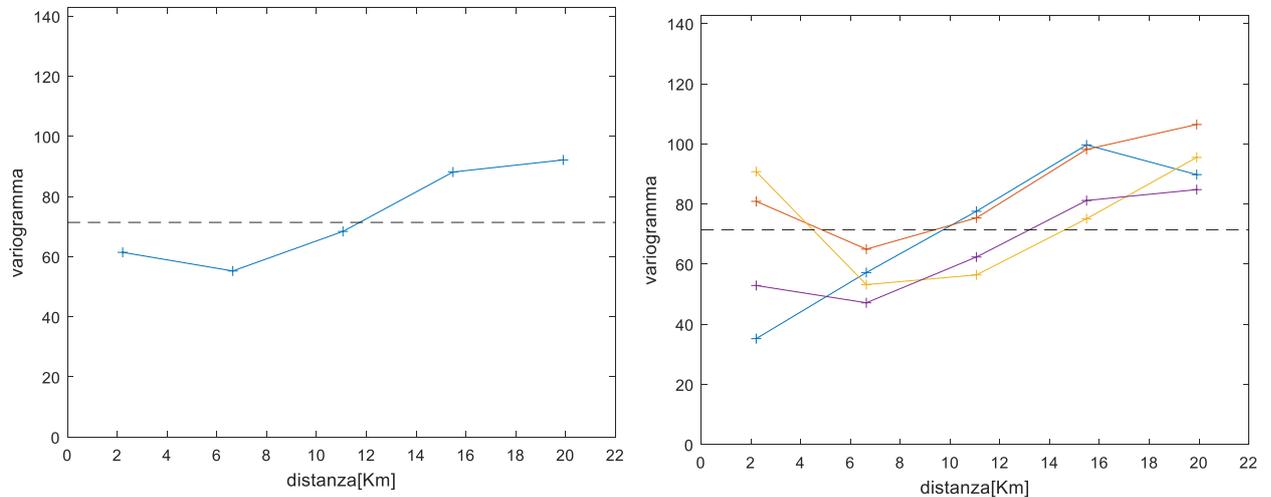


Figura 6. 132 Figura 6. 133 a,b - Variogramma empirico ominidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati originali detrendati (nitrati 2016)

- Empirico (trasformati detrendati)

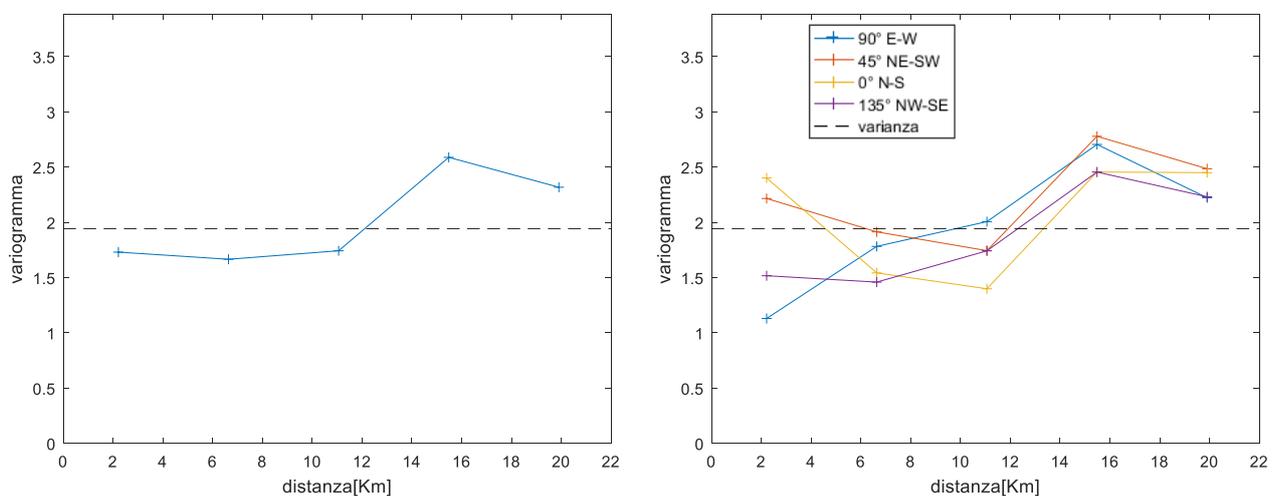


Figura 6. 134 a,b - Variogramma empirico ominidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati trasformati e detrendati (nitrati 2016)

Dai variogrammi rappresentati in figura (6.158 e 6.159) si nota come la rimozione del trend ha influito positivamente sull'andamento del variogramma, infatti si ha un sill che si assesta nei dintorni della varianza soprattutto nel caso dei dati trasformati. I variogrammi direzionali (figure 6.158 e 6.159 (b)) inoltre mostrano un andamento molto simile in tutte le direzioni rappresentate e non si rileva particolare anisotropia zonale.

- Modelli

Nitrati 2016	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C ₀	C ₁ ; b	C ₀ + C ₁	R[m]; η
trasformati	Sferico	1,25	1,17	2,42	22200
	Esponenziale	1,02	1,4	2,42	22200
	Gaussiano	1,45	1,09	2,54	22200
originali	Sferico	41,79	47,50	89,29	22200
	Esponenziale	32,71	56,72	89,43	22200
	Gaussiano	49,55	44,84	94,40	22200

Tabella 6. 113 Coefficienti ottenuti per i modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2016	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
trasformati	Sferico	1,07	0,04	0,02	1,43	2,03	0	0
	Esponenziale	1,12	0,05	0,03	1,5	2,02	0	0
	Gaussiano	1,02	0,03	0,02	1,37	2,08	0	0
originali	Sferico	1,10	0,14	0,01	8,65	1,84	0	0
	Esponenziale	1,15	0,26	0,03	9,04	1,83	0	0
	Gaussiano	1,06	0,12	0,01	8,36	1,86	0	0

Tabella 6. 114 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2016	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
trasformati	Sferico	1,3	1,16	2,46	22433	21543	1,04	45
	Esponenziale	1,11	1,32	2,44	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	1,48	1,11	2,59	22374	21347	1,05	60
originali	Sferico	42,88	48,44	91,32	22433	21543	1,04	45
	Esponenziale	34,98	55,50	90,48	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	50,26	46,41	96,67	22445	20945	1,07	71

Tabella 6. 115 Coefficienti ottenuti per i modelli direzionali (residui)

Nitrati 2016	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
trasformati	Sferico							
	Esponenziale							
	Gaussiano							
originali	Sferico							
	Esponenziale							
	Gaussiano							

Tabella 6. 116 Coefficienti ottenuti per i modelli direzionali (residui)

- Modello scelto

È stato scelto il modello gaussiano isotropo adattato al variogramma dei dati trasformati e detrendati in quanto presenta il SQMS migliore e i residui risultano distribuiti secondo una p.d.f. normale.

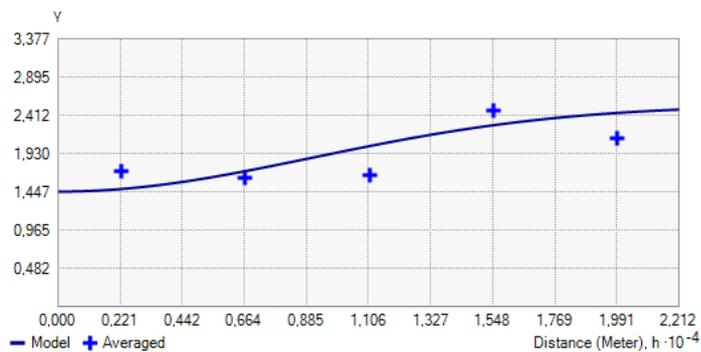


Figura 6. 135 Modello gaussiano isotropo adattato al variogramma dei trasformati detrendati

Al fine di confrontare le metodologie di kriging universale lineare e non lineare si effettua la predizione anche mediante il modello gaussiano isotropo adattato ai variogramma empirico dei dati originali detrendati

Elaborazioni 2017

Codice stazione	Provincia	Comune	Valore	UTM-X	UTM-Y
601100002	ALESSANDRIA	BALZOLA	1	452945	5004061
601100003	ALESSANDRIA	BALZOLA	3,95	452986	5002995
603900005	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	5,25	462220	5000967
603900006	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	5,9	463395	5000727
603900008	ALESSANDRIA	CASALE MONFERRATO	2,55	459428	5001273
610910001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	7,35	450502	5001473
610900001	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	1	450553	5001499
610900005	ALESSANDRIA	MORANO SUL PO	6,25	447585	5001945
618500004	ALESSANDRIA	VILLANOVA MONFERRATO	4,95	457099	5002479
200410001	VERCELLI	ALICE CASTELLO	44,5	427985	5024126
201110001	VERCELLI	BIANZE'	23,35	431471	5019404
201100004	VERCELLI	BIANZE'	40,1	430746	5016914
203210001	VERCELLI	CARISIO	21,45	437604	5029166
203200005	VERCELLI	CARISIO	5,15	438769	5028253
204200002	VERCELLI	CIGLIANO	33,3	422577	5017781
204700005	VERCELLI	COSTANZANA	4,15	450209	5009561
204900003	VERCELLI	CRESCENTINO	34,85	428597	5004724
205210001	VERCELLI	CROVA	25,05	438093	5019708
205400003	VERCELLI	DESANA	2,8	448995	5011471
205810001	VERCELLI	FONTANETTO PO	1	436132	5004469
207010001	VERCELLI	LIGNANA	2,4	448871	5015405
207100004	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	33,9	427667	5014611
207100006	VERCELLI	LIVORNO FERRARIS	24,8	430799	5013982
208210001	VERCELLI	MOTTA DE' CONTI	7,45	462681	5004450
209000001	VERCELLI	PALAZZOLO VERCELLESE	2,55	440319	5003523
209110001	VERCELLI	PERTENGO	9,8	454559	5009141
209310001	VERCELLI	PEZZANA	24,8	459526	5011849
209300003	VERCELLI	PEZZANA	1,7	460675	5012364
210800003	VERCELLI	QUINTO VERCELLESE	3,95	450255	5025245
211810001	VERCELLI	RONSECCO	24,05	442898	5011691
212610001	VERCELLI	SALASCO	5,6	441364	5019336
212700003	VERCELLI	SALI VERCELLESE	3,35	447156	5017275
212810001	VERCELLI	SALUGGIA	35,15	422764	5010225
212800006	VERCELLI	SALUGGIA	21,85	425297	5006327
213100004	VERCELLI	SAN GERMANO VERCELLESE	14,75	441173	5022025
213300006	VERCELLI	SANTHIA'	32,5	436470	5023662
214810001	VERCELLI	TRINO	1	445275	5004805
214810002	VERCELLI	TRINO	12,65	437181	5011216
214800006	VERCELLI	TRINO	2	439762	5008176
214800007	VERCELLI	TRINO	30	439583	5007245
215810001	VERCELLI	VERCELLI	33,85	453185	5018585
215800016	VERCELLI	VERCELLI	1	454706	5016087

Tabella 6. 117 Tabella relativa alla media dei due campionamenti semestrali dei nitrati per l'anno 2017

Parametri statistici del dataset:

N°campioni	42
minimo	1,00
massimo	44,50
media	14,36
dev.std	13,55
varianza	183,54
skewness	0,67
curtosi	1,97
quartile 0,25	2,80
mediana	6,80
quartile 0,75	24,80
interquartile	22
valore LI	-30,2
valore LS	57,8
outliers	/

Tabella 6. 118 Parametri statistici del dataset (nitrati 2017)

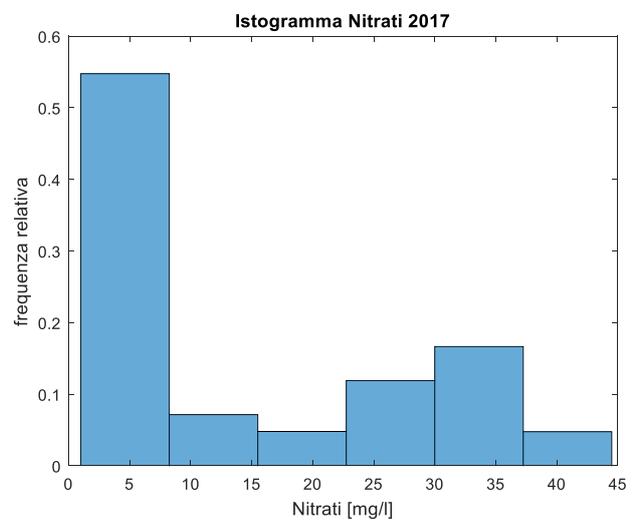


Figura 6. 136 Istogramma delle frequenze relative (nitrati 2017)

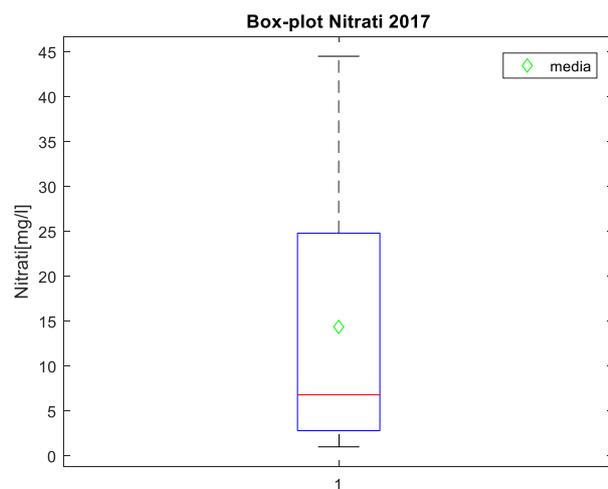


Figura 6. 137 Box -plot (Nitrati 2017)

L'istogramma delle frequenze relative (figura 6.161) evidenzia un distribuzione asimmetrica delle concentrazioni di nitrati. Non si rilevano outliers (figura 6.162)

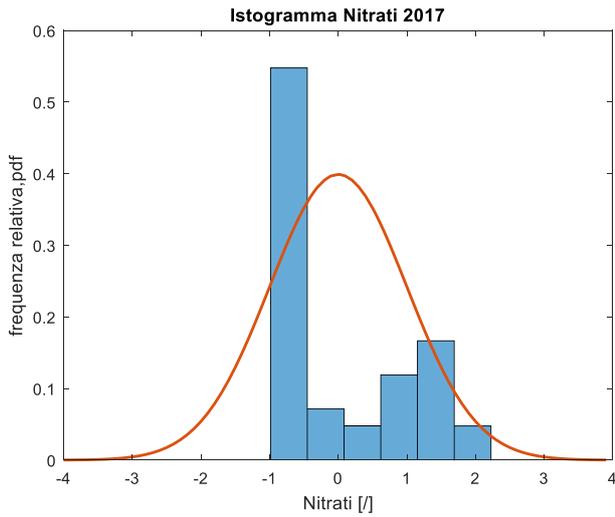


Figura 6. 139 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (nitrati 2017 standardizzati)

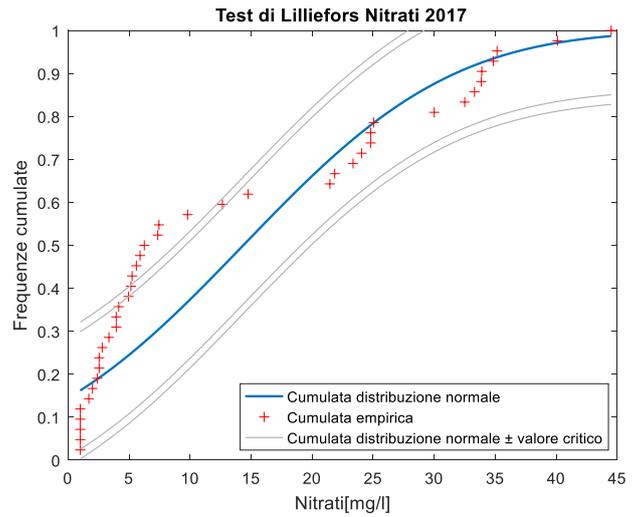


Figura 6. 138 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate con test di Lilliefors grafico (nitrati 2017)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,2425
0,01	0,1591	

Tabella 6. 119 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2017)

Il test non risulta superato per entrambi i livelli di significatività. Si procede pertanto alla trasformazione di potenza del dataset.

Analisi del trend

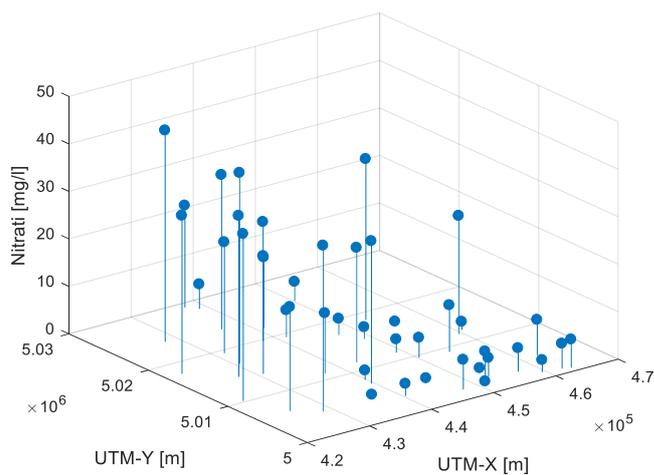


Figura 6. 140 Andamento spaziale della concentrazione (nitrati 2017)

Dalla figura (6.165) si nota un trend nella distribuzione spaziale delle concentrazioni.

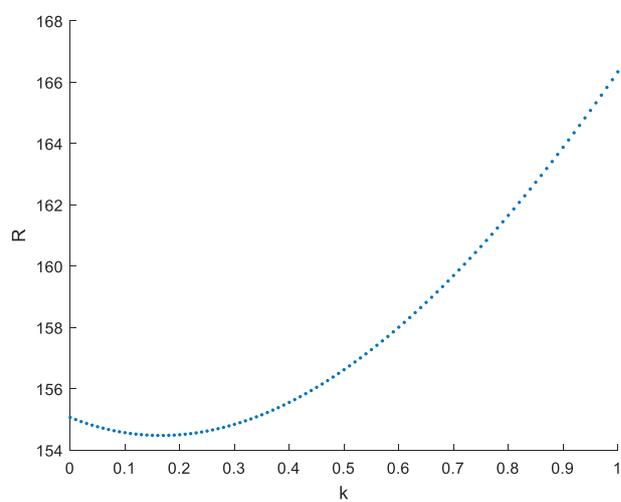


Figura 6. 141 Andamento del valore R in funzione del valore di k della trasformazione (Nitrati 2012)

- $R_{min} = 154,5$
- $k_{opt} = 0,16$

Campione trasformato

N°campioni	42
minimo	0,00
massimo	5,22
media	2,60
dev.std	1,71
varianza	2,92
skewness	-0,01
curtosi	1,61
quartile 0,25	1,12
mediana	2,24
quartile 0,75	4,20
interquartile	3,08
valore LI	-3,5
valore LS	8,82
outliers	/

Tabella 6. 120 Parametri statistici del dataset a seguito della trasformazione (nitrati 2017)

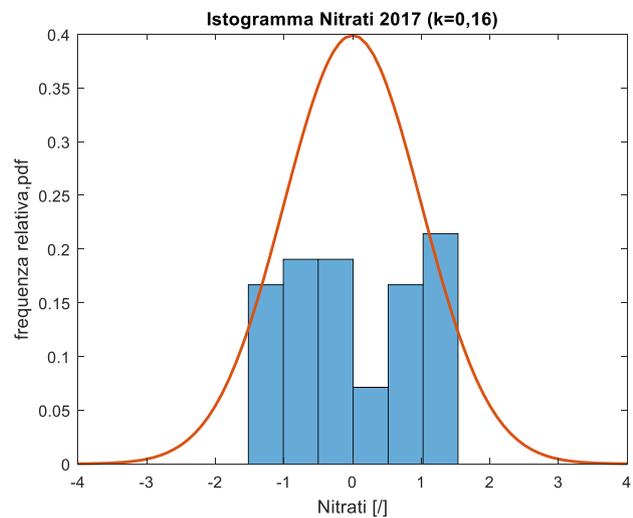


Figura 6. 142 Adattamento alla gaussiana standard delle frequenze relative (Nitrati 2017 trasformati)

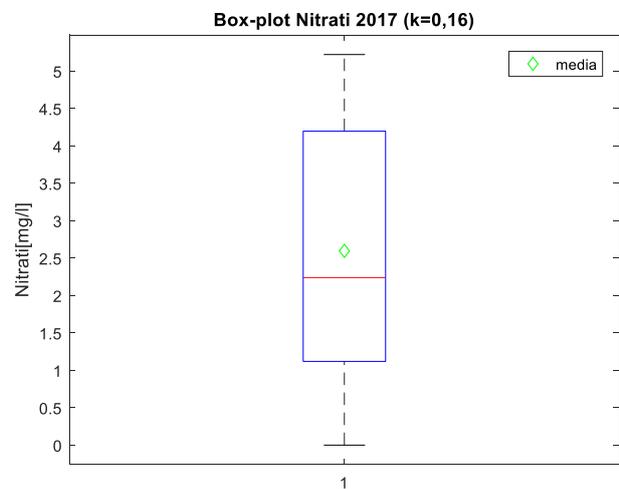


Figura 6. 143 Box plot (nitrati 2017 trasformati)

Test di Lilliefors

α	valore critico	massimo scarto cumulate
0,05	0,1367	0,1579
0,01	0,1591	

Tabella 6. 121 Risultato del test di Lilliefors (nitrati 2017 trasformati)

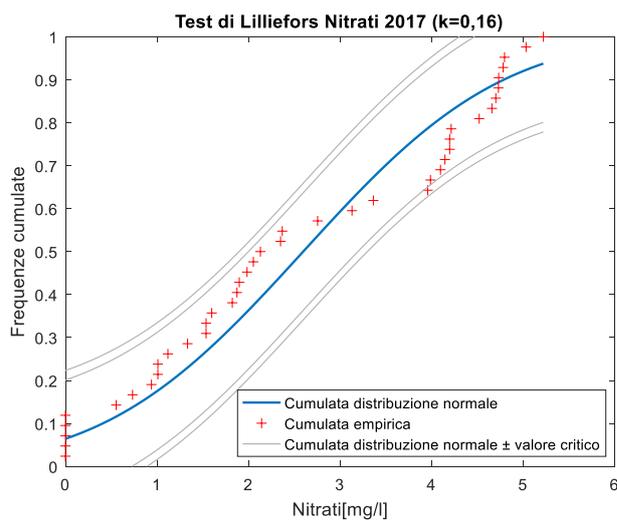


Figura 6. 144 Confronto frequenze empiriche e distribuzione normale cumulate

Il test di Lilliefors (tabella 6.122 e figura 6.174) risulta superato con un livello di significatività $\alpha = 0,01$

Analisi del trend

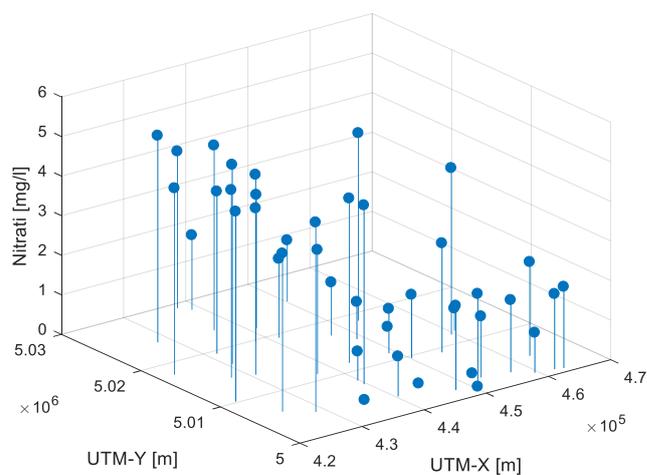


Figura 6. 175 Andamento spaziale delle concentrazioni trasformate (nitrati 2017)

Si riscontra un trend anche sui dati trasformati (figura 6.175)

- Variogramma empirico (originali)

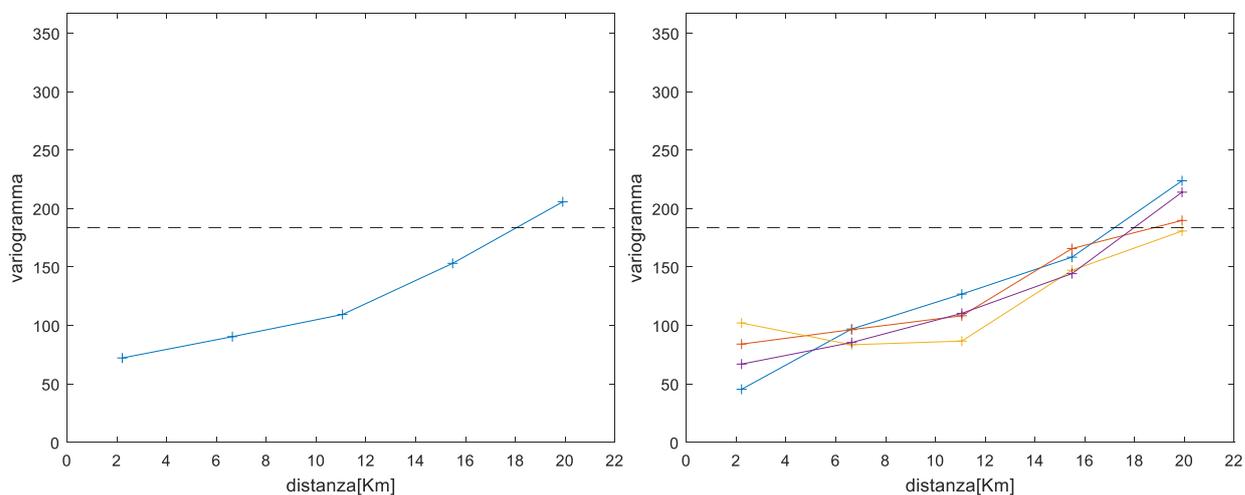


Figura 6. 145 a,b -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati originali (nitrati 2017)

I due variogrammi, direzionale e omnidirezionale riportati nella figura (6.176) confermano la presenza del trend nei dati originali in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 9,1704 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -7,5082 \cdot 10^{-4}$$

$$c = 6,9390 \cdot 10^{-5}$$

- Variogramma empirico (trasformati)

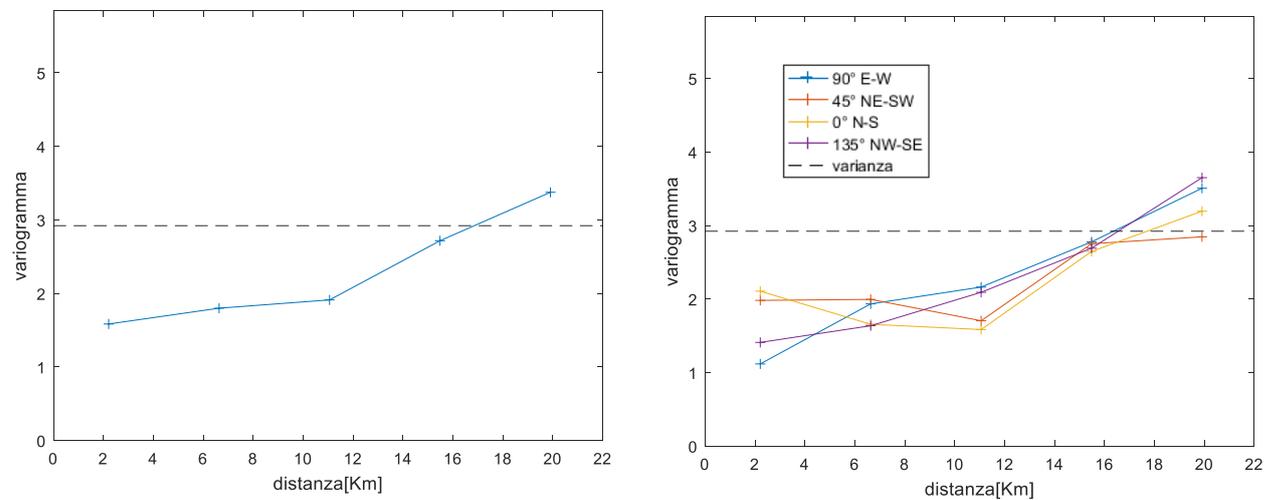


Figura 6. 177 a,b -Variogramma empirico omnidirezionale (a), variogramma empirico direzionale (b) riferiti ai dati trasformati (nitrati 2017)

Nonostante la trasformazione del dataset i due variogrammi, direzionale e omnidirezionale, riportati nella figura (6.177) constatano la presenza del trend in quanto presentano un andamento parabolico. Si procede pertanto alla rimozione del trend, utilizzando un polinomio di primo grado:

$$Z(X,Y) = a + bX + cY;$$

I coefficienti ottenuti dal metodo dei minimi quadrati sono stati i seguenti:

$$a = 1,7556 \cdot 10^{-4}$$

$$b = -8,4895 \cdot 10^{-5}$$

$$c = 8,0399 \cdot 10^{-6}$$

Per una migliore visualizzazione dei residui si aggiunge ad ognuno una quantità pari al minimo dei residui.

Variogramma Kriging Universale

- Empirico (originali detrendati)

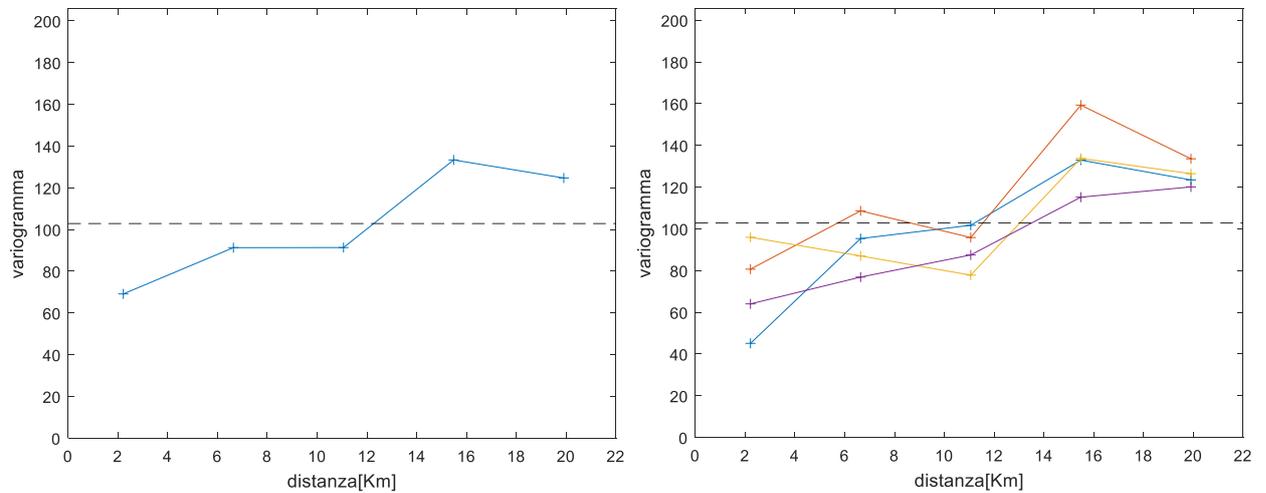


Figura 6. 146 a,b - Variogramma empirico ominidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati originali detrendati (nitrati 2017)

- Empirico (trasformati detrendati)

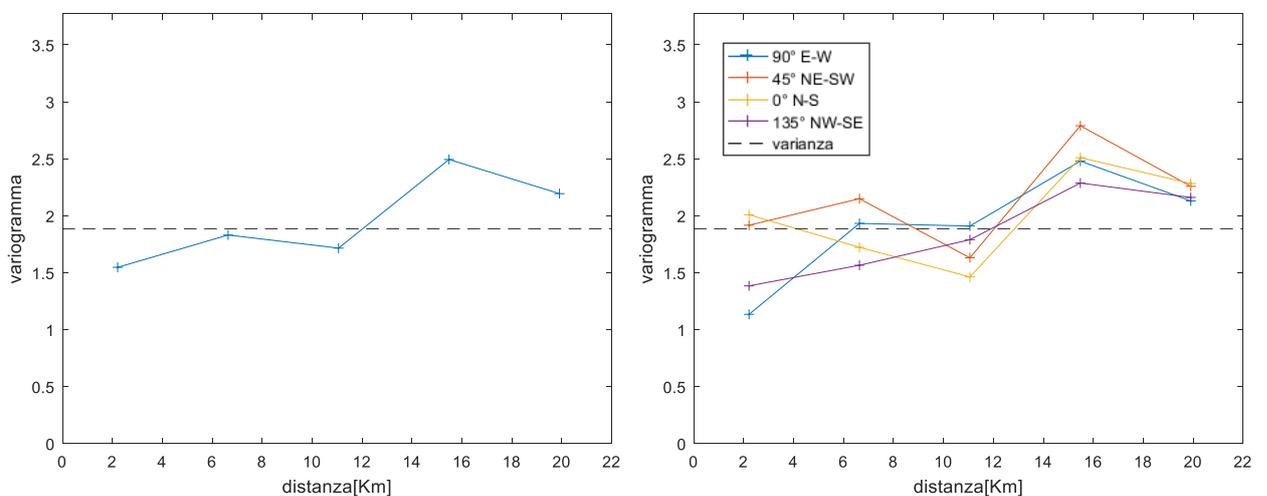


Figura 6. 147 a,b - Variogramma empirico ominidirezionale (a). Variogramma empirico direzionale (b) sui dati trasformati e detrendati (nitrati 2017)

Dai variogrammi rappresentati in figura (6.180 e 6.181) si nota come la rimozione del trend ha influito positivamente sull'andamento del variogramma, infatti si ha un sill che si assesta nei dintorni della varianza soprattutto nel caso dei dati trasformati. I variogrammi direzionali (figure 6.180 e 6.181 (b)) inoltre mostrano un andamento molto simile in tutte le direzioni rappresentate e non si rileva particolare anisotropia zonale.

- Modelli

Nitrati 2017	Parametri variogramma modello (omnidirezionale)				
	Modello	C ₀	C ₁ ; b	C ₀ + C ₁	R[m]; η
trasformati	Sferico	1,28	1,06	2,34	22200
	Esponenziale	1	1,37	2,36	22200
	Gaussiano	1,49	0,94	2,44	22200
originali	Sferico	52,15	78,11	130,27	22200
	Esponenziale	31,30	100,32	131,62	22200
	Gaussiano	67,95	69,13	137,08	22200

Tabella 6. 122 Coefficienti ottenuti per i modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2017	Parametri cross-validazione modello (omnidirezionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/σ	SQM	smooth	α=5%	α=1%
trasformati	Sferico	1,07	0,04	0,02	1,44	1,96	0	0
	Esponenziale	1,13	0,05	0,03	1,51	1,92	0	0
	Gaussiano	1,03	0,04	0,02	1,39	2,01	0	0
originali	Sferico	1,17	0,16	0,01	10,83	1,64	0	0
	Esponenziale	1,27	0,25	0,02	11,47	1,59	0	0
	Gaussiano	1,11	0,16	0,01	10,39	1,68	1	0

Tabella 6. 123 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli omnidirezionali (residui)

Nitrati 2017	Parametri variogramma modello (direzionale)							
	Modello	C ₀	C ₁	C ₀ + C ₁	R _{max} [m]	R _{min} [m]	λ	θ (°)
trasformati	Sferico	1,32	1,02	2,34	22760	18572	1,23	96
	Esponenziale	1,12	1,26	2,38	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	1,53	0,92	2,45	22705	19579	1,16	87
originali	Sferico	54,84	77,27	132,11	23011	19532	1,18	82
	Esponenziale	38,14	95,65	133,79	22433	21543	1,04	45
	Gaussiano	69,58	69,21	138,78	22793	19223	1,19	89

Tabella 6. 124 Coefficienti ottenuti per i modelli direzionali (residui)

Nitrati 2017	Parametri cross-validazione modello (direzionale)						Lilliefors residui	
	Modello	SQMS	E	E/ σ	SQM	smooth	$\alpha=5\%$	$\alpha=1\%$
trasformati	Sferico	1,06	0,04	0,03	1,44	2,01	0	0
	Esponenziale							
	Gaussiano							
originali	Sferico							
	Esponenziale							
	Gaussiano							

Tabella 6. 125 Parametri ottenuti dalla validazione dei modelli direzionali (residui)

- Modello scelto

È stato scelto il modello gaussiano isotropo adattato al variogramma dei dati trasformati e detrendati in quanto presenta il SQMS migliore e i residui risultano distribuiti secondo una p.d.f. normale.

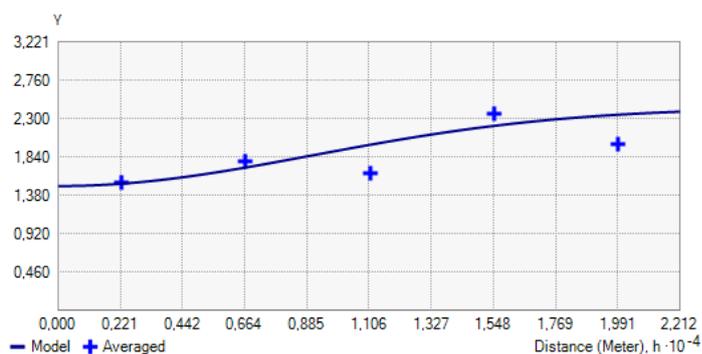
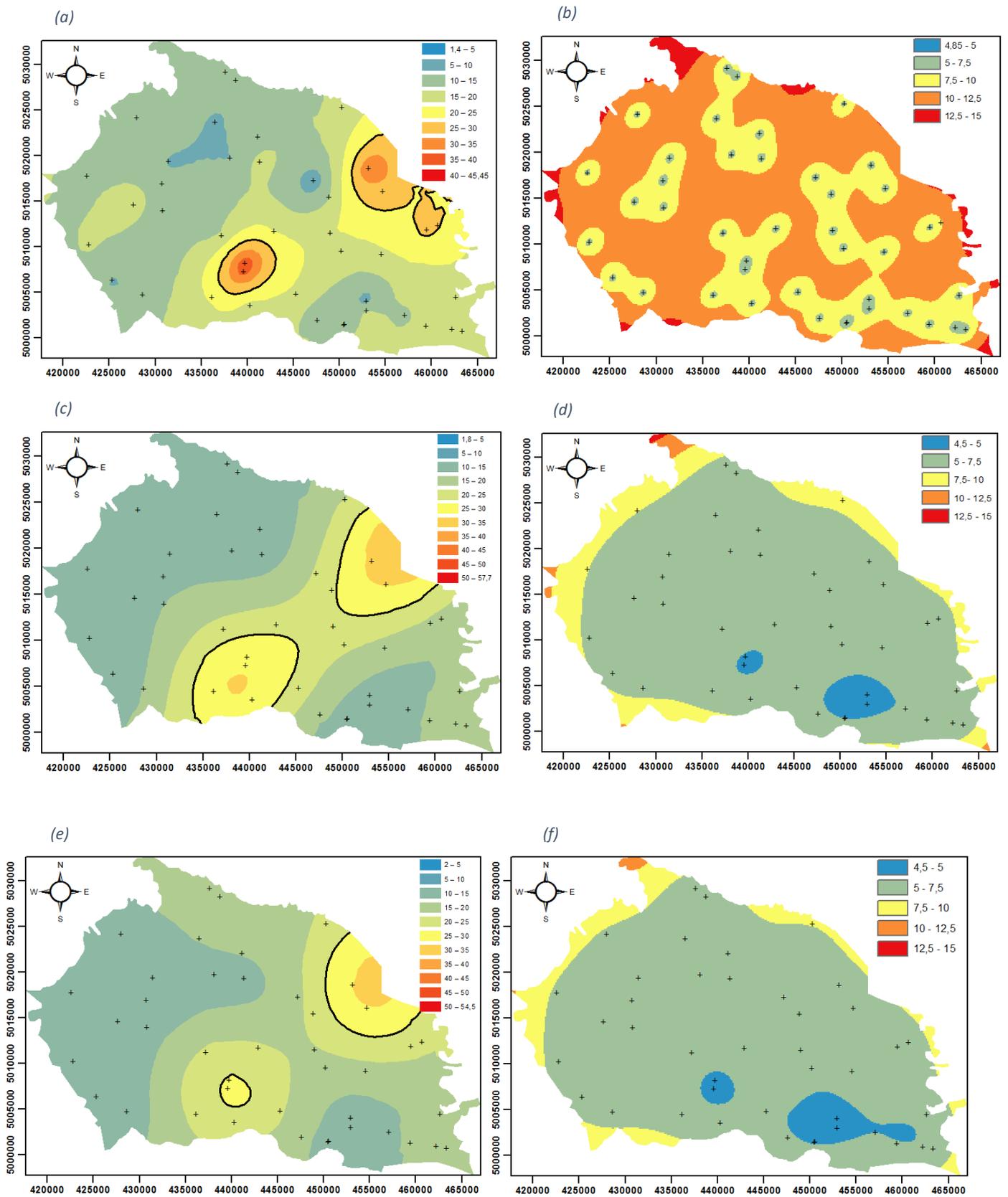


Figura 6. 148 Variogramma per il modello gaussiano isotropo (residui nitrati 2017)

Al fine di confrontare le metodologie di kriging universale lineare e non lineare si effettua la predizione anche mediante il modello gaussiano isotropo adattato ai variogramma empirico dei dati originali detrendati

6.3 Mappature



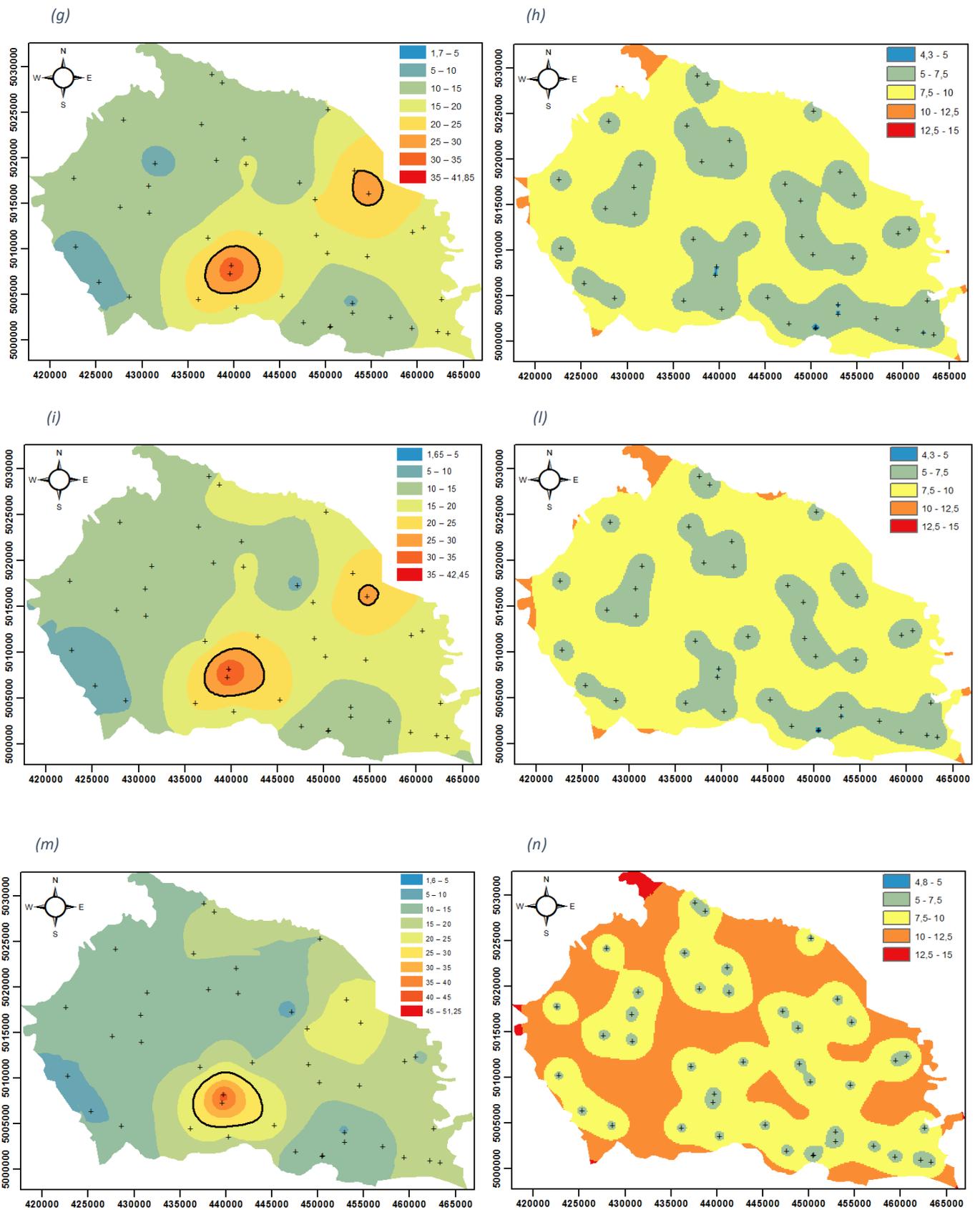
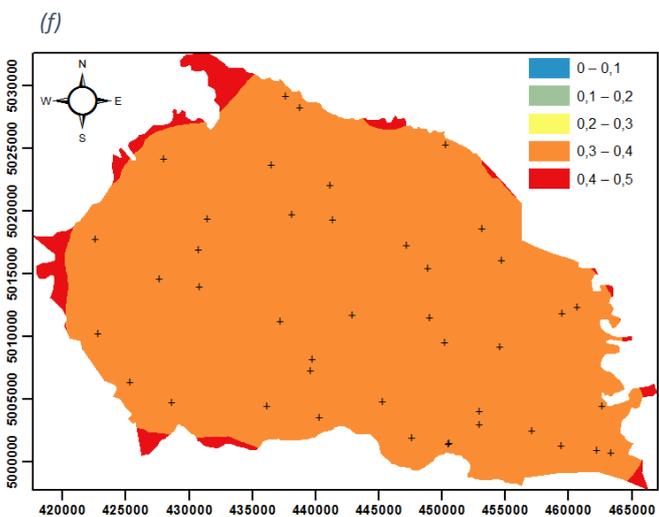
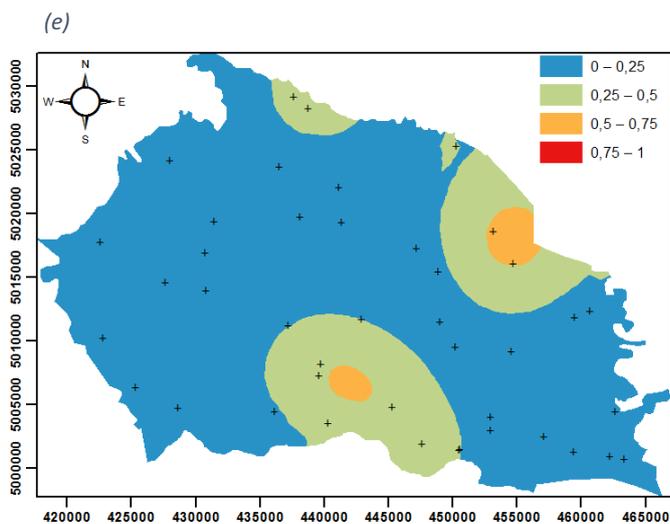
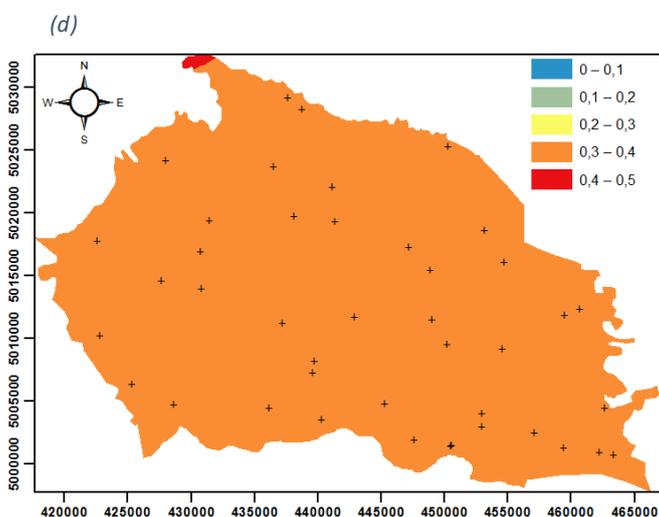
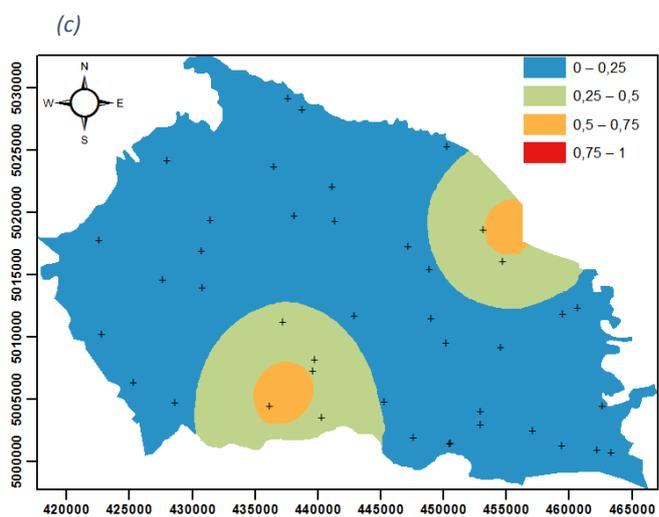
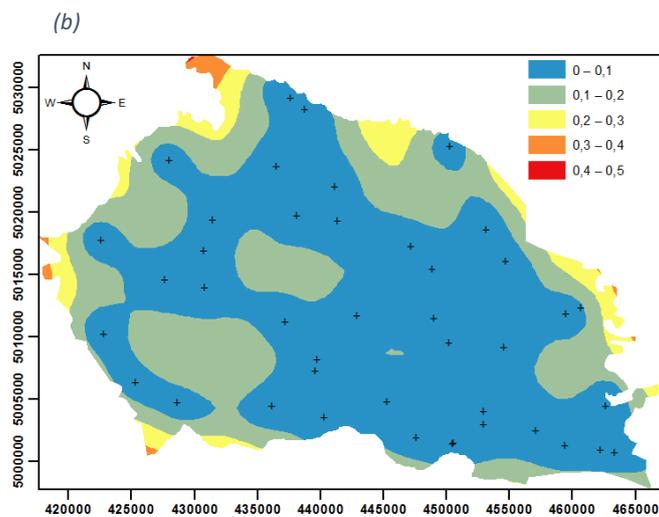
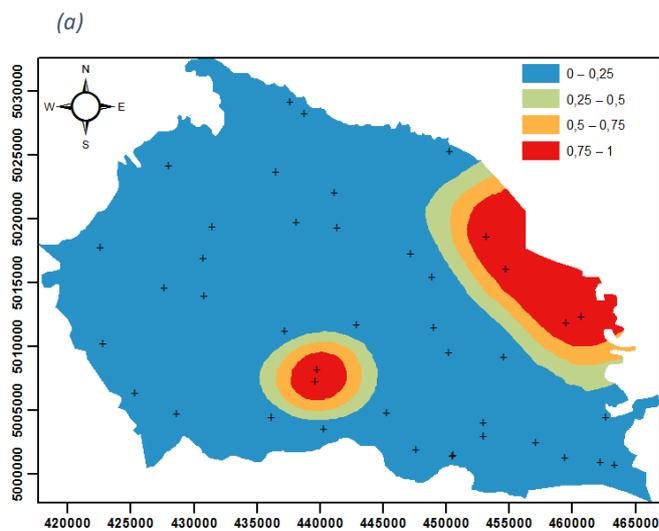


Figura 6. 183- Stima della concentrazione di cloruri [mg/l] dal 2012 al 2017 (a,c,e,g,i,m) e Interquartile delle concentrazioni stimate dal 2012 al 2017 (b,d,f,h,l,n) ottenute mediante kriging ordinario lineare. Il simbolo + indica i punti di misura e il contorno nero indica l'area con stima maggiore di 25 mg/l



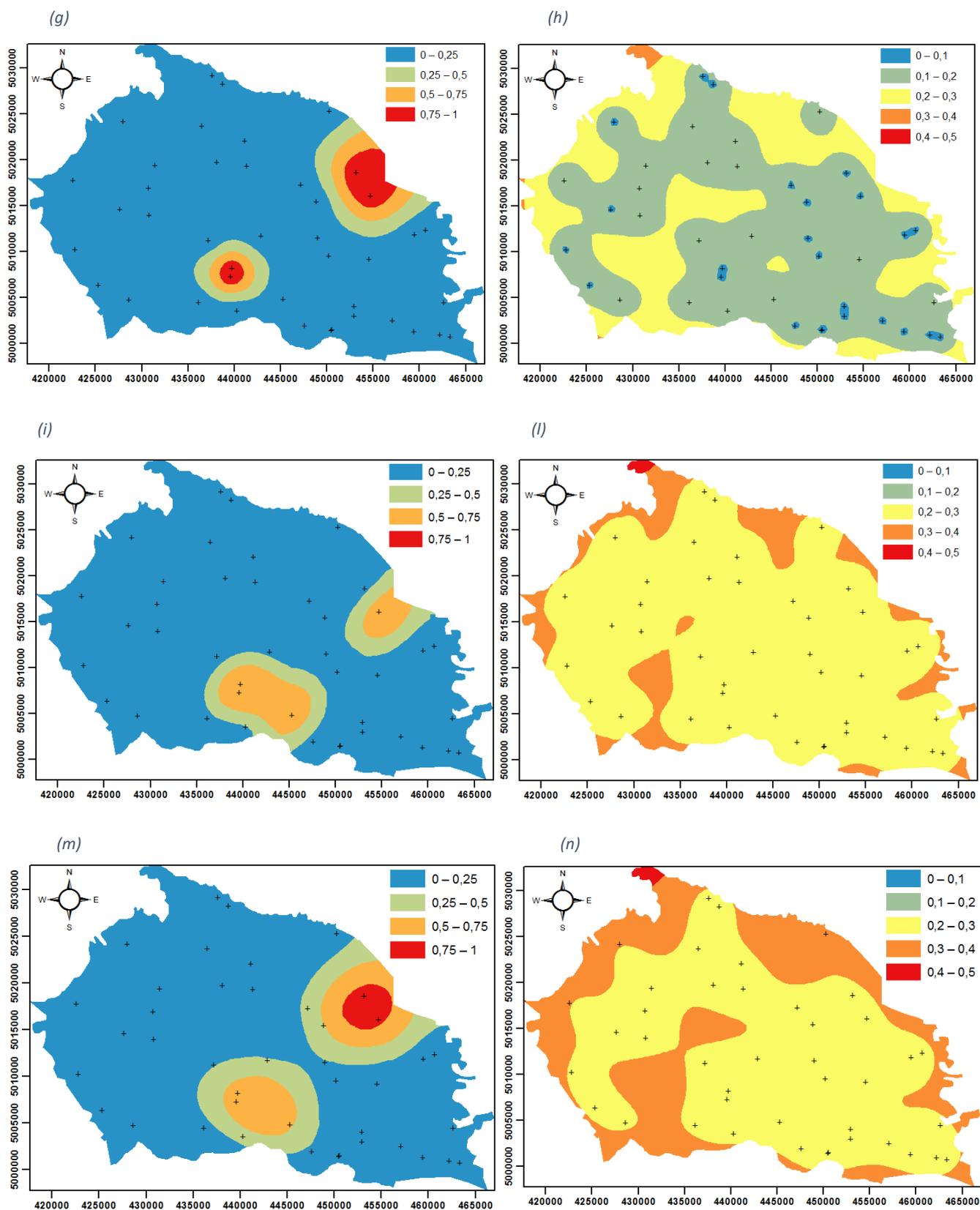
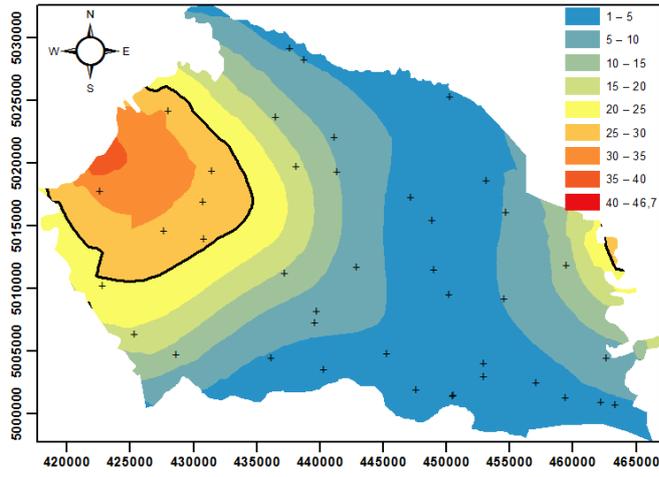
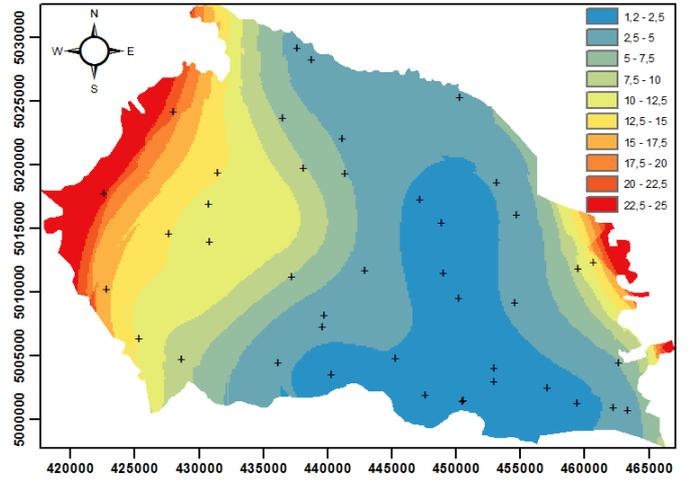


Figura 6.184- Stima della probabilità di superamento del valore soglia della concentrazione di cloruri (25 mg/l) dal 2012 al 2017 (a,c,e,g,i,m) e Scarto dell'errore di stima delle probabilità stimate dal 2012 al 2017 (b,d,f,h,l,n) ottenute mediante indicator kriging. Il simbolo + indica i punti di misura

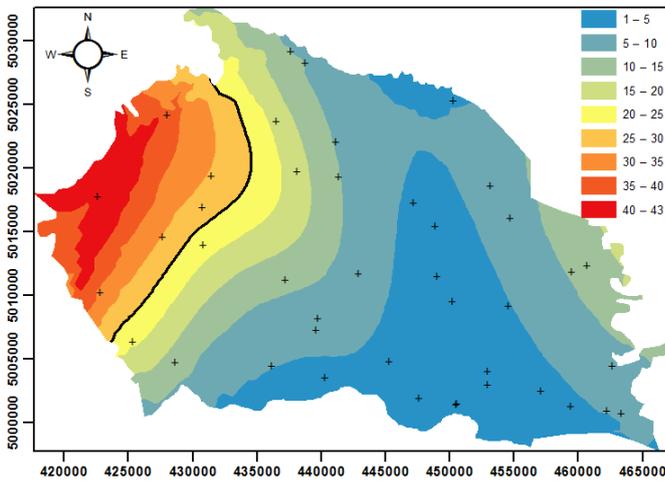
(a)



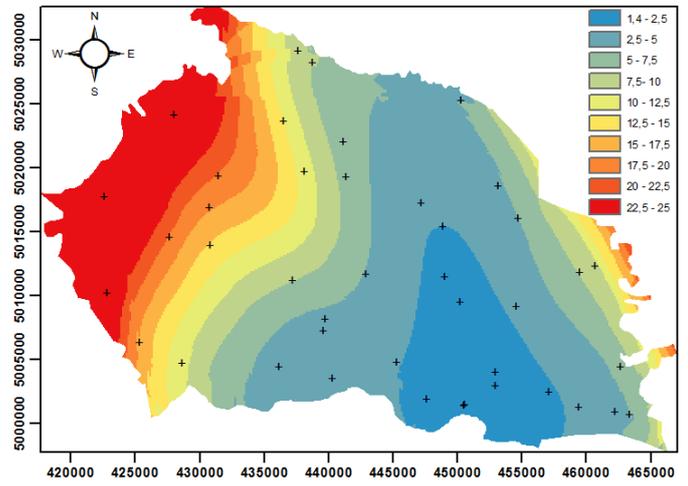
(b)



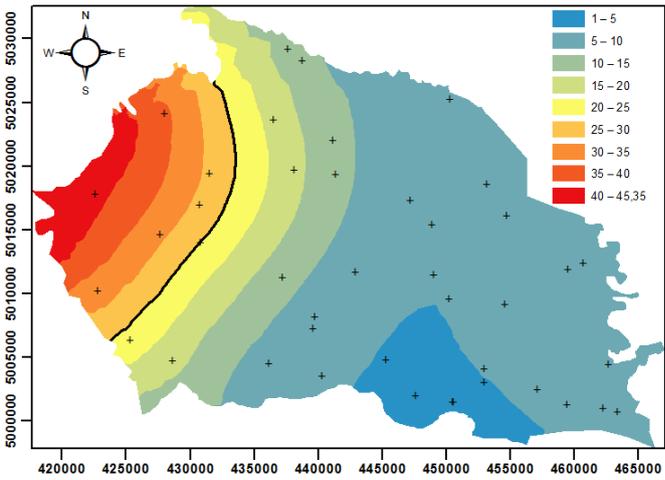
(c)



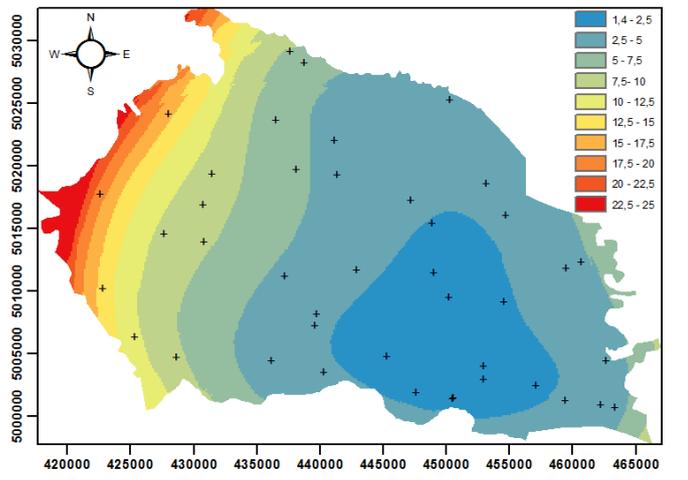
(d)



(e)



(f)



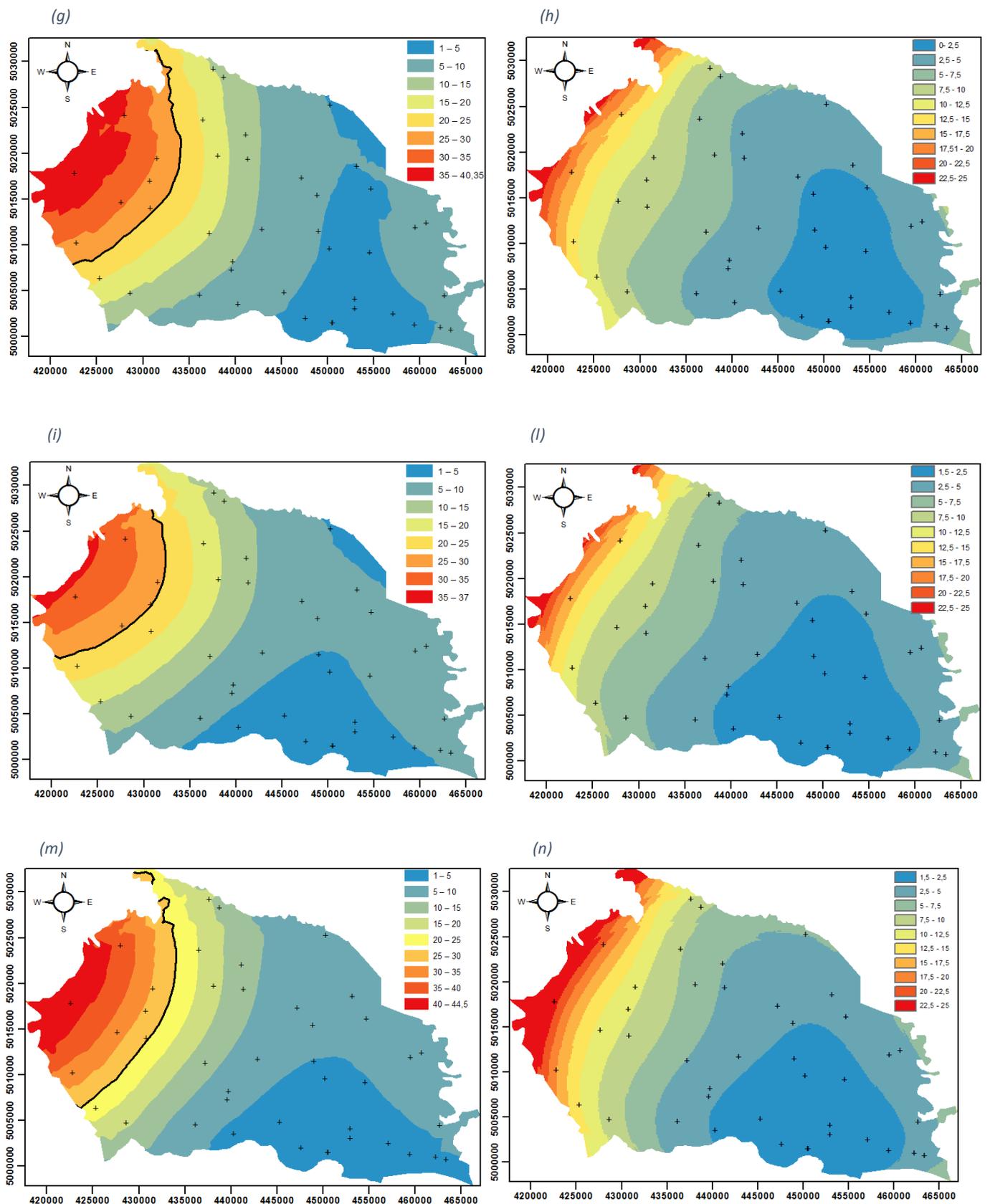
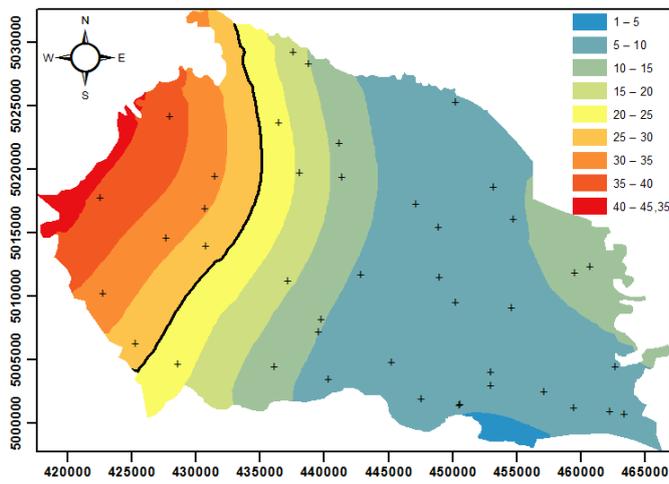
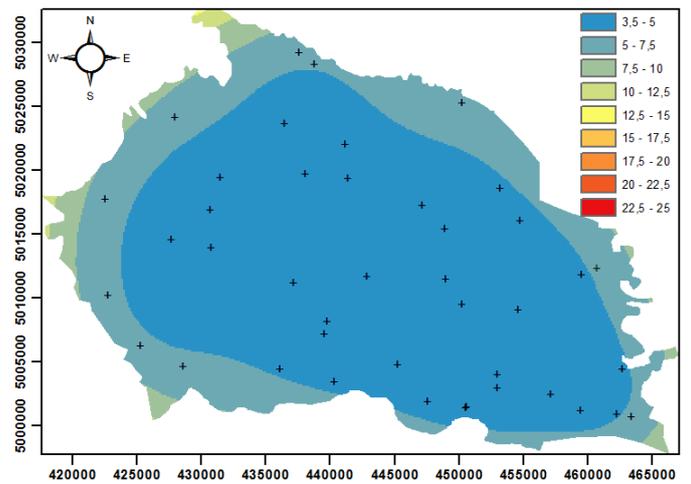


Figura 6.185- Stima della concentrazione di nitrati [mg/l] dal 2012 al 2017 (a,c,e,g,i,m) e Interquartile delle concentrazioni stimate dal 2012 al 2017 (b,d,f,h,l,n) ottenute mediante kriging universale non lineare. Il simbolo + indica i punti di misura e il contorno nero indica l'area con stima maggiore di 25 mg/l

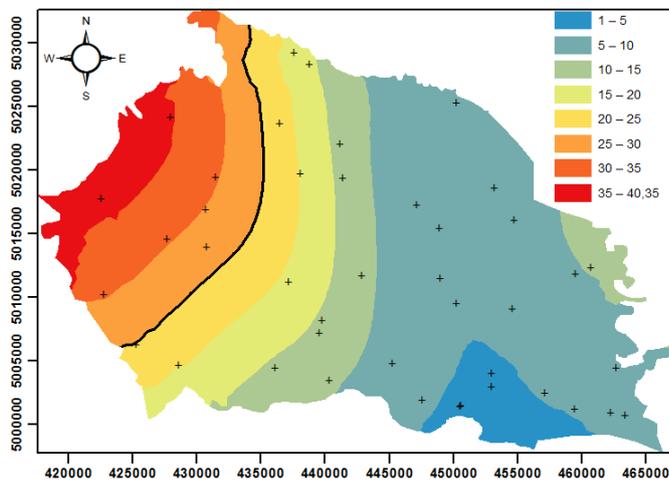
(a)



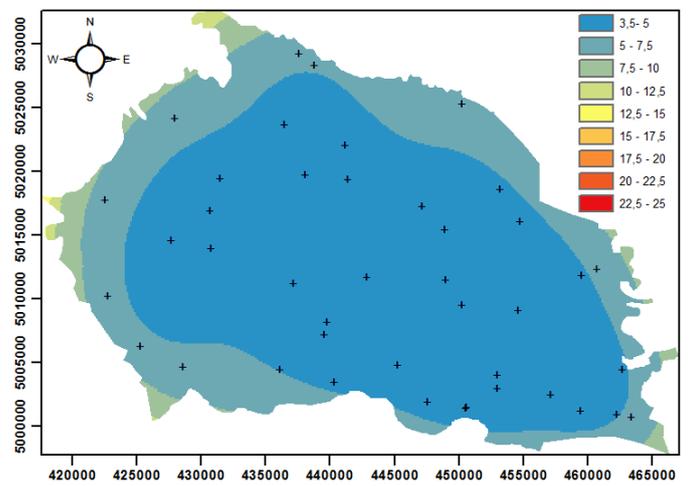
(b)



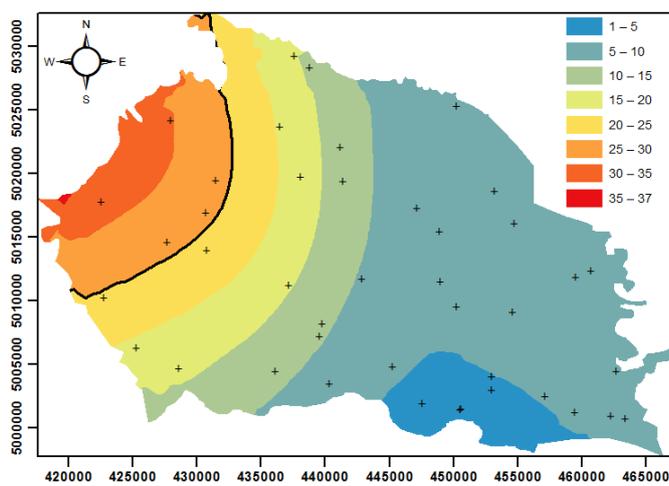
(c)



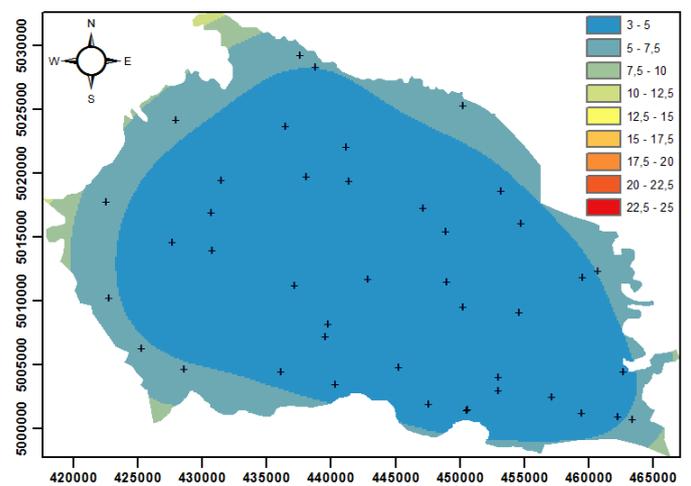
(d)



(e)



(f)



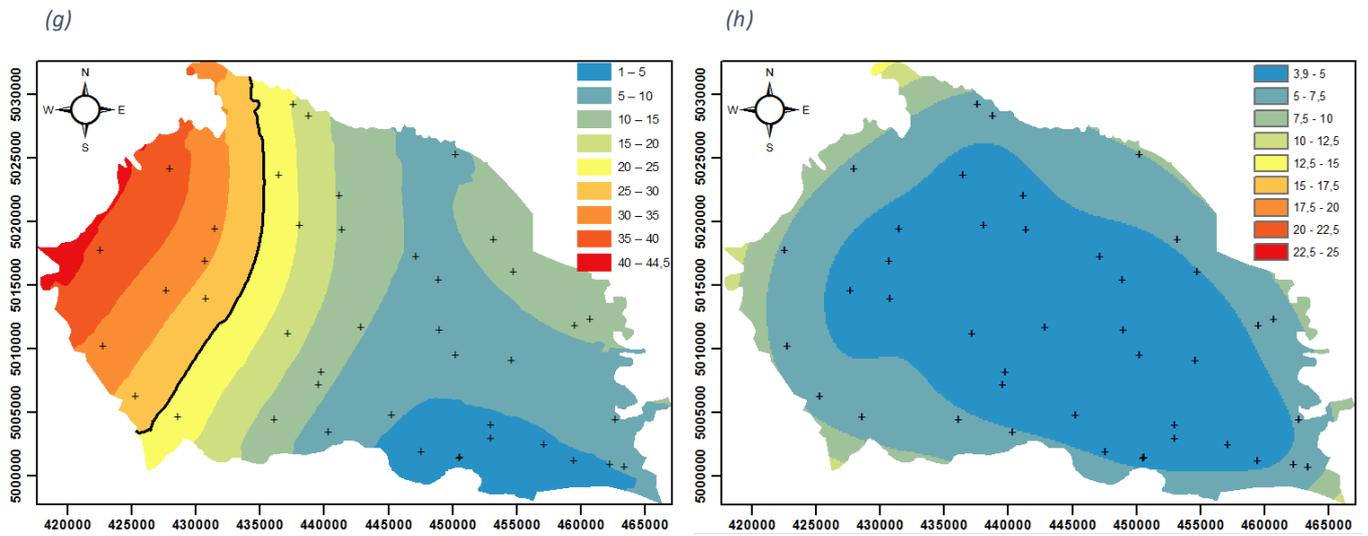


Figura 6.186- Stima della concentrazione di nitrati [mg/l] dal 2012 al 2017 (a,c,e,g) e Interquantile delle concentrazioni stimate dal 2014 al 2017 (b,d,f,h) ottenute mediante kriging universale lineare. Il simbolo + indica i punti di misura e il contorno nero indica l'area con stima maggiore di 25 mg/l

7. Valutazione dell'impatto ambientale

7.1 Calcolo delle aree a impatto antropico significativo

La valutazione dell'impatto ambientale per la macroarea MS03 è stata eseguita servendosi sia dei metodi di stima geostatistici sia del metodo puntuale. Si riportano nel seguito i risultati ottenuti in termini di percentuale di area ricadente in classe 2 o 3 per i cloruri ed in classe 3 per i nitrati.

- Cloruri

Cloruri	% di area in classe 2-3		
	Kriging ordinario	Indicator kriging	metodo puntuale
2012	7,38	7,67	12,20
2013	14,77	0	14,29
2014	7,15	0	16,67
2015	3,28	2,89	9,52
2016	2,88	0	9,52
2017	3,40	1,9	14,29

Tabella 7. 1 Valutazione della percentuale di area ricadente in classe 2-3 secondo le concentrazioni dei cloruri

Come si può notare dai valori riportati nella tabella (7.1) la percentuale di area con impatto antropico significativo valutata mediante metodo puntuale risulta in generale maggiore rispetto alla medesima valutata mediante metodi geostatistici, fatta eccezione per l'anno 2013 in cui la stima eseguita mediante kriging ordinario (figura 6.183) porta ad un risultato quasi identico. Tale aspetto può essere dovuto alla presenza degli outliers rilevati in ciascun anno analizzato, i quali assumono un peso rilevante nel metodo di valutazione puntuale.

L'indicator kriging (figura 6.184) fornisce valori di percentuale di area nulli negli anni 2013,2014 e 2016 contrariamente a quanto ottenuto mediante kriging ordinario. La causa è da imputare alla scarsa precisione di tale metodo nei suddetti anni come si può notare dalle relative mappature dello scarto dell'errore di stima. Infatti, negli anni 2012 e 2015 la mappatura dell'errore di stima indica una buona precisione del metodo ed i risultati ottenuti mediante i due metodi sono comparabili. Contrariamente, il kriging ordinario fornisce in tutto il sessennio una stima affidabile della concentrazione di cloruri con un range interquantile massimo compreso tra 6 e 11 mg/l .

- Nitrati

Nitrati	% di area in classe 3		
	Kriging universale(non lineare)	Kriging universale(lineare)	metodo puntuale
2012	14,54	/	19,51
2013	16,30	/	21,43
2014	17,49	23,75	21,43
2015	17,97	23,14	21,43
2016	12,96	14,77	16,67
2017	18,46	25,65	23,81

Tabella 7. 2 Valutazione della percentuale di area ricadente in classe 3

Contrariamente al caso dei cloruri, il metodo di stima geostatistico (kriging universale non lineare) porta nel caso dei nitrati a risultati molto simili al metodo di stima puntuale (tabella 7.2). Infatti, non si hanno concentrazioni localizzate elevate ma piuttosto distribuite su una porzione di area rilevante.

Si nota inoltre che il range interquartile presenta un andamento crescente in direzione nord-ovest e raggiunge valori massimi nella parte ovest della macroarea in quanto dipende dai valori delle stime ottenute dal kriging universale non lineare (figura 6.185), che in tale zona risultano i più elevati. È stato utile pertanto confrontare la percentuale di area a rischio ottenuta tramite quest'ultima metodologia con quella ottenuta attraverso il kriging universale lineare (figura 6.186), dove l'interquartile delle concentrazioni stimate dipende solo dalla dislocazione dei punti di misura. Tale confronto è stato possibile solo per le concentrazioni dei nitrati negli anni 2014,2015,2016 e 2017, in quanto per gli anni 2012 e 2013 i residui ottenuti dalla validazione dei modelli adattati al variogramma empirico dei dati originali detrendati non superano il test di Lilliefors per entrambi i livelli di significatività.

I risultati ottenuti dal kriging universale lineare (tabella 7.2) evidenziano un'area a rischio stimata superiore rispetto al metodo non lineare per tutti gli anni considerati.

Tale aspetto può essere dovuto alla differenza nel valore della stima degli interquantili, ottenuta tramite i due metodi, che risulta maggiore nel caso di kriging universale non lineare soprattutto nella zona con concentrazioni stimate maggiori. Tuttavia, bisogna tenere conto anche del parametro SQMS che risulta più vicino a 1 per i modelli relativi al kriging universale non lineare pertanto il metodo lineare potrebbe fornire una sovrastima delle concentrazioni.

7.2 Fattori di pressione antropica

Contestualmente ai risultati ottenuti è necessario individuare un legame con i fattori di pressione antropica agenti sull'acquifero analizzato. L'area della pianura vercellese è interessata da una agricoltura intensiva caratterizzata dall'uso di prodotti per concimare e disinfestare le colture che a seguito dell'irrigazione o delle piogge penetrano negli strati più profondi del suolo fino a raggiungere la falda acquifera, la cui superficie piezometrica è posta a profondità ridotte, variabili tra 1 e 10 metri rispetto al piano campagna. Pertanto, non è presente uno strato di terreno di spessore sufficiente a garantire la protezione dell'acquifero superficiale, il quale presenta conseguentemente una notevole propensione ad essere inquinato.

L'inquinamento da nitrati è dovuto all'utilizzo di fertilizzanti azotati ed è comune a molte aree soggette ad agricoltura intensiva. L'entità dell'inquinamento è strettamente legata all'efficienza degli interventi irrigui, i quali dovrebbero essere calibrati per interessare solo lo spessore di terreno interessato dalle radici delle colture. Nel vercellese la risicoltura è la pratica agricola maggiormente diffusa (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**7.1) e prevede una tipologia di irrigazione per sommersione che è in assoluto la meno efficiente, tuttavia alle temperature richieste per la coltivazione del riso il processo di denitrificazione viene inibito. Infatti, la spazializzazione della concentrazione di nitrati non ha evidenziato un inquinamento in tale zona.

Come si nota dalla (Figura 7.1), vi è inoltre una parte cospicua di territorio collocato nella parte nord-orientale della macroarea MS03 interessato da coltivazioni seminative con pratiche intensive

in cui è stata rilevata, nel corso di tutto il sessennio 2012-2017, una contaminazione diffusa da nitrati sia attraverso il metodo di media puntuale sia attraverso il metodo di stima spaziale. In tale area ricadono i comuni di Livorno Ferraris, Bianzè, Saluggia, Cigliano Santhià, Crescentino e Alice Castello. Si evince, inoltre, dalla media puntuale della concentrazione di nitrati una contaminazione costante nel corso del sessennio in località Cascina Montarolo nel Comune di Trino, in cui è praticata una attività agricola di tipo seminativo.

Analizzando invece il fenomeno legato alla contaminazione da cloruri si individuano, attraverso il metodo di stima spaziale, due aree di modesta estensione localizzate nel Comune di Vercelli e nel Comune di Trino interessate da concentrazioni di cloruri di modesta ma non trascurabile entità. La causa è imputabile nel primo caso all'urbanizzazione e alle attività industriali mentre nel secondo prevalentemente alle attività industriali.

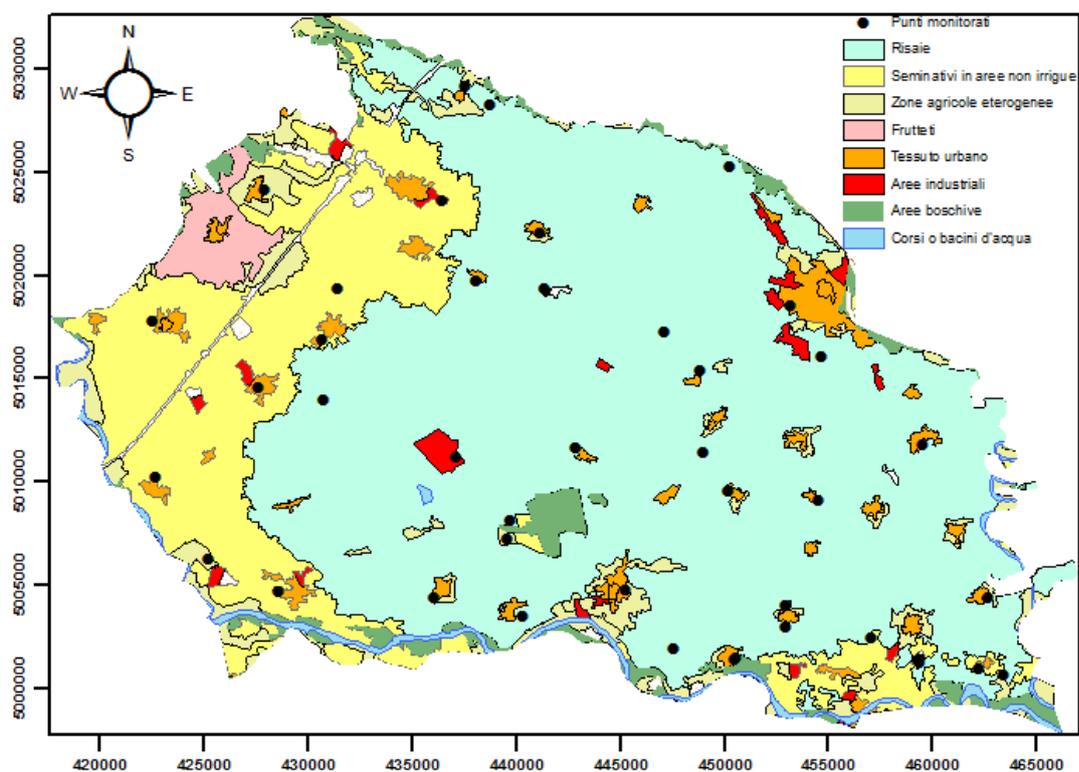


Figura 7. 1 Fattori di pressione antropica all'interno della macroarea idrogeologica MS03 (ottenuta tramite modifica della mappatura fornita da Corine Land Cover 2012)

7.2 Conclusioni

A fronte dei risultati ottenuti, la modellazione e previsione spaziale ha permesso di caratterizzare un fenomeno di contaminazione diffusa da nitrati nella macroarea MS03, il quale ha origine nella parte orientale della stessa ma sembrerebbe diffondersi anche nella parte posizionata al di sotto delle aree agricole adibite a risaie e può essere collegato alla direzione di naturale scorrimento della falda acquifera. La valutazione dello stato chimico effettuata mediante le medie puntuali delle concentrazioni rilevate nelle stazioni di misura non permette di riconoscere chiaramente tale fenomeno; d'altro canto il metodo di stima del kriging non consente di riconoscere inquinamenti di tipo isolato, come quello rilevato in località Cascina Montarolo, a causa dell'effetto nugget caratteristico di tutti i variogrammi ottenuti. Anche la spazializzazione delle concentrazioni dei cloruri ha consentito di individuare una relazione tra queste e le pressioni antropiche che potrebbero causare il fenomeno. Tuttavia, va sottolineato che le concentrazioni di cloruri rilevate sono di molto inferiori rispetto alle soglie massime di legge e al contrario le concentrazioni dei nitrati rilevati nella parte ovest della macroarea risultano di poco inferiori ai limiti consentiti.

Bibliografia

- Matheron, G. (1969). Le Krigeage Universel. Cahiers du centre de morphologie mathematique, No. 1, FontaineBleau. France.
- Butera I., Cotto I. (2008). Un'applicazione del kriging non lineare per la stima delle concentrazioni delle acque sotterranee. L'acqua Rivista Bimestrale, n. 4 pag. 49.
- M. Armstrong (1984) Problems with Universal Kriging. Mathematical geology, vol 1. 16, No. 1.
- Johnson K, Ver Hoef J M, Krivoruchko K and Lucas N (2001). Using ArcGIS Geostatistical Analyst, GIS by ESRI, Redlands, USA.
- Raspa, G. e R. Bruno (1994). Dispense di Geostatistica Applicata. Capitolo 3 - Geostatistica di base.
url:<http://w3.uniroma1.it/geostatistica/Geostatistica/Dispense.pdf>.
- Noel Cressie (1985). Fitting Variogram Models by Weighted Least Squares 1. Mathematical Geology, Vol. 17, No. 5.
- Matheron, G. (1971).The theory of regionalized variables and its applications: Cahiers du Centre de Morphologie Mathematique, No. 5, Fontainebleau, France.
- Starks, T. and Fang, J. (1982). The effect of drift on the experimental semi-variogram: Jour. Inter. Assoc. Math. Geol., v. 14, p. 309–320.
- Journel, A. and Huijbregts, C. (1978) Mining geostatistics: London, Academic Press, 600 p.
- Hubert W. Lilliefors (1967) On the Kolmogorov-Smirnov test for normality with mean and variance unknown. Journal of the American Statistical Association Vol. 62, pp.: 399-402.
- Kitanidis e Shen (1996). Geostatistical interpolation of chemical concentration. Adv. Water Resour. 19(6):369-378.
- M.A. Oliver, R. Webster (2014). A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging. Catena 113 56–69.
- Kerry, R. and Oliver, M.A. (2007). Determining the Effect of Skewed Data on the Variogram. I. Underlying Asymmetry. Computers & Geosciences.
- ARPA Piemonte (2005). Elaborazione dati e modellistica per l'individuazione delle zone vulnerabili da nitrati e fitofarmaci per la definizione e attuazione dei programmi d'azione. Codice documento: SS02.06-D04/05
<https://www.arpa.piemonte.it/approfondimenti/temi->

ambientali/acqua/acquesotterranee/ProgettoNitratielaborazionedatiemodellisticaattivitaArpa.pdf

- Elio Sesia - ARPA Piemonte (2004). Le risorse idriche superficiali, Le risorse idriche sotterranee, Immissioni puntuali, Captazioni e derivazioni.
https://www.arpa.piemonte.it/reporting/rsa_2004/acqua_2004
- Portale GREASE Regione Piemonte. <http://www.regione.piemonte.it>