

# Metode prostorne interpolacije i njihova primjena u poljoprivredi i zaštiti okoliša

---

**Samardžija, Matija**

**Master's thesis / Diplomski rad**

**2021**

*Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj:*

**Josip Juraj Strossmayer University of Osijek, Faculty of Agrobiotechnical Sciences Osijek /  
Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku, Fakultet agrobiotehničkih znanosti Osijek**

*Permanent link / Trajna poveznica:* <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:151:670250>

*Rights / Prava:* [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

*Download date / Datum preuzimanja:* **2024-11-27**



Sveučilište Josipa Jurja  
Strossmayera u Osijeku

**Fakultet  
agrobiotehničkih  
znanosti Osijek**

*Repository / Repozitorij:*

[Repository of the Faculty of Agrobiotechnical  
Sciences Osijek - Repository of the Faculty of  
Agrobiotechnical Sciences Osijek](#)



SVEUČILIŠTE JOSIPA JURJA STROSSMAYERA U OSIJEKU  
FAKULTET AGROBIOTEHNIČKIH ZNANOSTI OSIJEK

Matija Samardžija

Sveučilišni diplomski studij Mehanizacija

Smjer Mehanizacija

**Metode prostorne interpolacije i njihova primjena u poljoprivredi i  
zaštiti okoliša**

Diplomski rad

Osijek, 2021.

SVEUČILIŠTE JOSIPA JURJA STROSSMAYERA U OSIJEKU  
FAKULTET AGROBIOTEHNIČKIH ZNANOSTI OSIJEK

Matija Samardžija  
Sveučilišni Diplomski studij Mehanizacija  
Smjer Mehanizacija

**Metode prostorne interpolacije i njihova primjena u poljoprivredi i  
zaštiti okoliša**

Diplomski rad

Osijek, 2021.

SVEUČILIŠTE JOSIPA JURJA STROSSMAYERA U OSIJEKU

FAKULTET AGROBIOTEHNIČKIH ZNANOSTI OSIJEK

Matija Samardžija

Sveučilišni diplomski studij Mehanizacija

Smjer Mehanizacija

**Metode prostorne interpolacije i njihova primjena u poljoprivredi i  
zaštiti okoliša**

Diplomski rad

Povjerenstvo za ocjenu i obranu diplomskog rada:

1. izv. prof. dr. sc. Ivan Plaščak, predsjednik
2. prof. dr. sc. Mladen Jurišić, mentor
3. Dorijan Radočaj, mag. ing. geod. et geoinf., član

Osijek, 2021.

## Sadržaj

1. UVOD .....	2
2. METODE PROSTORNE INTERPOLACIJE.....	4
2.1. Kriging .....	4
2.1.1. Kriging metode.....	4
2.1.2. Izrada karte predviđanja površine s krigingom .....	5
2.1.3. Variogram.....	6
2.1.4. Uklapanje modela u empirijski semivariogram.....	7
2.1.5. Modeli semivariograma.....	8
2.1.6. Izrada predviđanja .....	10
2.2. Primjer kriginga u ArcGis-u.....	11
2.3. Inverzna ponderirana udaljenost (IDW).....	15
2.3.1. Funkcija snaga.....	16
2.3.2. Pretraživanje susjednih točaka .....	16
2.3.3. Slučajevi pogodnosti korištenja IDW .....	18
2.3.4. Interpolacija ponderiranja IDW.....	18
2.4. <i>Spline</i> .....	22
3. PRIMJENA METODA PROSTORNE INTERPOLACIJE U POLJOPRIVREDI I ZAŠTITI OKOLIŠA .....	25
3.1. Točnost predviđanja odabrane metode prostorne interpolacije za teksturu tla na poljoprivrednom polju.....	25
3.2. Procjena tehnika prostorne interpolacije za mapiranje poljoprivrednih svojstava gornjeg sloja tla na Kreti .....	29
3.3. Usporedba interpolacijskih metoda temeljenih na GIS-u za prostornu raspodjelu organskog ugljika u tlu .....	37
3.4. Usporedba preciznosti kriging interpolacije između sheme uzorkovanja mreže i jednostavne sheme slučajnog uzorkovanja za preciznu poljoprivredu .....	42
4. ZAKLJUČAK .....	49
5. POPIS LITERATURE .....	51
6. SAŽETAK.....	54
7. SUMMARY .....	55

# 1. UVOD

Cilj ovoga rada je opisati prostornu interpolaciju, njene metode te metode koje se koriste u poljoprivredi i zaštiti okoliša. U radu se opisuje kako interpolacija i njene metode imaju veliku važnost u poljoprivredi s obzirom da uzorkovanjem tla omogućuje mnogo jasniji pregled prostora, tj. površina koje se trebaju obraditi, gnojiti ili gdje se treba obaviti bilo koja druga operacija. S preciznom poljoprivredom dolazi do ušteda vremena, ljudskog rada, te dolazi do uštede novca.

Razvojem prvog pravog svjetskog geoinformacijskog sustava u Kanadi počelo je intenzivno istraživanje, širenje i poboljšanje kartiranja. Razvojem tehnologija, tj. Računala počela je i digitalizacija karti i svih istraživanja koja idu uz to, a u posljednjih dvadesetak godina to se usavršilo. Sada su nam na nekoliko klikova po internetskim preglednicima dostupne razne vrste karata, na svjetskoj ili lokalnoj razini, bilo da nas zanima riječni sustav, ravnice, planine i bilo što drugo.

Kako se ovaj rad najviše bavi interpolacijama i njenim metodama, u matematici interpolacije označavaju metodu konstrukcije novih točaka podataka unutar raspona diskretnog skupa poznatih točaka podataka. U poljoprivredi se prikupljaju podaci uzorkovanjem i provođenjem eksperimenata, te se na taj način skupljaju točke koje su potrebne za interpolaciju. Metode interpolacije koje su obrađene su kriging, inverzna ponderiranja udaljenost (IDW) i *spline*.

Obrađena su četiri znanstvena rada koji govore o važnosti interpolacija u poljoprivredi i zaštiti okoliša, te im je cilj dokazati koja metoda interpolacije je najbolja za određeno područje (Grčka, Indija, Kina, Poljska), vrstu i svojstva tla, nadmorsku visinu, količinu uzoraka te ostale parametre.

Gozdowski i sur. (2015.) u znanstvenom radu Točnost predviđanja odabranih metoda prostorne interpolacije za teksturu tla na ljestvici poljodjelstva govore o razlikama u točnosti predviđanja teksture tla i vrijednosti između tehnika interpolacije (težina inverzne udaljenosti, radijalna osnovna funkcija i uobičajeni kriging) koje ne koriste pomoćne podatke bile su vrlo male ; stoga je odabir najboljeg interpolatora iz gore navedenih metoda bio nemoguć. Sve frakcije teksture tla predviđene su sa sličnom točnošću pomoću tri metode interpolacije, ali rezultati pokazuju da je uobičajeno kokrigiranje dalo višu razinu preciznosti predviđanja za sve frakcije teksture tla u usporedbi s težinom inverzne udaljenosti, radijalnom baznom funkcijom i običnim metodama interpolacije kriginga.

Karydas i sur. (2009.) govore o ocjenjivanju prostornih tehnika interpolacije za kartiranje poljoprivrednih svojstava topsola u Kreti, procijenjuju karte predviđanja stvorene interpolacijom za pet uobičajenih svojstava gornjeg sloja tla, i to organske tvari, ukupne CaCO<sub>3</sub>, električne vodljivosti, sadržaja Fe i gline u mediteranskom poljoprivrednom sustavu. Znanje o prostornoj varijabilnosti svojstava tla od velike je važnosti kada se provode "dobra poljoprivredna pravila" prema održivom ruralnom razvoju

Bhunias i sur. (2016.) radili su usporedbu geoinformacijskih sustava (GIS) baziranih metoda za prostornu raspodjelu organskog ugljika u tlu i govore o jasnom razumijevanju distribucije organskog ugljika u tlu (SOC - *soil organic carbon*) koje je ključno pitanje za upravljanje poljoprivredom i okolišem. Zbog relativne obilja različitih metoda, mnogi se algoritmi unaprijed primjenjuju, a istraživanja se nastavljaju s ciljem definiranja "najbolje" metode za ocrtaivanje prostorne raspodjele SOC.

Houlong i sur. (2016.) usporedili su preciznosti interpolacije kriginga između sheme uzorkovanja mreže i jednostavne sheme slučajnog uzorkovanja za preciznu poljoprivredu

## **2. METODE PROSTORNE INTERPOLACIJE**

### **2.1. Kriging**

Kriging je napredni geostatistički postupak koji generira procijenjenu površinu iz raspršenog skupa točaka sa z-vrijednostima. Za razliku od ostalih metoda interpolacije u skupu alata Interpolacija, učinkovita uporaba alata Kriging uključuje interaktivno istraživanje prostornog ponašanja fenomena predstavljenog z-vrijednostima prije nego što se odabere najbolja metoda procjene za generiranje izlazne površine. (ArcGis Online, 2021.)

Kriging je također poznat kao Gaussova regresija procesa i predstavlja geostatističku tehniku interpolacije. U Krigingu se interpolirane vrijednosti modeliraju Gausovim postupkom kojim se upravljaju prethodne kovarijance. Kriging se koristi za predviđanje vrijednosti na zemljopisnom području. Koristi se u geologiji, rudarstvu, tlu i znanosti o okolišu. Razvijene su mnoge vrste kriginga, tako da se kriging može koristiti za obradu različitih vrsta podataka. Na primjer, univerzalno krigiranje, obično krigiranje i kopiranje koriste se za nestacionarne podatke, stacionarne podatke i skupinu koreliranih podataka.

Kriging je postupak u više koraka i uzima u obzir i stupanj varijacije i udaljenost između poznatih točaka podataka, dok izračunava vrijednosti neispričanih mjesta. Kriging je uspješniji kada je u podacima prisutna smjerna pristranost ili prostorno korelirana udaljenost. Uobičajeno se koristi u geologiji i znanosti o tlu. Kriging daje utege obližnjim izračunatim vrijednostima za predviđanje neizmjenog mjesta i stoga je sličan Inverznoj ponderiranoj udaljenosti (IDW) (Sharma, 2021.).

Druga obitelj metoda interpolacije sastoji se od geostatističkih metoda, u koju pripada kriging, koji se temelji na statističkim modelima koji uključuju autokorelaciju - odnosno statističke odnose između izmjerenih točaka. Zbog toga geostatističke tehnike ne samo da imaju sposobnost stvaranja površine predviđanja, već također pružaju određenu mjeru sigurnosti ili točnosti predviđanja.

#### **2.1.1. Kriging metode**

Postoje dvije metode kriginga: obična i univerzalna. Uobičajeno krigiranje je najopćenitija i najčešće korištena metoda krigiranja i zadana je. Pretpostavlja se da je konstantna sredina nepoznata. To je razumna pretpostavka ukoliko ne postoji znanstveni razlog da se to odbije.



Univerzalno krigiranje pretpostavlja da postoji prevladavajući trend u podacima - na primjer, prevladavajući vjetar - i može se modelirati pomoću determinističke funkcije, polinoma. Ovaj se polinom oduzima od izvornih izmjerenih točaka, a autokorelacija je modelirana na temelju slučajnih pogrešaka. Jednom kada se model prilagodi slučajnim pogreškama i prije izrade predviđanja, polinom se dodaje natrag predviđanjima kako bi dao značajne rezultate. Univerzalno krigiranje treba koristiti samo ako znate da postoji trend u vašim podacima i ako možete dati znanstveno opravdanje da biste ga opisali. (Miloš, 2001.)

Kriging je sličan IDW-u jer ponderira okolne izmjerene vrijednosti kako bi se izvelo predviđanje za neizmjereno mjesto. Opća formula za oba interpolatora formirana je kao ponderirani zbroj podataka:

$$\hat{z}(S_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(s_i)$$

gdje je  $Z(s_i)$  izmjerena vrijednost na  $i$  lokaciji,  $\lambda_i$  nepoznata težina za izmjerenu vrijednost na  $i$  lokaciji,  $s_0$  mjesto predviđanja i  $N$  broj izmjerenih vrijednosti. U IDW-u težina  $\lambda_i$  ovisi isključivo o udaljenosti od mjesta predviđanja. Međutim, s kriging metodom, ponderi se temelje ne samo na udaljenosti između izmjerenih točaka i mjesta predviđanja, već i na ukupnom prostornom rasporedu izmjerenih točaka. Da bi se koristio prostorni raspored u utezima, prostorna autokorelacija mora biti kvantificirana. Dakle, u uobičajenom krigingu, težina,  $\lambda_i$ , ovisi o ugrađenom modelu do izmjerenih točaka, udaljenosti do mjesta predviđanja i prostornih odnosa između izmjerenih vrijednosti oko mjesta predviđanja. Sljedeći odjeljci raspravljaju o tome kako se opća kriging formula koristi za stvaranje mape površine predviđanja i mape točnosti predviđanja. (Miloš, 2001.)

### **2.1.2. Izrada karte predviđanja površine s krigingom**

Za predviđanje metodom kriging interpolacije potrebna su dva zadatka, a to su da otkrije pravila ovisnosti te izradi predviđanja. Da bi realizirao ove dvije zadaće, kriging prolazi postupak u dva koraka, stvara variograme i funkcije kovarijance za procjenu vrijednosti statističke ovisnosti (nazvane prostornom autokorelacijom) koje ovise o modelu autokorelacije (uklapanje u model), a u drugom koraku predviđa nepoznate vrijednosti (predviđanje). Zbog ove dvije različite zadaće rečeno je da kriging koristi podatke dva puta: prvi put za procjenu prostorne autokorelacije podataka i drugi za predviđanje.

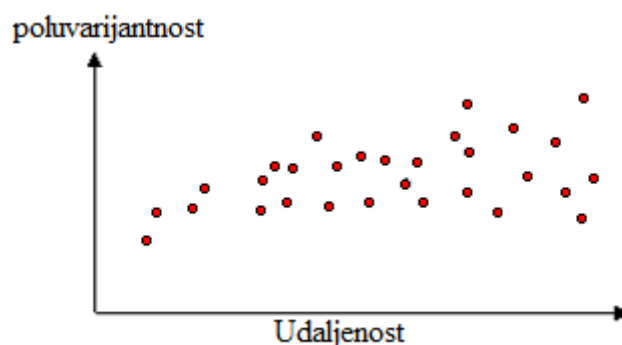
### 2.1.3. Variogram

Variogram (koji se ponekad naziva i "semivariogram") vizualni je prikaz kovarijancije izložene između svakog para točaka u uzorkovanim podacima. Za svaki par točaka u uzorkovanim podacima ucrtava se gama-vrijednost ili "polu-varijanca" (mjera za polovičnu srednju kvadratnu razliku između njihovih vrijednosti) prema udaljenosti ili "zaostajanju" između njih. "Eksperimentalni" variogram je crta promatranih vrijednosti, dok je "teorijski" ili "model" variogram distribucijski model koji najbolje odgovara podacima. Variogramski modeli izvučeni su iz ograničenog broja "ovlaštenih" funkcija, uključujući linearne, sferne, eksponencijalne i energetske modele. (PublicHealth, 2021.)

Uklapanje modela ili prostorno modeliranje također je poznato kao strukturalna analiza ili variografija. U prostornom modeliranju strukture izmjerenih točaka započinju s grafom empirijskog semivariograma, izračunatim sljedećom jednadžbom za sve parove mjesta razdvojenih udaljenosti  $h$ :

$$\text{Semivariogram}(\text{udaljenost}_h) = 0.5 * \text{prosjeck}((\text{vrijednost}_i - \text{vrijednost}_j)^2)$$

Formula uključuje izračunavanje razlike na kvadrat između vrijednosti uparenih mjesta. Slika 1. prikazuje uparivanje jedne točke (crvene točke) sa svim ostalim izmjerenim mjestima. Ovaj se postupak nastavlja za svaku izmjerenu točku. Često svaki par lokacija ima jedinstvenu udaljenost, a često postoji i mnogo parova točaka. Brzo zacrtati sve parove postaje neukrotivo. Umjesto da se crta svaki par, parovi su grupirani u kante za zaostajanje. Na primjer, izračunati prosječnu semivarijansu za sve parove točaka koji su udaljeni više od 40 metara, ali manje od 50 metara. Empirijski semivariogram je graf prosječnih vrijednosti semivariograma na osi  $y$  i udaljenosti (ili zaostajanja) na osi  $x$  (dijagram dolje).



Slika 1. Primjer empirijskog grafikona semivariograma (Izvor:

<https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/3d-analyst-toolbox/GUID-42693FD3-8AAD-4F9F-AE42-164D83AF787C-web.gif>)

Prostorna autokorelacija kvantificira osnovni princip geografije: stvari koje su bliže sličnije su od stvari koje su udaljenije. Dakle, parovi mjesta koja su bliža (krajnje lijevo na osi x semivariogramskog oblaka) trebali bi imati više sličnih vrijednosti (nisko na y osi semivariogramskog oblaka). Kako se parovi mjesta udaljavaju (pomičući se udesno na x osi oblaka semivariograma), trebali bi se razlikovati i imati veću kvadratnu razliku (pomičući se gore na osi y semivariogramskog oblaka) (ArcGis, 2021.).

#### 2.1.4. Uklapanje modela u empirijski semivariogram

Sljedeći je korak prilagoditi model točkama koje tvore empirijski semivariogram. Modeliranje semivariograma ključni je korak između prostornog opisa i prostornog predviđanja. Glavna primjena kriginga je predviđanje vrijednosti atributa na neuzorkovanim mjestima. Empirijski semivariogram pruža informacije o prostornoj autokorelaciji skupova podataka. Međutim, ne pruža informacije o svim mogućim smjerovima i udaljenostima. Iz tog razloga, i kako bi se osiguralo da kriging predviđanja imaju pozitivne varijance kriginga, potrebno je uklopiti model, odnosno kontinuiranu funkciju ili krivulju, u empirijski semivariogram. Apstraktno, ovo je slično regresijskoj analizi, kod koje se kontinuirana crta ili krivulja postavlja na podatkovne točke.

Da bi se model uklopio u empirijski semivariogram, odabere se funkcija koja služi kao model - na primjer, sferni tip koji se podiže i spušta na veće udaljenosti izvan određenog raspona. Postoje odstupanja točaka na empirijskom semivariogramu od modela; neke su točke iznad krivulje modela, a neke ispod. Međutim, ako se doda udaljenost svaka točka je iznad crte i doda

se udaljenost svaka točka je ispod crte, te bi dvije vrijednosti trebale biti slične. Postoji mnogo modela semivariograma između kojih se može birati. (ArcGis, 2021.)

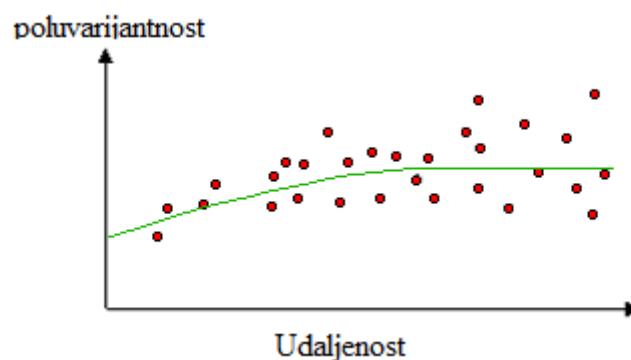
### 2.1.5. Modeli semivariograma

Alat Kriging nudi sljedeće funkcije između kojih se može odabrati za modeliranje empirijskog semivariograma:

- kružni,
- sferni,
- eksponencijalni,
- Gaussov,
- linearni.

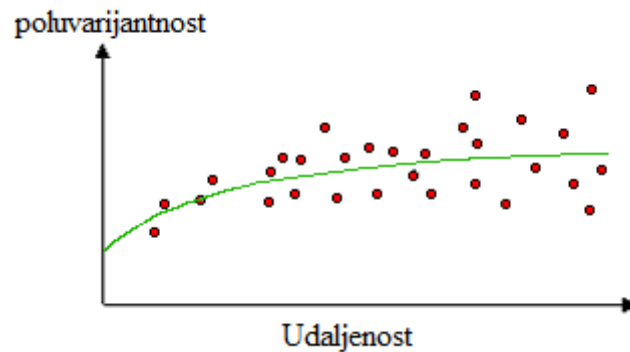
Odabrani model utječe na predviđanje nepoznatih vrijednosti, posebno kada se oblik krivulje u blizini ishodišta značajno razlikuje. Što je strmija krivulja u blizini ishodišta, to će veći utjecaj imati najbliži susjedi na predviđanje. Kao rezultat, izlazna površina bit će manje glatka. Svaki je model dizajniran da preciznije odgovara različitim vrstama pojava.

model pokazuje progresivno smanjenje prostorne autokorelacije (ekvivalentno povećanju poluvarijance) do neke udaljenosti, preko koje je autokorelacija jednaka nuli. Sferni model (Slika 2.) jedan je od najčešće korištenih modela. (ArcGis, 2021.)



Slika 2. Primjer sfernog modela (Izvor: <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/3d-analyst-toolbox/GUID-7FFD90BA-F299-4558-B008-8D8F68A902C3-web.gif>)

Eksponecijalni model primjenjuje se kada prostorna autokorelacija eksponecijalno smanjuje s povećanjem udaljenosti. Ovdje autokorelacija potpuno nestaje samo na beskonačnoj udaljenosti. Eksponecijalni model (Slika 3.) također je često korišten model. Izbor modela koji se koristi temelji se na prostornoj autokorelaciji podataka i na predznanju o fenomenu.

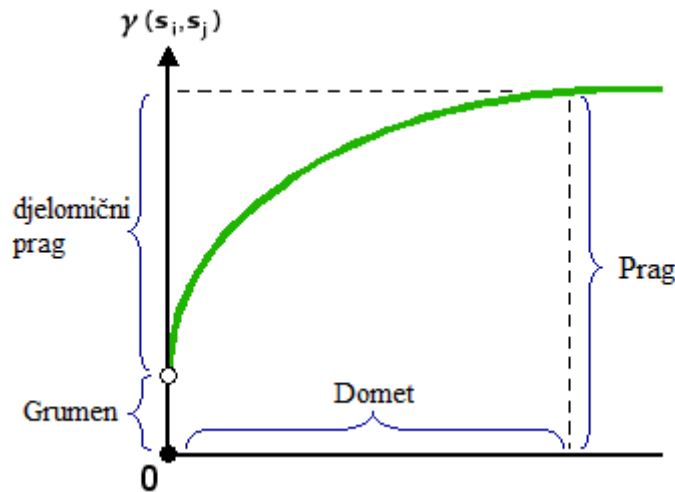


Slika 3. Primjer eksponecijalnog modela (Izvor:

<https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/3d-analyst-toolbox/GUID-9B6E253A-DF25-44AE-91E6-4B31A1643041-web.gif>)

Kao što je prethodno spomenuto, poluvarigram prikazuje prostornu autokorelaciju izmjerenih točaka uzorka. Zbog osnovnog zemljopisnog principa (stvari koje su bliže sličnije su), izmjerene točke koje su bliske obično će imati manju razliku na kvadrat od onih udaljenih. Jednom kad se svaki par lokacija nacrti nakon što je *binned*, kroz njih se uklapa model. Domet, prag i grumen obično se koriste za opisivanje ovih modela. (ArcGis, 2021.)

Model semivariograma se na određenoj udaljenosti izravnavava. Udaljenost na kojoj se model prvo poravnava poznat je kao opseg. Lokacije uzoraka razdvojene udaljenostima bližim od raspona prostorno su automatski korelirane, dok mjesta udaljenija od raspona nisu.



Slika 4. Ilustracija komponenta dometa, praga i grumenka (Izvor:

<https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/3d-analyst-toolbox/GUID-3A710D8C-23EA-4A94-AE8A-9A3D666D458E-web.gif>)

Vrijednost na kojoj model semivariograma doseže raspon (vrijednost na osi y) naziva se prag. Djelomični prag je prag minus grumen. Grumen je opisan u sljedećem odlomku (Slika 4.).

Na nultoj udaljenosti razdvajanja (na primjer, zaostajanje = 0), vrijednost semivariograma je 0. Međutim, na beskrajno maloj razdaljini razdvajanja, semivariogram često pokazuje nugget efekt, što je vrijednost veća od 0. Ako model semivariograma presijeca os y na 2, tada je grumen 2.

Grumen efekt može se pripisati mjernim pogreškama ili prostornim izvorima varijacija na udaljenostima manjim od intervala uzorkovanja (ili oboje). Pogreška mjerenja javlja se zbog pogreške svojstvene mjernim uređajima. Prirodni fenomeni mogu se prostorno razlikovati u rasponu razmjera. Varijacije na mikro skalama manjim od udaljenosti uzorkovanja pojavit će se kao dio grumen efekta. Prije prikupljanja podataka, važno je steći razumijevanje razmjera prostornih varijacija koje vas zanimaju. (ArcGis, 2021.)

### 2.1.6. Izrada predviđanja

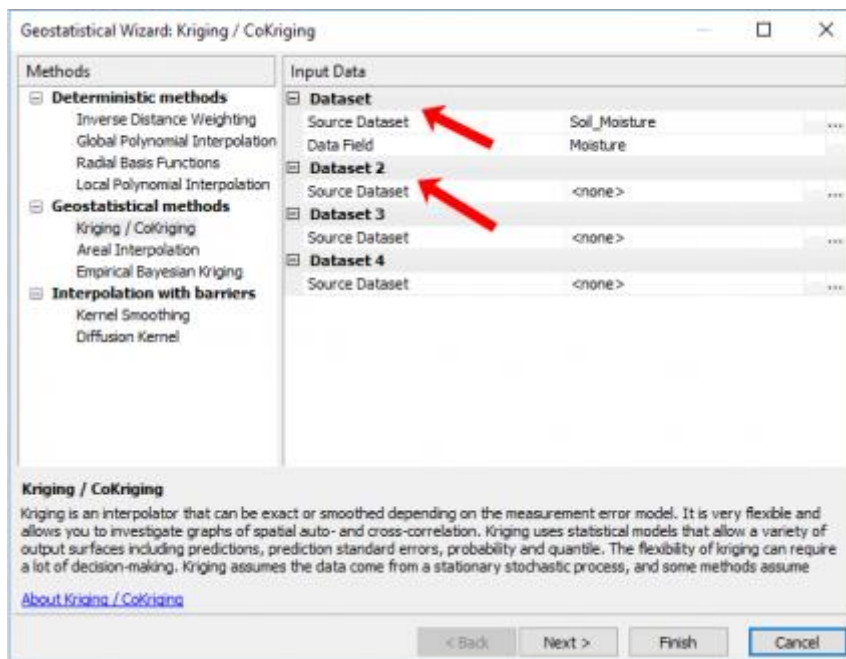
Nakon što se otkrije ovisnost ili autokorelacijas u svojim podacima i završi s prvom upotrebom podataka - koristeći prostorne podatke u podacima za izračunavanje udaljenosti i modeliranje prostorne autokorelacije - može se napraviti predviđanje pomoću ugrađenog modela. Nakon toga se empirijski semivariogram ostavlja po strani.

Podaci se mogu koristiti za predviđanje. Poput IDW interpolacije, kriging oblikuje utege iz okolnih izmjerenih vrijednosti kako bi predvidio neizmjerena mjesta. Kao i kod interpolacije IDW-a, najviše utječu izmjerene vrijednosti najbliže neizmjerenim mjestima. Međutim, utezi kriginga za okolne izmjerene točke sofisticiraniji su od IDW-ovih. IDW koristi jednostavan algoritam zasnovan na udaljenosti, ali kriging utezi potječu iz semivariograma koji je razvijen promatrajući prostornu prirodu podataka. Da bi se stvorila kontinuirana površina fenomena, predviđanja se izrađuju za svako mjesto ili stanična središta u istraživanom području na temelju semivariograma i prostornog rasporeda izmjerenih vrijednosti koje su u blizini. (ArcGis, 2021.)

## 2.2. Primjer kriginga u ArcGis-u

Kada se otvori čarobnjak za geostatistiku, kriging je pod geostatističkim metodama. To je zato što svoju optimalnu površinu predviđanja gradi semivariogramom i može procijeniti mjeru pouzdanosti vjerojatnosti da će to predviđanje biti istinito. Ako se odabere jedan ulaz, to je jednostavno kriging. Dodavanjem druge varijable, to postaje sukrigiranje.

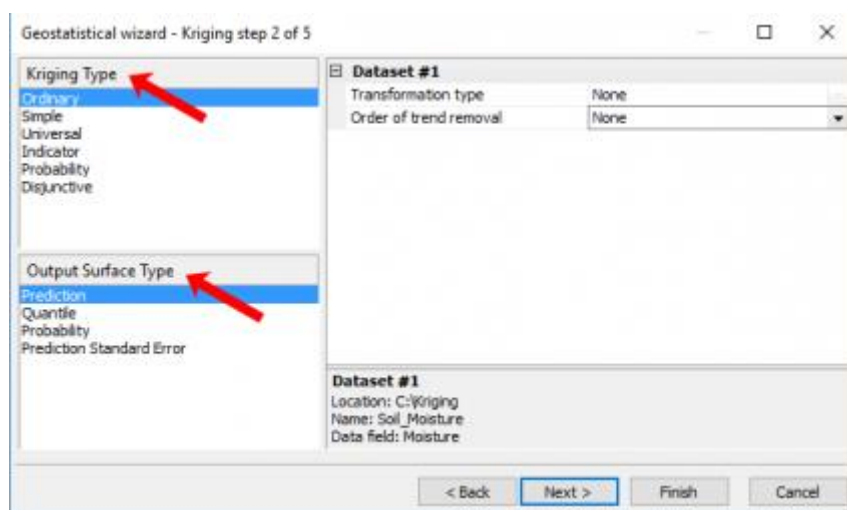
Ukoliko ima dvije ili više varijabli koje su povezane s promjenom oborina u planinskim područjima, tada se može dodati podatke o nadmorskoj visini kao kovarijantu količinama kiše. U tom slučaju predviđanje se može poboljšati sekundarnim informacijama. (GisGeography, 2021.)



Slika 5. Prvi korak kriginga u ArcGisu (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2017/01/geostatistical-wizard.png>)

Pri biranju vrste kriginga u programu uobičajeno krigiranje bilo je zadano u ArcGIS 10.0. Zbog normalne transformacije rezultata, zadani je jednostavan kriging. Jednostavno krigiranje koristi normalnu preobrazbu rezultata pretvarajući podatke u standardnu normalnu distribuciju. Ovo je jedan od bitnih kriterija za izvođenje kriginga. Za osnovne korisnike najbolja opcija je pristup jednostavnom kriging pristupu. Ali postoje i druge složenije vrste kriginga kao što je univerzalni kriging koji kombinira analizu površine trenda (drift) s uobičajenim krigingom obračunavanjem trendova. Zatim indikator kriging koji provodi kroz uobičajeno krigiranje s binarnim podacima (0 i 1) kao što su urbane i urbane stanice. Dok kriging vjerojatnosti koristi binarne podatke (slično krigingu indikatora) i procjenjuje nepoznate točke za niz presjeka.

Na kraju, u ovom koraku se može ručno postaviti vrstu transformacije i uklanjanje trenda. Na primjer, ako se želi promijeniti svoju transformaciju u zapisnik, tada se može izvršiti ovu promjenu. (GisGeography, 2021.)



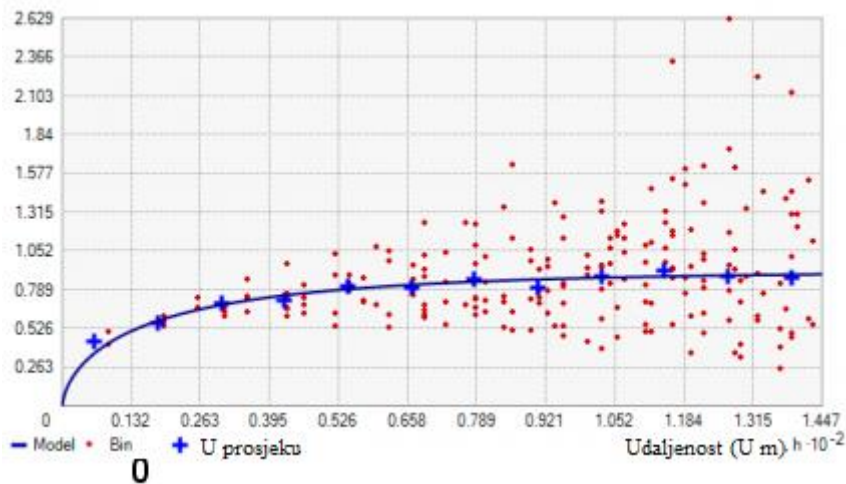
Slika 6. Drugi Korak kriginga u ArcGisu gdje se bira vrsta kriginga (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2017/01/kriging-type-step.png>)

U ovom primjeru se koristi obični kriging u demonstracijske svrhe. Geostatistički čarobnjak generira semivariogram s plavim križevima koji prikazuju prosječnu varijaciju za svaki par točaka. Veličina zaostajanja je veličina klase udaljenosti u koju su grupirani parovi mjesta. Kao osnovno pravilo, veličinu zaostajanja se može pomnožiti s brojem zaostajanja kako bi bila jednaka polovici najveće udaljenosti među svim točkama. Ako se točke ne grupiraju, može se pokrenuti alat "Prosječni najbliži susjed" koji govori o prosječnoj udaljenosti između točaka.



ArcMap je dodao funkcionalnost za optimizaciju svih ovih parametara. Kada se klikne gumb za optimizaciju, pronaći će vrijednost za svaki parametar koja rezultira najmanjom pogreškom srednjeg kvadrata. To bi bilo puno pokušaja i pogrešaka da korisnik testira svaki scenarij. U konačnici, obično je najbolje ići s modelom semivariograma za koji softver misli da je najbolji.

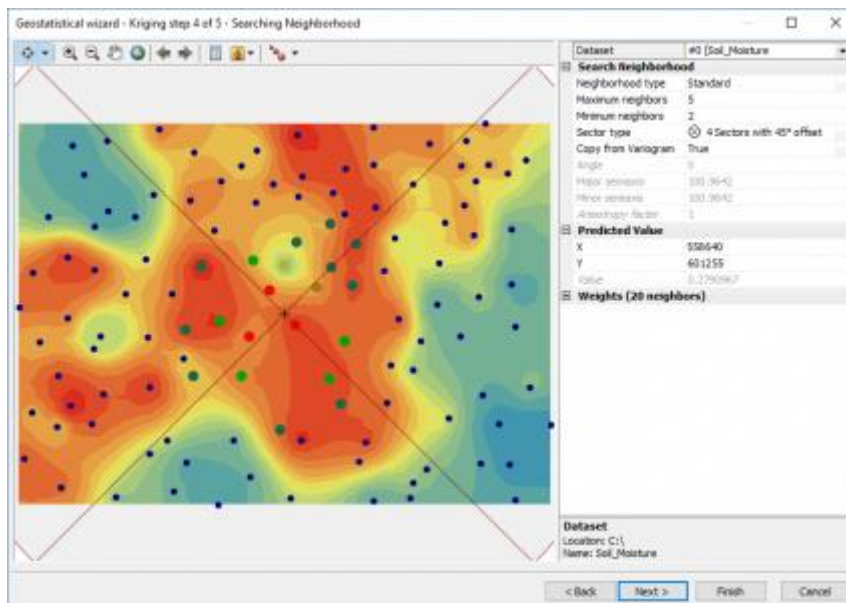
Za naše proučavano područje evo kako izgleda semivariogram:



Slika 7. Semivariogram proučavanog područja (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2016/12/kriging-semi-variogram.png>)

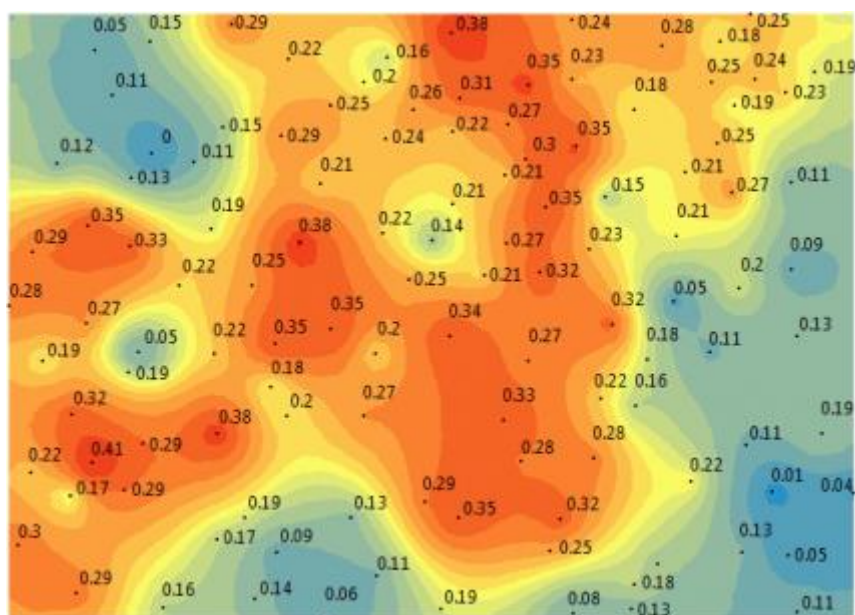
Nakon ugrađenog semivariogramoma, čarobnjak daje površinu za pregled s još više parametara za prilagodbu rezultata. Ono što kriging čini je predvidjeti odgovore na svakom mjestu koristeći ponderirani prosjek s najbližim susjedima. Ali se prvo mora postaviti broj točaka (maksimum i minimum) koji će se koristiti u radijusu pretraživanja.

Ovaj korak neizmjenno utječe na izlaz karte. Ako se promijeni bilo koji od ovih parametara, to stvarno može promijeniti izgled i izgled površine. Ako se odabere jedna od vrsta sektora rezanja, to osigurava da će biti uključene točke za procjenu u svakoj od tih kriški. Budući da ne postoji savršena postavljena formula, ključ je pomicanje i provjeravanje predviđenih vrijednosti kako se smatra da bi izlaz trebao izgledati.



Slika 8. Mapiranje modela (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2017/01/Searching-Neighborhood.png>)

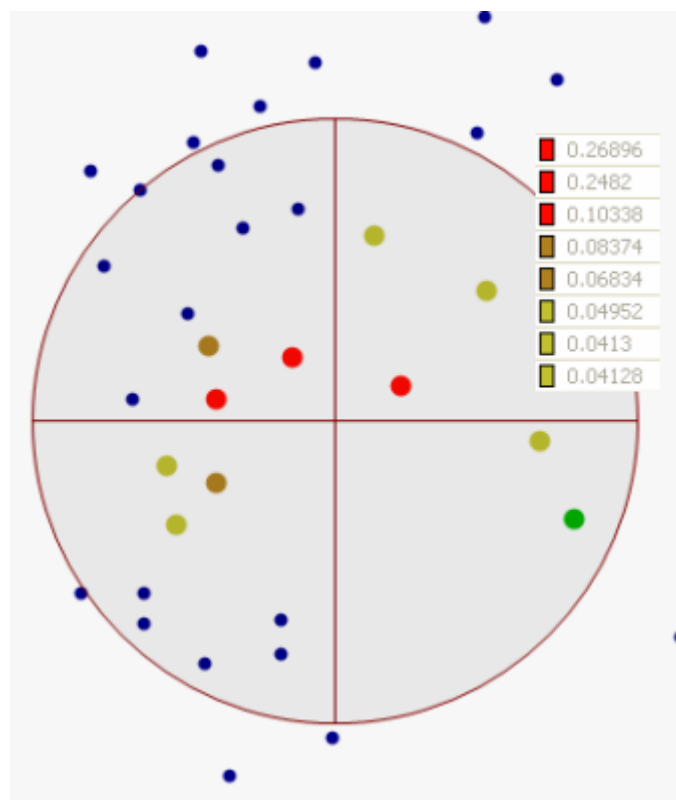
Korak unakrsne provjere za kriging uzima jednu od ulaznih točaka podataka i izbacuje je iz skupa podataka. Koristeći sve preostale točke, pokreće predviđanje natrag na to mjesto. Znajući pravu vrijednost, ovaj postupak koristi sve preostale za predviđanje te vrijednosti. Za unakrsnu provjeru pregledava sve ulazne točke dok ne završi. Zatim kreira ovu sažetu tablicu ostataka uspoređujući stvarne i predviđene vrijednosti modela. (GisGeography, 2021.)



Slika 9. Ova tablica pokazuje koliko je model zapravo robustan. (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2017/01/kriging-results.png>)

### 2.3. Inverzna ponderirana udaljenost (IDW)

Interpolacija ponderirana na udaljenosti (IDW - Inverse distance weighted) izričito pretpostavlja pretpostavku da su stvari koje su bliske jedna drugoj sličnije od onih koje su udaljenije. Da bi predvidio vrijednost za bilo koje neizmjereno mjesto, IDW koristi izmjerene vrijednosti koje okružuju mjesto predviđanja. Izmjerene vrijednosti najbliže mjestu predviđanja imaju veći utjecaj na predviđenu vrijednost od onih dalje. IDW pretpostavlja da svaka izmjerena točka ima lokalni utjecaj koji se smanjuje s udaljenošću. Daje veće težine točkama najbližim mjestu predviđanja, a težine se smanjuju u ovisnosti o udaljenosti (Slika 10.), pa otuda naziv ponderirana inverzna udaljenost. (ArcGIS Pro, 2021.) Ponderi dodijeljeni podatkovnim točkama prikazani su u sljedećem primjeru:

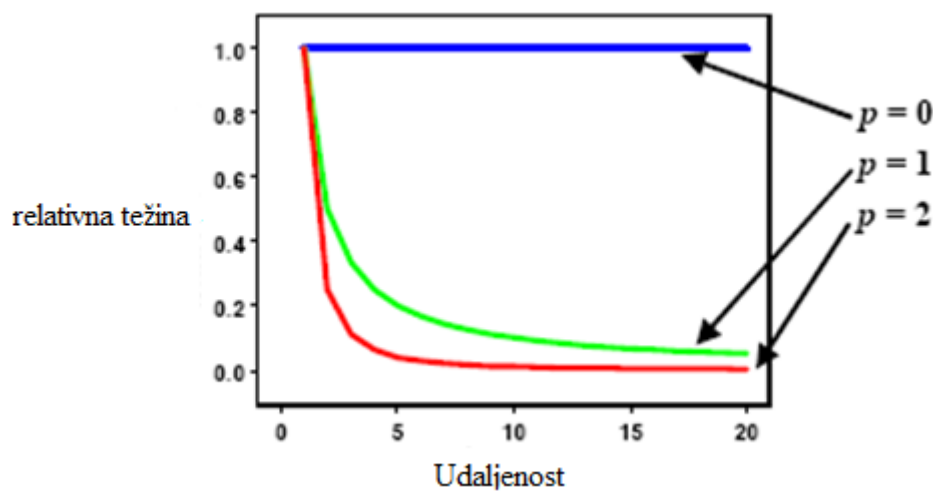


Slika 10. Ilustracija pretraživanja susjednih točaka (Izvor: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/analysis/geostatistical-analyst/GUID-48E0B588-C0AC-4E40-A3D4-A86A9C814100-web.png>)

Prozor težina sadrži popis težina dodijeljenih svakoj podatkovnoj točki koja se koristi za generiranje predviđene vrijednosti na mjestu označenom križom.

### 2.3.1. Funkcija snaga

Kao što je gore spomenuto, ponderi su proporcionalni obrnutoj udaljenosti (između podatkovne točke i mjesta predviđanja) povišene na vrijednost snage  $p$ . Kao rezultat toga, kako se udaljenost povećava, težine se brzo smanjuju. Stopa smanjenja pondera ovisi o vrijednosti  $p$ . Ako je  $p = 0$ , nema smanjenja s udaljenošću (Slika 11.), a budući da je svaki uteg  $\lambda_i$  jednak, predviđanje će biti srednja vrijednost svih vrijednosti podataka u susjedstvu pretraživanja. Kako se  $p$  povećava, ponderi za udaljene točke brzo se smanjuju. Ako je vrijednost  $p$  vrlo visoka, samo će neposredne okolne točke utjecati na predviđanje. (ArcGIS Pro, 2021.)



Slika 11. Ilustracija smanjenja težine udaljenošću (Izvor: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/analysis/geostatistical-analyst/GUID-13855C19-DBC6-43C6-9DE6-A7C8DA055131-web.png>)

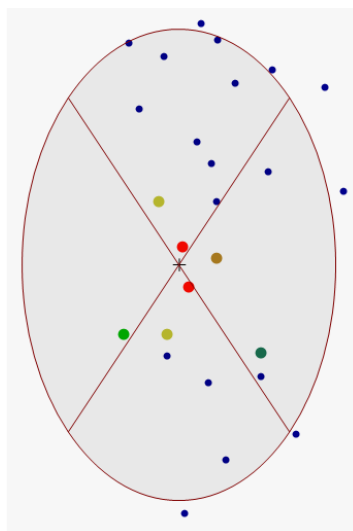
Geostatistički analitičar koristi vrijednosti snage veće ili jednake 1. Kada je  $p = 2$ , metoda je poznata kao ponderirana interpolacija na inverzni razmak. Zadana vrijednost je  $p = 2$ , iako ne postoji teoretsko opravdanje da se ova vrijednost daje prednost drugima, a učinak promjene  $p$  treba istražiti pregledom rezultata i ispitivanjem statistike unakrsne provjere.

### 2.3.2. Pretraživanje susjednih točaka

Budući da su stvari koje su bliske jedna drugoj slične onima koje su udaljenije, kako se mjesta sve više udaljavaju, izmjerene vrijednosti neće imati velike veze s vrijednošću mjesta predviđanja. Da bi se ubrzali izračuni, mogu se izuzeti udaljenije točke koje će imati malo utjecaja na predviđanje. Kao rezultat toga, uobičajena je praksa ograničavati broj izmjerenih

vrijednosti određivanjem susjedstva pretraživanja. Oblik susjedstva ograničava koliko daleko i gdje treba tražiti izmjerene vrijednosti koje će se koristiti u predviđanju. Ostali parametri susjedstva ograničavaju mjesta koja će se koristiti unutar tog oblika.

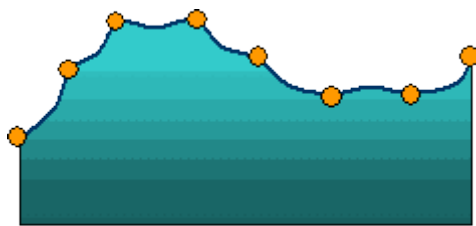
Na oblik susjedstva utječu ulazni podaci i površina koju se pokušava stvoriti. Ako u podacima nema utjecaja na smjer, mora se razmotriti točke podjednako u svim smjerovima. Da bi se to učinilo, kvart za pretraživanje definirat će se kao krug. Međutim, ako u podacima postoji smjerni utjecaj, poput prevladavajućeg vjetra, možda bi se trebalo prilagoditi promjenom oblika susjedstva pretraživanja u elipsu s glavnom osi paralelnom s vjetrom. Prilagodba za ovaj smjerni utjecaj opravdana je jer se zna da će mjesta uz vjetar s mjesta predviđanja biti sličnija na udaljenim udaljenostima od mjesta koja su okomita na vjetar, ali smještena bliže mjestu predviđanja. (ArcGIS Pro, 2021.) Nakon što se navede oblik susjedstva, može se ograničiti koja se mjesta podataka unutar oblika trebaju koristiti. Može se definirati maksimalan i najmanji broj lokacija koje će se koristiti, a susjedstvo se može podijeliti u sektore. Ako se susjedstvo podijeli na sektore (Slika 12.), maksimalna i minimalna ograničenja primijenit će se na svaki sektor. Točke istaknute u prikazu podataka prikazuju mjesta i težine koje će se koristiti za predviđanje mjesta u središtu elipse (mjesto presjeka). Pretraživanje Susjedstva ograničeno je na unutrašnjost elipse. U dolje prikazanom primjeru, dvije crvene točke dobit će ponder više od 10 posto. U istočnom sektoru, jedan bod (smeđi) dobit će ponder između 5 i 10 posto. Ostatak točaka u susjedstvu pretraživanja dobit će manje težine. (ArcGIS Pro, 2021.)



Slika 12. Primjer pondera za susjedski sektor (Izvor: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/analysis/geostatistical-analyst/GUID-C821715E-F522-4352-833C-D6D4F17C6C2D-web.png> )

### 2.3.3. Slučajevi pogodnosti korištenja IDW

Površina izračunata pomoću IDW-a ovisi o odabiru vrijednosti snage ( $p$ ) i strategiji pretraživanja susjedstva. IDW je točan interpolator, gdje se maksimalne i minimalne vrijednosti (vidi dijagram dolje) na interpoliranoj površini mogu pojaviti samo na mjestima uzorka. Izlazna površina osjetljiva je na nakupine i prisutnost odstupanja. IDW pretpostavlja da je fenomen koji se modelira potaknut lokalnom varijacijom, koja se može uhvatiti (modelirati) definiranjem odgovarajućeg susjedstva za pretraživanje (Slika 13.). Budući da IDW ne pruža standardne pogreške predviđanja, opravdanje upotrebe ovog modela može biti problematično. (ArcGIS Pro, 2021.)

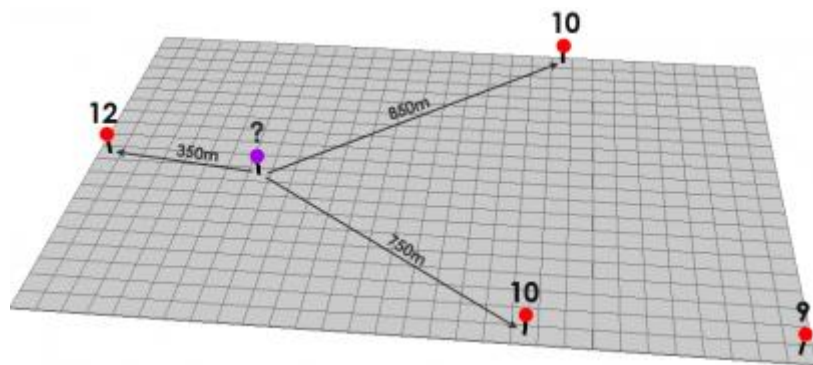


Slika 13. Primjer IDW profila (Izvor: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/analysis/geostatistical-analyst/GUID-EA2E0EEF-D84E-4856-963E-73AB99DBE58B-web.gif>)

### 2.3.4. Interpolacija ponderiranja IDW

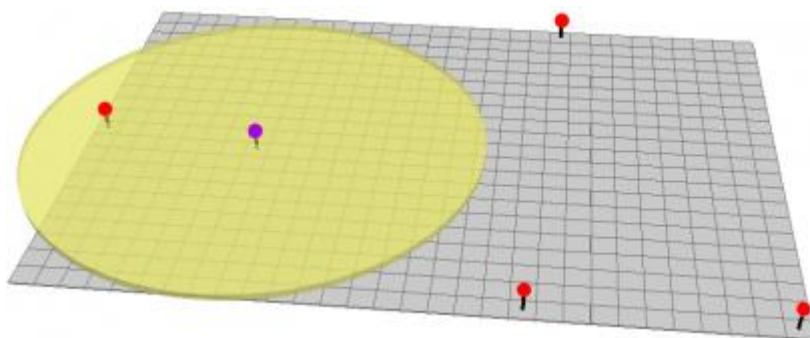
Bez obzira želi li se procijeniti količinu kiše ili nadmorsku visinu na određenim područjima, vjerojatno se želi naučiti o različitim metodama interpolacije poput ponderirane inverzne udaljenosti. Da bi se to učinilo, započinje se s poznatim vrijednostima, a nepoznate točke procjenjuju se interpolacijom. Interpolacija ponderiranja inverzne udaljenosti (IDW) matematička je (deterministička) pod pretpostavkom da su bliže vrijednosti s njezinom funkcijom više povezane nego daljnje vrijednosti. Iako je dobro ako su podaci gusti i ravnomjerno raspoređeni, pogledajmo kako IDW funkcionira i gdje najbolje funkcioniraju. Bliske točke sličnije su nego daleke, buka je glasnija bliže sireni nego dalje, a kada pada kiša, vjerojatnije je da će kiša pasti 1 metar u odnosu na 500 metara dalje. To su primjeri prostorne autokorelacije ili Toblerov prvi zakon geografije. Prostorna autokorelacija temeljna je pretpostavka ponderiranja inverzne udaljenosti. U donjem primjeru crvene točke imaju poznate vrijednosti nadmorske visine. Ostale će točke biti interpolirane (Slika 14.). Ako se želi izmjeriti ljubičastu točku, interpolaciju se može postaviti tako da uzima fiksni ili promjenjivi broj točaka.

U ovom primjeru koristi fiksni broj točaka od 3 i koristi tri najbliže točke. (GisGeography, 2021.)



Slika 14. Točke interpolacije (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2016/05/IDW-3Points.png>)

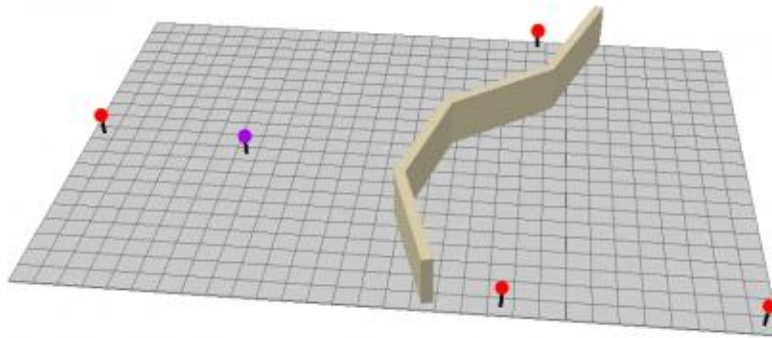
Može se vidjeti kako je IDW vrlo fleksibilna metoda prostorne interpolacije. Interpolaciju IDW-a se može postaviti na različite načine. Navede se radijus pretraživanja i interpolacija će koristiti samo broj poznatih točaka unutar zadanog radijusa pretraživanja. (Slika 15.)



Slika 15. Postavljanje radijusa (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2016/05/IDW-Buffer.png>)

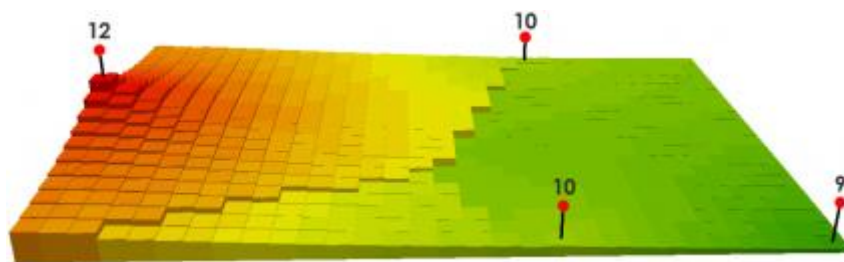
Drugi razlog zašto je interpolacija IDW-a toliko fleksibilna jest taj što se mogu postaviti prepreke. Ako u visinskom profilu postoje grebeni ili barijere protiv buke - to su primjereni primjeri za upotrebu barijere (Slika 16.). Ova polilinijska barijera sprečava je da traži ulazne točke uzorka. (GisGeography, 2021.)



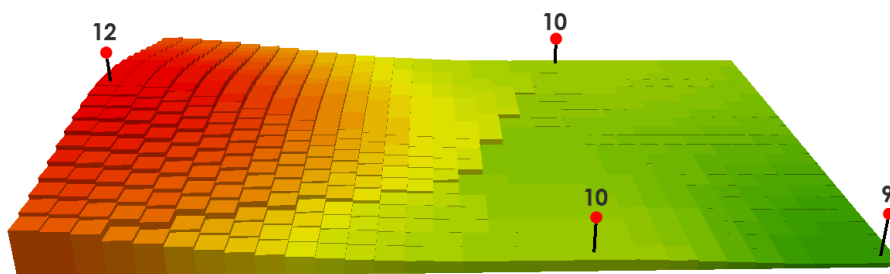


Slika 16. Upotreba barijera (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2016/05/IDW-Barrier.png>)

Kada se zna postaviti udaljenost pretraživanja, odabirom broja točaka i upotrebom zapreka, vrijeme je da se sazna više o postavkama snage u IDW-u. To je najbolje ilustrirano primjerom. Interpolirane točke procjenjuju se na temelju njihove udaljenosti od poznatih vrijednosti stanica. Na bodove koji su bliži poznatim vrijednostima više će utjecati nego na udaljenije točke (Slika 17. i 18.).



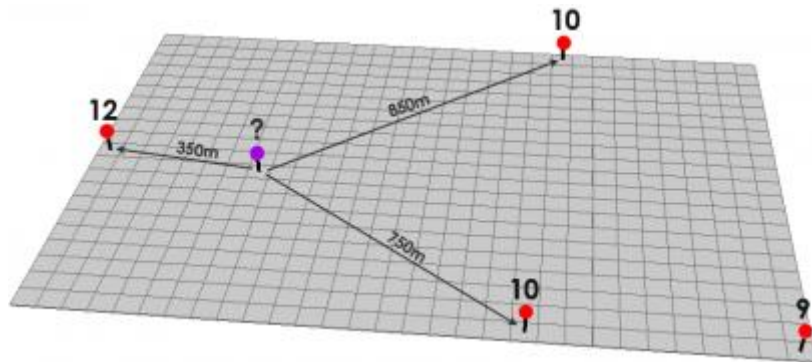
Slika 17. Snaga 1 izravnavava interpoliranu površinu. (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2016/05/IDW-Power1-Surface.png>)



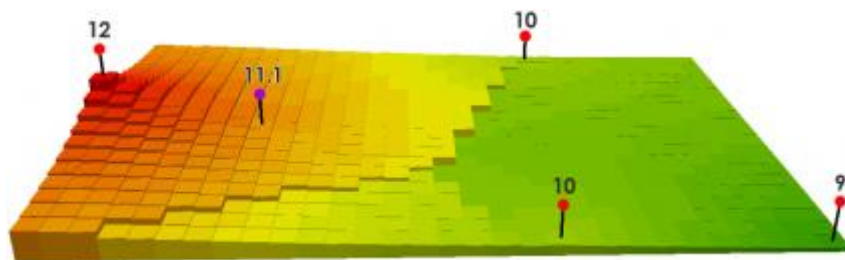
Slika 18. Snaga 2 povećava ukupni utjecaj koji ima od poznatih vrijednosti. (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2016/05/IDW-Power2-Surface.png>)



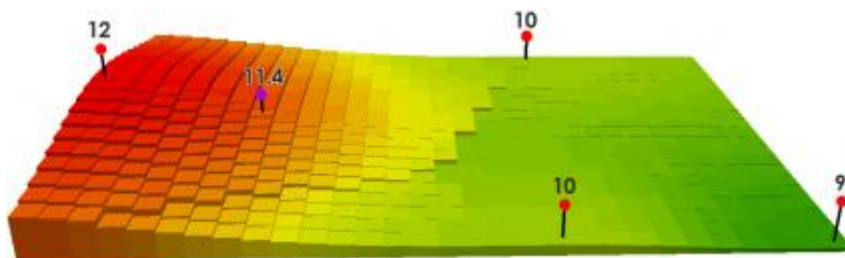
Može se vidjeti kako su vrhovi i vrijednosti više lokalizirani i nisu prosječeni toliko koliko je snaga 1. (GisGeography, 2021.) Matematika iza ponderiranja inverzne udaljenosti govori da se IDW matematikom nema čega bojati. Udaljenost pretraživanja ili broj najbližih točaka određuje koliko će se točaka koristiti. (GisGeography, 2021.). U ovom primjeru koriste se 3 najbliže točke (Slika 19., 20., 21.):



Slika 19. Najbliže tri točke (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2016/05/IDW-3Points.png>)



Slika 20. Za snagu od 1 (Izvor: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2016/05/IDW-Power1.png>)



Slika 21. Za snagu od 2 (<https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2016/05/IDW-Power2.png>)

Izračun je prodene korištenjem formule:

$$z_p = \frac{\sum_{i=1}^n \left( \frac{z_i}{d_i^p} \right)}{\sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{d_i^p} \right)}$$

Oznaka sigma jednostavno znači da se dodaje bilo koji broj točaka koje će biti interpolirane. Ovdje se jednostavno zbrajaju vrijednosti nadmorske visine u svakoj točki za udaljenost. Manji broj u nazivniku (veća udaljenost) manje utječe na interpoliranu (xp) vrijednost. Također nikada neće imati vrijednosti iznad ili ispod maksimalnih i minimalnih poznatih vrijednosti ... Stoga se bolje nadati da će imati najviše ili najniže bodove u uzorcima točaka! (GisGeography, 2021.)

#### 2.4. Spline

Alat Spline koristi interpolacijsku metodu koja procjenjuje vrijednosti pomoću matematičke funkcije koja minimizira ukupnu površinsku zakrivljenost, što rezultira glatkom površinom koja prolazi točno kroz ulazne točke. Konceptualno, točke uzorka istiskuju se do visine njihove veličine. Spline savija list gume koji prolazi kroz ulazne točke, a minimizira ukupnu zakrivljenost površine. Uklapa matematičku funkciju u određeni broj najbližih ulaznih točaka dok prolazi kroz točke uzorka. Ova metoda je najbolja za generiranje blago promjenjivih površina kao što su nadmorska visina, visina vodostaja ili koncentracija zagađenja.

Osnovni oblik interpolacije spline minimalne zakrivljenosti nameće sljedeća dva uvjeta interpolantu, a to su da površina mora točno proći kroz podatkovne točke i da površina mora imati minimalnu zakrivljenost. Kumulativni zbroj kvadrata drugih izvedenih članova površine zauzetih za svaku točku na površini mora biti minimalan. Osnovna tehnika minimalne zakrivljenosti naziva se i interpolacija tankih ploča. Osigurava glatku (kontinuiranu i diferencijabilnu) površinu, zajedno s kontinuiranim površinama prvog derivata. U blizini točaka podataka mogu se dogoditi brze promjene gradijenta ili nagiba (prvi derivat); stoga ovaj model nije prikladan za procjenu drugog derivata (zakrivljenosti).

Postoje dvije vrste zavoja: Regularizirano i Napeto. Regularizirani tip stvara glatku površinu koja se postupno mijenja s vrijednostima koje mogu ležati izvan raspona podataka uzorka. Tip Tension kontrolira krutost površine prema karakteru modeliranog fenomena. Stvara manje

glatku površinu s vrijednostima bliže ograničenim rasponom podataka uzorka. (ArcGIS Pro, 2021.)

Regulirani tip splina ili opcija Regularized modificira kriterije minimizacije pa su pojmovi treće izvedenice ugrađeni u kriterije minimizacije. Parametar *Weight* određuje težinu pridruženu pojmovima treće izvedenice tijekom minimizacije, u literaturi nazvanoj  $\tau$  (tau). Veće vrijednosti ovog pojma vode do glatkijih površina. Prikladne su vrijednosti između 0 i 0,5. Korištenjem ove opcije osigurava se glatka površina zajedno s glatkim površinama prvog derivata. Ova je tehnika korisna ako treba izračunati drugi izvod interpolirane površine. (ArcGIS Pro, 2021.)

Tip zateznog splina ili opcija zatezanja modificira kriterije minimizacije tako da su pojmovi prvog derivata ugrađeni u kriterije minimizacije. Parametar *Weight* (težina) određuje težinu povezanu s pojmovima prvog derivata tijekom minimiziranja, a u literaturi se naziva  $\Phi$  (phi). Težina nula rezultira osnovnom interpolacijom splinea tankih ploča. Korištenje veće vrijednosti težine smanjuje krutost ploče, a u granicama kako se phi približava beskonačnosti, površina približno odgovara obliku membrane ili gumenih limova koji prolaze kroz točke. Interpolirana površina je glatka. Prvi derivati su kontinuirani, ali nisu glatki.

Daljnja kontrola izlazne površine ostvaruje se kroz dva dodatna parametra: težinu i broj bodova. Za metodu reguliranog splina parametar težine ili *Weight* definira težinu trećih derivata površine u izrazu minimizacije zakrivljenosti. Što je veća težina, izlazna površina je glađa. Vrijednosti unesene za ovaj parametar moraju biti jednake ili veće od nule. Tipične vrijednosti koje se mogu koristiti su 0, 0,001, 0,01, 0,1 i 0,5. Za metodu zateznog zavoja parametar *Weight* definira težinu napetosti. Što je veća težina, izlazna površina je grublja. Unesene vrijednosti moraju biti jednake ili veće od nule. Tipične vrijednosti su 0, 1, 5 i 10.

Parametar broja točaka radi na način da broj točaka identificira broj točaka korištenih u izračunu svake interpolirane ćelije. Što se više ulaznih točaka navede, udaljene točke više utječu na svaku ćeliju i izlazna površina je glađa. Što je veći broj točaka, dulje je potrebno za obradu izlaznog rastera. (ArcGIS Pro, 2021.)

Algoritam korišten za alat Spline koristi sljedeću formulu za površinu

$$s(x, y) = T(x, y) + \sum_{j=1}^n \lambda_j R(r_j)$$

gdje je:  $j = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  je broj točaka,  $\lambda_j$  je broj koeficijenata pronađenih rješenjem sustava linearnih jednadžbi,  $r_j$  je udaljenost između točke  $(x,y)$  to  $j$  točke,  $T(x,y)$  i  $R(r)$  su definirane različito, ovisno o odabranoj opciji.

Za računske svrhe, cijeli prostor izlaznog rastera podijeljen je na blokove ili regije jednake veličine. Broj područja u smjerovima  $x$  i  $y$  jednak je  $i$  pravokutnog je oblika. Broj regija određuje se dijeljenjem ukupnog broja bodova u skupu podataka ulazne točke s vrijednošću navedenom za broj bodova. Za podatke koji su manje ravnomjerno raspoređeni, regije mogu sadržavati značajno različit broj bodova, pri čemu je vrijednost broja bodova samo okvirni prosjek. Ako je u bilo kojoj regiji broj bodova manji od osam, regija se širi sve dok ne sadrži najmanje osam bodova. Regionalna prerada izlaza, za računske svrhe, cijeli prostor izlaznog rastera podijeljen je na blokove ili regije jednake veličine. Broj područja u smjerovima  $x$  i  $y$  jednak je  $i$  pravokutnog je oblika. Broj regija određuje se dijeljenjem ukupnog broja bodova u skupu podataka ulazne točke s vrijednošću navedenom za broj bodova. Za podatke koji su manje ravnomjerno raspoređeni, regije mogu sadržavati značajno različit broj bodova, pri čemu je vrijednost broja bodova samo okvirni prosjek. Ako je u bilo kojoj regiji broj bodova manji od osam, regija se širi sve dok ne sadrži najmanje osam bodova. (ArcGIS Pro, 2021.)

### **3. PRIMJENA METODA PROSTORNE INTERPOLACIJE U POLJOPRIVREDI I ZAŠTITI OKOLIŠA**

#### **3.1. Točnost predviđanja odabrane metode prostorne interpolacije za teksturu tla na poljoprivrednom polju**

Mjesto istraživanja i uzorkovanje tla provedeno je na četiri poljoprivredna polja koja su ispitana u razdoblju 2009. - 2011. Dva polja (D2 i D5) nalazila su se u sjevernoj Poljskoj, a druga dva (O3a i O5c) nalazila su se u središnjoj Poljskoj. Prikupljeni su neometani uzorci tla, a jedan složeni uzorak tla sastojao se od tri cilindra od 100 cm<sup>3</sup> koji su prikupljeni na dubini od 15-20 cm, a zatim podvrgnuti kemijskim i fizikalnim analizama, uključujući ST analizu. Korišten je stratificirani dizajn uzorkovanja, a mjesta uzorkovanja za ovu studiju dizajnirana su pomoću podataka zemljovida s karata u mjerilu 1: 5000 i zračnih fotografija iz arhiva.

Mjesta za uzimanje uzoraka uspostavljena su na područjima koja su tipična za okolno područje. Mjesta za uzimanje uzoraka nazvana su 'centroidi' jer predstavljaju geografsko središte uzoraka transekata. Postotak udjela pijeska (0,05-2,00 mm), mulja (0,002-0,05 mm) i gline (<0,002 mm) izmjeren je zrakoplovnim metodom Casagrande koju je izmijenio Prószyński (PN-R-4033). Privedna električna vodljivost (mS / m) tretirana je kao kovarijat i izmjerena je pomoću EM 38 (Geonics®) u vodoravnom ( $EC_{aH}$ ) ili vertikalnom ( $EC_{aV}$ ) dipolnom načinu na dubini od približno 0,75 m, odnosno 1,5 m. (Gozdowski i sur. 2015.)

Prevladavajuća ST klasa za dva ispitivana polja smještena u sjevernoj Poljskoj bila je pjeskovita ilovača, a dva polja u središnjoj Poljskoj bila su ilovasti pijesak (tablica 1). Najveća prostorna varijabilnost frakcija ST (pijesak, mulj i glina) zabilježena je na polju D5, gdje su čak i susjedni uzorci tla često imali značajno različit sadržaj frakcija ST. Iz tog razloga, prostorni Moranov koeficijent autokorelacije I polja za polje D5 bio je blizu nule za sve tri frakcije tla (Tablica 2). Ostale vrste prostorne varijabilnosti frakcija ST uočene su za polja D2 i O3a, gdje je primijećena snažna prostorna autokorelacija za sadržaj pijeska i mulja. Prostorna autokorelacija bila je pozitivna, što znači da su za susjedna mjesta uzorkovanja ove dvije ST frakcije povezane. Iznimka su bila neka vrlo bliska mjesta uzorkovanja za polje O3a koja su imala vrlo velike razlike između sadržaja mulja, što je prikazano na eksperimentalnom variogramu (slika 22). Samo je sadržaj gline imao slabu prostornu ovisnost, vjerojatno zato što je pronađen relativno mali sadržaj gline. (Gozdowski i sur. 2015.)

Jača pozitivna prostorna autokorelacija omogućuje bolju učinkovitost predviđanja svojstava tla tijekom postupaka prostorne interpolacije

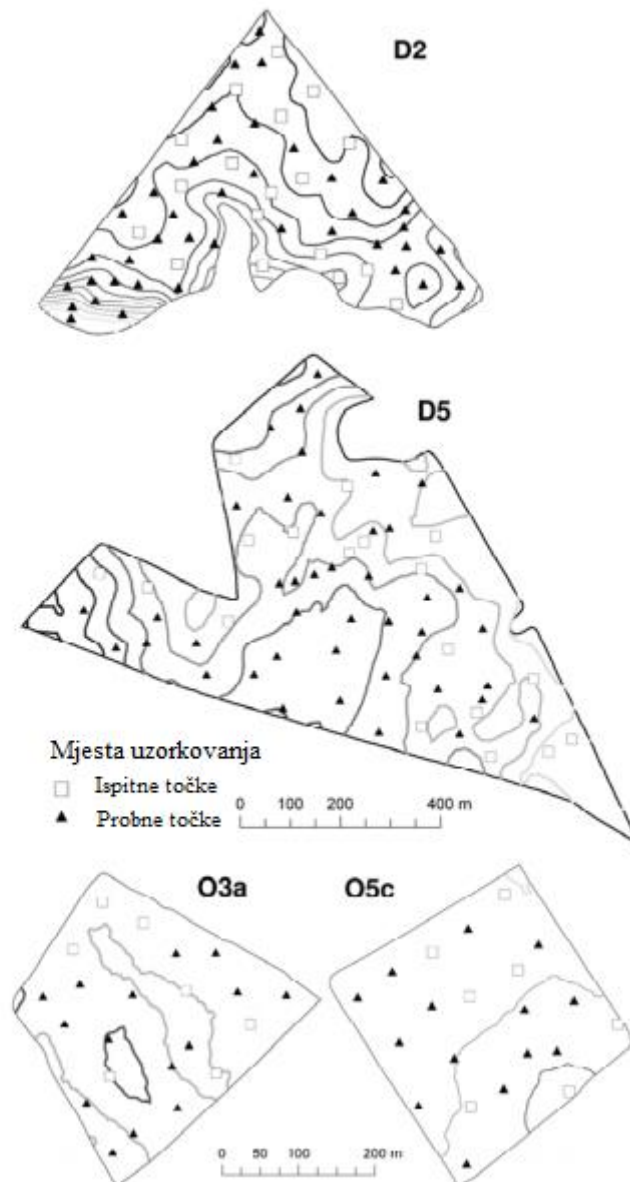
Tablica 1. Karakteristike ispitanih polja (Gozdowski i sur. 2015.)

Ime polja	D2	D5	O3a	05c
Lokacija	Sjeverna Poljska	Pomeranija	Središnja Poljska	Mazovija
Područje	21.9 ha	45 ha	10.5 ha	10.4 ha
Geo. Koordinate	54°31'13"N 17°18'33"E	54°32'18"N 17°17'55"E	52°4'54"N 21°8'32"E	52°4'44"N 21°8'9"E
Visina	48 – 61 m	62 – 70 m	89 – 91 m	102 – 105 m
Datum prikupljanja uzoraka tla	Rujan 2009	Ožujak 2011	Studeni 2009	Listopad 2009
prevladavajući tip tla	distrični kambisoli	distrični kambisoli	distrični arenozoli, phaeozemske	Albeluvisoli, luvisoli
prevladavajuća tekstura tla	pjeskovita ilovača	pjeskovita ilovača	ilovasti pijesak	ilovasti pijesak
Raspon sadržaja (%)				
Pijesak	59 – 83	56 – 81	66 – 89	74 – 90
mulj	13 – 32	15 – 36	9 – 29	9 – 22
glina	3 - 11	4 - 12	0 - 5	0 – 6
broj mjesta uzorkovanja	58	60	22	21
broj uzoraka tla na mjestima za vježbanje i ispitivanje	40/18	42/18	15/7	14/7

Za polje D5, vrijednosti RMSE (engl. *Root mean square error*) bile su mnogo veće u odnosu na ostala tri polja zbog nedostatka prostorne ovisnosti. Raspon ST frakcija utjecao je na RMSE vrijednosti, kao što pokazuje sadržaj pijeska; najviši raspon karakterizirao je najniži RMSE, a sadržaj gline slijedio je suprotan trend. Usporedbe vrijednosti RMSE za četiri ispitivane metode interpolacije pomoću dvije metode provjere valjanosti dale su slične rezultate. Za gotovo sva polja i svaku od ST frakcija, najmanji RMSE postignut je korištenjem uobičajenog kokrigiranja u kojem su  $EC_{aH}$  i  $EC_{aV}$  tretirani kao kovarijante. Za LOOCV metodu točnost predviđanja izražena kao RMSE bila je približno 0,3-0,5% niža za pijesak i glinu, što znači da je RMSE bio relativno c.a. 10% niže.

U slučaju sadržaja gline u tlu, RMSE je bio približno 0,1% niži za kopiranje u usporedbi s ostale tri metode interpolacije. Rezultati validacije na temelju testnog skupa točaka u kojima je približno 30% točaka bilo nasumično odabrano iz svih točaka uzorkovanja bili su prilično slični rezultatima na temelju LOOCV-a relativna RMSE vrijednost bila je približno 10% niža u odnosu

na druge metode interpolacije. Ovaj rezultat ukazuje da su pomoćne informacije o električnoj vodljivosti tla ( $EC_{aH}$  i  $EC_{aV}$ ) korisne za predviđanja za sve frakcije ST. (Gozdowski i sur. 2015.)



Slika 22. Karte četiri ispitivana polja (D2, D5, O3a i O5c) s mjestima uzorkovanja podijeljenim u trening i ispitne setove i izohipse postavljene na 1 m nadmorske visine.

(Izvor: Gozdowski i sur. 2015.)

Razlike u pogledu RMSE vrijednosti za ostale tri tehnike interpolacije, IDW, RBF i OK, bile su vrlo male. Budući da su postojale slične RMSE vrijednosti za sve ispitivane tehnike interpolacije, što ukazuje da je najbolja metoda interpolacije koja nije koristila kovarijante bila teška. RBF je bio nešto precizniji za predviđanja sadržaja pijeska u odnosu na IDW i OK, dok je IDW bio nešto precizniji za procjene sadržaja gline. Međutim, relativne razlike između

RMSE vrijednosti za ove tri metode nisu veće od 6%, s prosjekom od 3-4% i nedostatkom dosljednosti utvrđenim za sva polja.

Tablica 2. Parametri variograma i prostorne autokorelacije za frakcije tla (Gozdowski i sur. 2015.)

	D2	D5	O3a	O5a
Pijesak (%)				
Efekt grumena	11.7	17.5	18.0	2.9
djelomični prag	30.0	8.2	13.3	17.7
Domet (m)	592	212	209	283
Moranova <i>I</i>	0.61*	-0.06	0.58*	0.39*
Mulj (%)				
Efekt grumena	6.6	8.2	12.2	4.1
djelomični prag	20.7	8.6	10.4	11.2
Domet (m)	560	191	195	308
Moranova <i>I</i>	0.64*	0.07	0.48*	0.26
Glina (%)				
Efekt grumena	2.6	0.9	0.0	2.9
djelomični prag	0.9	3.3	2.5	0.0
Domet (m)	699	41	136	352
Moranova <i>I</i>	0.27*	-0.12	0.29	-0.07

Razlike u točnosti predviđanja vrijednosti teksture tla između tehnika interpolacije (težina inverzne udaljenosti, radijalna osnovna funkcija i obično kriging) koje ne koriste pomoćne podatke bile su vrlo male; stoga je odabir najboljeg interpolatora od gore navedenih metoda bio nemoguć.

Sve frakcije teksture tla predviđene su sa sličnom točnošću pomoću ove tri metode interpolacije, ali ovi rezultati pokazuju da je uobičajeno kokrigiranje dalo višu razinu točnosti predviđanja za sve frakcije teksture tla u usporedbi s težinom inverzne udaljenosti, radijalnom baznom funkcijom i uobičajenim metodama interpolacije kriginga. Pomoćni podaci kao što je prividna električna vodljivost tla smanjili su srednje vrijednosti kvadratnih vrijednosti osnovnog korijena za sve sadržaje čestica tla mapirane na ljestvici polja farme, a takve podatke treba koristiti ako su dostupni. To znači da snažno korelirana varijabla koja se može izmjeriti pri visokoj prostornoj rezoluciji značajno poboljšava prostorno predviđanje teksture tla kada se koristi kao kovarijata u interkripciji kokrigiranja. To je vrlo važno jer je moguće ograničiti broj laboratorijskih analiza uzoraka tla zbog teksture tla. (Gozdowski i sur. 2015.)

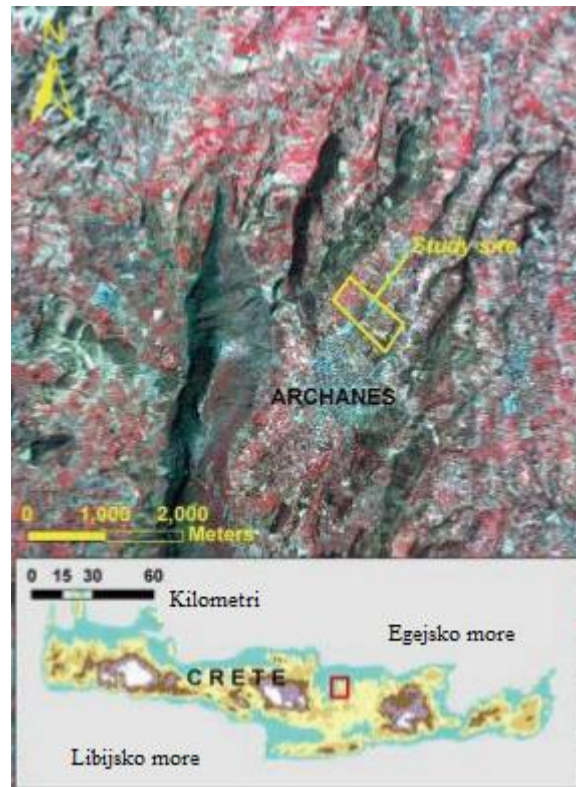


### **3.2. Procjena tehnika prostorne interpolacije za mapiranje poljoprivrednih svojstava gornjeg sloja tla na Kreti**

Glavni cilj ovog istraživanja bio je procijeniti pouzdanost karata svojstava gornjeg sloja tla u mediteranskom poljoprivrednom sustavu stvorenom Kriging, IDW i RBF tehnikama interpolacije. Specifični ciljevi bili su:

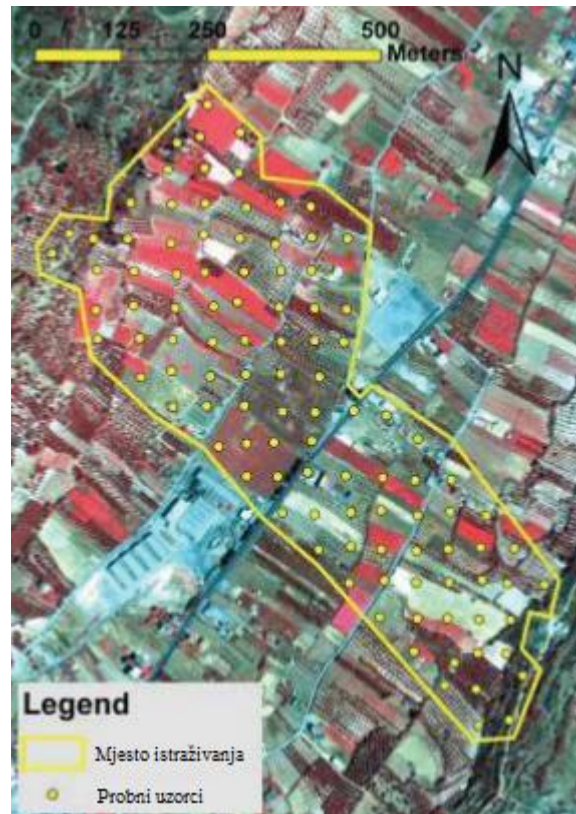
- izraditi mape svojstava gornjeg sloja tla i preciznije sadržaja gline, organske tvari, ukupne CaCO<sub>3</sub>, električne vodljivosti i sadržaja Fe, na temelju mreže uzorkovanja od 50 × 50 m<sup>2</sup>,
- za procjenu točnosti i učinkovitosti zemljopisnih karata izrađenih metodama interpolacije Kriging, IDW i RBF,
- predložiti najprikladniju tehniku (ako postoji) za ispitivanja svojstva gornjeg sloja tla na određenom mjestu,
- ispitati izvore nesigurnosti u određenom krajoliku.

Kao mjesto ispitivanja odabrano je poljoprivredno područje u blizini grada Archanes i, točnije, dijela Kampos valleya, smještenog 13 km južno od grada Herakliona na otoku Kreti (Grčka). Krajolik Archanesa je poluplaninski; male doline okružene su strmim brežuljcima, dok na zapadu dominira planina Giouchtas (visoka 811 m; duga 3,5 km). Klima Archanesa tipična je mediteranska, koju karakteriziraju blage zime i suha ljeta. Sedamdeset posto stanovnika Archanesa su poljoprivrednici, dok je 2.000 ha (2/3 ukupne površine općine) posvećeno poljoprivredi (Slika 23). Dvije glavne kulture u Archanes-u su masline i vinova loza. Obje su biljke visoke vrijednosti, njihov uzgoj datira iz doba minojske civilizacije. Poljoprivredno okruženje Archanes-a posebno je heterogeno, zbog činjenice da je srednja veličina polja mala (0,65 ha), imaju dugačke i nepravilne oblike, reljef je prilično neprimjeren i mali prirodni dijelovi zemljišta ometaju obrađene zone. Pristup poljima nije uvijek lak. Trenutno je samo nekoliko polja pod dobrim nadzorom poljoprivrede kroz agroekološke mjere. Studijsko područje u dolini Kampos pokriveno je uglavnom vinogradima, dok su nasadi maslina relativno novi. Srednja nadmorska visina mjesta ispitivanja je 380 m (std: 13,5 m) (Slika 23). Što se tiče pozadine tla, mjesto proučavanja pokriva Rendzinas nad laporima, koji sadrže uglavnom muljevita, plitka tla s velikim postotkom šljunka. (Karydas i sur. 2009)



Slika 23. Archanes se nalazi na središnjoj Kreti, dok je mjesto istraživanja u dolini Archanes i uglavnom je prekriveno lozom i maslinama. (Izvor: Karydas i sur. 2009)

Idealno za mapiranje, uzorke treba uzimati ravnomjerno preko mjesta ispitivanja. Potpuno redovita mreža uzorkovanja, može biti pristrana ako se podudara s redovitim uzorkom u krajoliku. S druge strane, svaka vrsta nasumičnog odabira može dovesti do neravnomjerne raspodjele uzoraka. Mjesto istraživanja u Archanesu pod istim je poljoprivrednim sustavom i štoviše glatko u smislu prijelaza krajobraznih obilježja, kao što su nadmorska visina, nagib, aspekt, kategorije tla, izmjena usjeva, veličina polja i orijentacija itd. Iz tih razloga, nije utvrđeno da je potrebno provesti preliminarno uzorkovanje radi moguće raslojavanja ili odabrati slučajne uzorke kako bi se zabilježila skrivena heterogenost. Slijedom toga, odabrana shema bila je shema uzorkovanja mreže, orijentirana u smjeru N-J (Slika 24). Mrežna metoda je najčešća u literaturi za procjenu varijabilnosti svojstava tla i prikladna kada o uzorku tla nisu dostupne druge informacije. Odabrana mreža veličine  $50 \times 50 \text{ m}^2$  pruža podjednako razmaknuta promatranja i stoga otkriva sustavne varijacije, koje su bile glavna meta istraživanja. (G. Karydas i sur. 2009)



Slika 24. Shema uzorkovanja mreže odabrana za mjesto ispitivanja. (Izvor: Karydas i sur. 2009)

Podaci su prikupljeni u dva različita vremenska okvira: prvi skup podataka o treningu prikupljen je u travnju 2002. (82 uzorka) i drugi skup podataka o treningu u listopadu 2002. (24 uzorka; ukupno 106 uzoraka). Točke uzorkovanja (čvorovi mreže) i pomoćne značajke prekrivene su IKONOS-om, a u laboratoriju je ispisana orto-fotomapa. Zatim je za lociranje tih mjesta uzorkovanja na terenu korišten diferencijalni GPS prijammnik. U malom broju slučajeva, mjesta uzorkovanja odstupala su od planirane mreže zbog poteškoća u pristupu točki.

Ekstrakcija uzoraka provedena je cijevnim svrdlom iz gornjeg sloja (0 - 0,30 m dubine, tj. Uzimanje uzorka gornjeg sloja tla). Otprilike 1 - 1,5 kilograma svakog uzorka uzeto je iz svake vreće za uzorkovanje, koja je zatim kodirana i eksakcirana 24 sata na 35° C. Svaki uzorak tla usitnjen je u prah i stavljen u zatvorene plastične tamne posude na sobnoj temperaturi do upotrebe. Svaki pojedinačni uzorak analiziran je odvojeno i svako mjerenje ponovljeno je tri puta za isti ekstrakt. Stoga su konačne vrijednosti izmjenjenih atributa predstavljene srednjom vrijednošću tri različita mjerenja. Sva pogrešna ili ekstremna mjerenja ponovljena su i ispravljena.

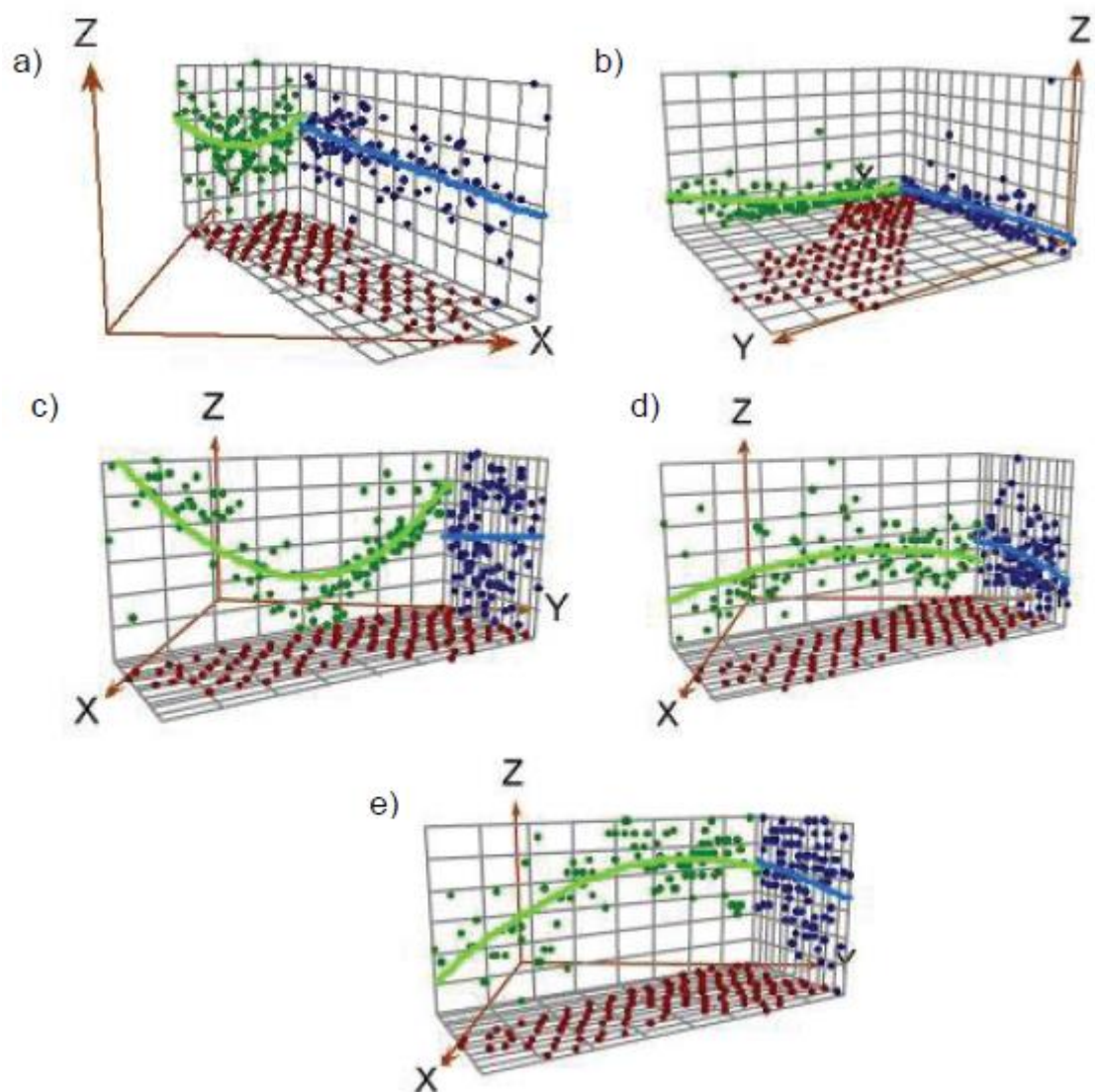
Metode koje se slijede za analizu tla opisane su u nastavku:

- Tekstura tla (kako bi se izolirao sadržaj gline): Vouyoucos metoda. Pedeset (50) g uzorka inkubirano je 16-20 h u otopini natrijevog polifosfata, a zatim je prebačeno u volumetrijski cilindar od 1 L. Smjesa je razrijeđena do 1 L destiliranom vodom i njezina gustoća izmjerena je Vouyoucovim denzitometrom nakon 40 sekundi i 2 sata nakon završnog mućkanja.
- Električna vodljivost (mS / cm): Električna vodljivost mjerena je elektrodom u otopini tla koja je dobivena centrifugiranjem zemljane paste.
- Organska tvar (%): Oko 0,5 g uzorka tla oksidirano je s 10 ml kalijev dikromatom 1N. Suvišak oksidansa titriran je standardnom otopinom željeznog sulfata i izračunat je postotak organske tvari.
- Ukupni CaCO<sub>3</sub> (%): Izmjeren je volumen CO<sub>2</sub> nastao reakcijom viška otopine HCl s tlom. Postotak CaCO<sub>3</sub> izračunat je pomoću odgovarajuće kemijske formule.

Gore navedeni parametri tla odabrani su među deset parametara koji su izvorno izmjereni. Ostali parametri tla izuzeti su iz daljnje obrade, jer je analiza istraživačkih podataka ukazala na jak sezonski utjecaj koji bi mogao utjecati na konačne rezultate.

Tablica 3. Opisna statistika uzorkovanih svojstava tla. (Karydas i sur. 2009)

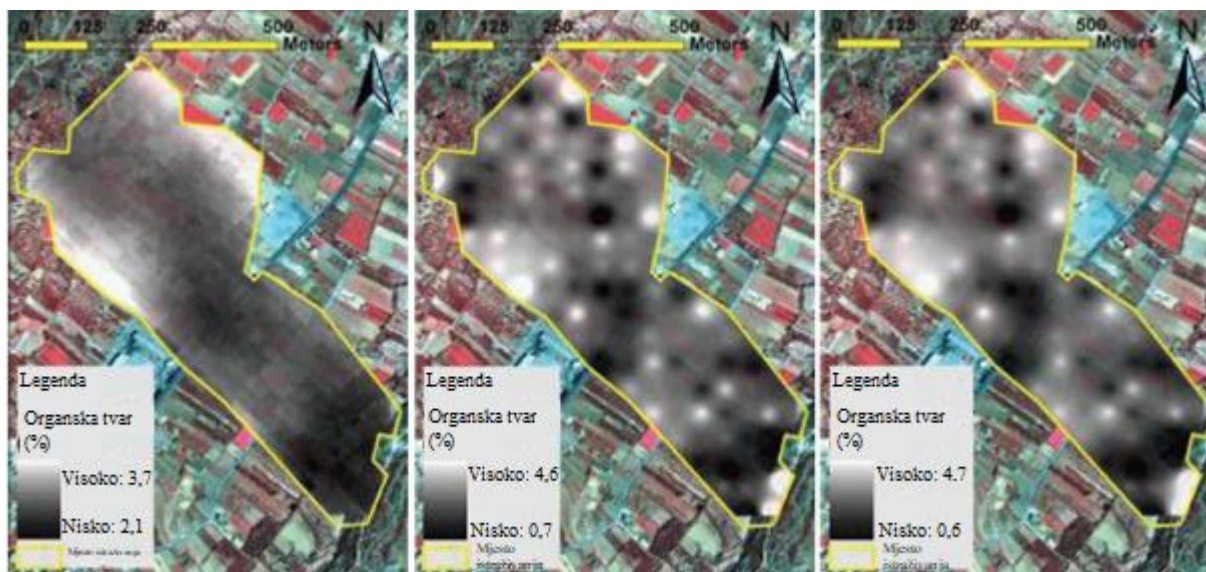
Parametri tla	Min	Max	Mean	Std.dev.	Iskrivljenost	kurtoza	medijan	Koef.var.
Organska tvar	0.7	4.7	2.79	0.69	0.23	3.69	2.8	0.25
El.provodljivost	0.24	2.65	0.49	0.30	4.15	27.4	0.405	0.61
Uk. CaCO <sub>3</sub>	9.5	67.8	38.9	15.29	-0.018	1.98	38.05	0.39
Sadržaj Fe (ppm)	1.27	11.1	4.86	1.75	0.71	3.79	4.68	0.36
Sadržaj Gline (%)	17	45	34.9	6.45	-0.52	2.56	37	0.18



Slika 25. Trendovi svojstava tla a) OM, b) EC, c) CaCO<sub>3</sub>, d) Fe i e) Glina. (Izvor: Karydas i sur. 2009)

Petnaest mapa predviđanja stvoreno je za prethodno spomenuta svojstva gornjeg sloja tla, koristeći metode Običnog kriginga (OK), IDW i RBF. Kao primjer, mape predviđanja organske tvari za testirane metode interpolacije prikazane su na slici 26.



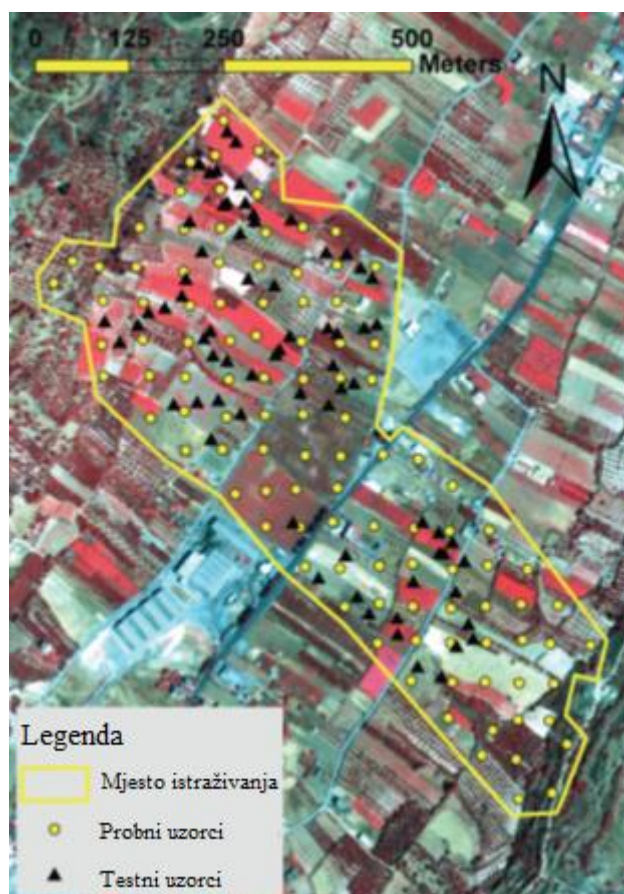


Slika 26. Mapa predviđanja organske materije uobičajenim krigingom (lijeva strana), IDW (sredina), odnosno RBF metodom (desna strana). (Izvor: Karydas i sur. 2009)

Procjena točnosti i učinkovitosti karata predviđanja provedena je pomoću neovisnog skupa od 70 uzoraka tla, tj. Karte su validirane, a nisu unakrsno provjerene. Ovaj set prikupljen je u listopadu 2002. godine zajedno s komplementarnim (drugim) skupom podataka o obuci. Uzorkovanje za izradu skupa ispitivanja bilo je slučajno i zakazano tijekom terenskog istraživanja. Analiza tla ispitnog seta slijedila je potpuno iste metodologije kao i analiza za trening set. Predviđene vrijednosti na uzorkovanim mjestima za ispitivanje zabilježene su u laboratoriju identificiranjem točaka na karti (Slika 27). Pogreška srednjeg kvadrata (MSE) i Dobrota predviđanja (G%) izračunate su kao mjere točnosti, odnosno učinkovitosti za sve izrađene karte predviđanja gornjeg sloja tla (Tablica 4). Usporedba MSE vrijednosti između metoda pokazuje za određeno svojstvo da se najmanje pogreške postižu različitim metodama. Drugim riječima, ne postoji metoda interpolacije koja se može smatrati očito boljom od ostalih. Dobrota predviđanja pokazuje pozitivne vrijednosti samo za sadržaj Fe i ukupni  $\text{CaCO}_3$  za sve tehnike interpolacije i blago pozitivne vrijednosti samo za organsku tvar za IDW. Električna vodljivost i sadržaj gline pokazuju negativne vrijednosti u svim testiranim tehnikama interpolacije. (Karydas i sur. 2009)

Tablica 4. MSE i G primijenjenih metoda interpolacije po svojstvu gornjeg sloja tla. (Karydas i sur. 2009)

Svojstvo tla		Metode interpolacije					
		IDW		RBF		OK	
Srednja vrijednost		MSE	G (%)	MSE	G (%)	MSE	G (%)
organska tvar	2.87 %	02	1.54	0.24	-17.8	0.23	-13.4
		MSE	G (%)	MSE	G (%)	MSE	G (%)
Udio Gline	39.46 %	25.49	-38.1	23.29	-26.2	25.29	-37.1
		MSE	G (%)	MSE	G (%)	MSE	G (%)
El. provodljivost	0.79 mS/cm	0.19	-73.9	0.21	-91.2	0.19	-73.8
		MSE	G (%)	MSE	G (%)	MSE	G (%)
Fe udio	4.67 ppm	1.88	4.97	1.96	1.00	1.91	3.64
		MSE	G (%)	MSE	G (%)	MSE	G (%)
Ukupan CaCO <sub>3</sub>	35.33 %	88.6	22.67	86.4	24.58	84.77	26.01
		MSE	G (%)	MSE	G (%)	MSE	G (%)



Slika 27. Uzorkovanje za ispitivanje točnosti i učinkovitosti mapa predviđanja. (Izvor: Karydas i sur. 2009)

S obzirom na specifična svojstva, električna vodljivost (EC) bila je jedini atribut tla za koji je učinkovitost G imala visoku negativnu vrijednost, što znači da bi predviđanje bilo pouzdanije da se umjesto toga koristi srednja vrijednost uzorka. Nadalje, u istraživačkoj analizi ovaj atribut nije otkrio nikakav trend i bilo je nemoguće otkriti bilo kakvu prostornu strukturu. Stoga ga je trebalo unaprijed isključiti iz daljnje analize. Mogući razlog takvog ponašanja je taj što se EC s vremenom brzo mijenja jer na nju utječu topive soli. Mjera učinkovitosti G također je imala negativne vrijednosti za sadržaj gline i organske tvari (u OK i RBF metodama). Preostala svojstva tla (ukupni sadržaj  $\text{CaCO}_3$  i Fe) imala su pozitivne vrijednosti G (iako ne baš visoke), što ukazuje da je upotreba tehnika interpolacije prikladna za mapiranje tih svojstava. Pri usporedbi pogrešaka za svaku od karata, metoda IDW za organsku tvar i sadržaj Fe pokazala se točnijom. RBF metoda dala je preciznije karte za sadržaj gline, dok je tehnika OK bila najbolja za mapiranje ukupnog  $\text{CaCO}_3$ . Međutim, razlike između metoda za određeno svojstvo nisu bile značajne. (Karydas i sur. 2009)

Što se tiče izvora pogrešaka i nesigurnosti mapa predviđanja u ovoj studiji, one se mogu pripisati sljedećim slučajnim ili sustavnim razlozima:

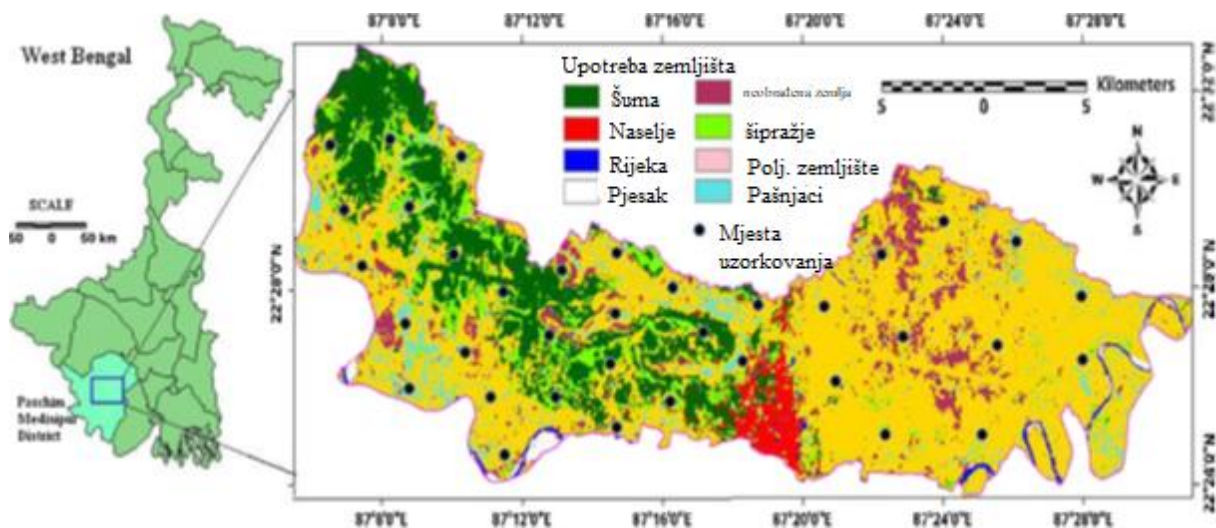
- Razlika u vremenu prikupljanja podataka: Kao što je ranije opisano, podaci dijela uzoraka treninga nisu prikupljeni u istom vremenskom razdoblju kao i glavni dio skupa. Ta je činjenica vjerojatno utjecala na rezultate s obzirom na to da svojstva tla variraju tijekom vremena. Također, skup uzoraka za ispitivanje prikupljen je u vrijeme različito od onog iz glavnog skupa podataka o treningu.
- Dug oblik mjesta istraživanja: Sakupljeni uzorci tla pokrivali su nepravilno područje s maksimalnom širinom od 400 metara i dužinom od 900 metara. Na jugoistočnoj strani, međutim, širina je bila samo 250 m. Da je to područje bilo kvadrat  $600 \times 600$  metara, neki bi atributi tla možda bolje otkrili svoju prostornu varijabilnost i disperziju u x i y dimenzijama. (Karydas i sur. 2009)
- Izbor vrijednosti za Kriging parametre je prema zadanim postavkama subjektivan i obuhvaća semantičke izvore pogrešaka na konačnim dobivenim površinama. Stoga drugačiji odabir parametara može dovesti do različitih rezultata.



### 3.3. Usporedba interpolacijskih metoda temeljenih na GIS-u za prostornu raspodjelu organskog ugljika u tlu

Istraživanje je provedeno u bloku Medinipur u okrugu Paschim Medinipur u zapadnom Bengal (Indija) (Slika 28). Područje je suho, a kopnenu površinu bloka karakterizira pokriveno crvenim laterom, ravne aluvijalne i deltatske ravnice. Izuzetno hrapava topografija vidljiva je u zapadnom dijelu bloka, a valjana topografija iskusna je u pokrivenom laterom području (Shit i sur., 2013.). Maksimalna temperatura zabilježena u travnju je 43 C, a minimalna 9 C. Prosječna godišnja količina padalina je oko 1450 mm. Broj kišnih dana godišnje iznosi oko 101 dan (Bhunia i sur. 2016.)

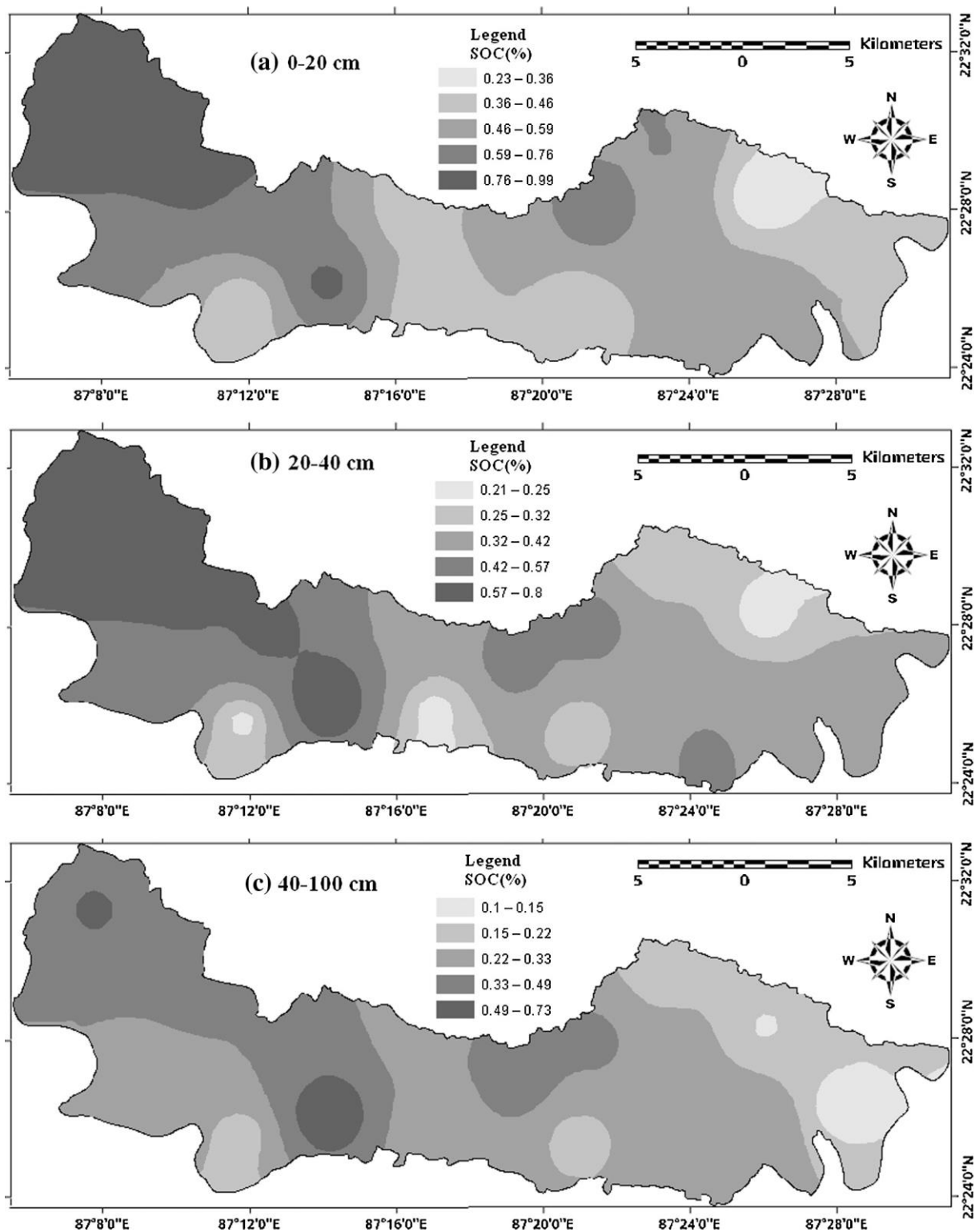
Provedeno je pilot istraživanje za analizu čestica tla pod različitim karakteristikama korištenja zemljišta. Izvidničko istraživanje tla bloka Medinipur provedeno je u mjerilu 1: 50 000 tijekom 2014–2015., Koristeći toposheets Survey of India (SOI) kao osnovne karte. Geografski kodirane Landsat 4-5 tematske mape (TM) lažne kompozitne slike vizualno su i digitalno interpretirane za fiziografsku analizu. Karta korištenja zemljišta generirana je na temelju nadzirane tehnike klasifikacije uporabom tehnike algoritma najveće vjerojatnosti u programu ERDAS Imagine v9.0. Čitav blok razvrstan je u osam klasa slijedeći šumu, ugar, grmlje, poljoprivredno zemljište, rijeku, pijesak i naseljena područja. Za provjeru točnosti klasifikacije generirana je tablica matrice pogrešaka i provedena je analiza procjene točnosti. Proučavanje profila tla u svim fiziografskim jedinicama provedeno je u različitim namjenama kako bi se razvio odnos tla i fiziografije. (Bhunia i sur. 2016.)



Slika 28. Položaj područja ispitivanja i dizajn uzorka s zemljišnim pokrivačem namjene bloka Medinipur izveden je iz podataka Landsat Thematic Mapper. (Izvor: Bhunia i sur. 2016.)

Koristeći osnovne karte, terensko snimanje provedeno je slijedeći postupak kako je opisano u priručniku za snimanje tla (1970). Morfološke značajke reprezentativnih pedona u svakoj fiziografskoj jedinici proučavane su do dubine od 100 cm (plitka tla), a uzorci tla sakupljeni su iz različitih horizonata tla za laboratorijske analize. Stratificirana tehnika slučajnog uzorkovanja korištena je za uzorkovanje na terenu tijekom sezone nakon monsuna. Ukupno je prikupljeno 98 uzoraka tla s 36 mjesta, uključujući poljoprivredu (21), šipražje (16), šumu (19), travnjake (16) i ledine (16) bloka Medinipur. Za bilježenje svakog uzorka korišten je prijenosni globalni sustav pozicioniranja (GPS). U korištenju šumskog zemljišta uzorkovanje je provedeno u gustoj šumi, degradiranoj šumi i otvorenom šumskom prostoru. Neometani uzorci tla na tri dubine od 0–20 cm, 20–40 cm i 40–100 cm prikupljeni su s po 5 jezgri tla sa svakog mjesta i dobro su umiješani u kompozitni uzorak tla. Uzorci tla osušeni su na zraku i propušteni kroz sito od 2 mm za laboratorijsku analizu teksture tla, a SOC je izmjeren metodom vlažne oksidacije Walkley-Black. (Bhuniasur. 2016.)

U ovom su istraživanju korištene determinističke (tj. Stvaranje površina od izmjerenih točaka) i geostatističke (tj. Korištenje statističkih svojstava izmjerenih točaka) tehnike interpolacije. U ovom istraživanju, niz determinističkih tehnika interpolacije, uključujući one koje se temelje na opsegu sličnosti (ponderirana inverznom udaljenostom), lokalnoj polinomnoj interpolaciji (LPI), stupnju izravnavanja (radijalne osnovne funkcije) ili geostatističkoj interpolaciji, naime uobičajenom krigingu (OK), a empirijski Bayes (EBK) korišteni su za generiranje prostorne raspodjele SOC. (Bhuniasur. 2016.)



Slika 29. (a) Prostorna raspodjela SOC-a pomoću IDW-a (ponderiranje inverzne udaljenosti), (b) prostorna raspodjela SOC-a korištenjem LPI (lokalna polinomna interpolacija), (c) prostorna raspodjela SOC-a pomoću BRF modela (radijalna osnovna funkcija), (d) prostorna raspodjela SOC pomoću EBK (empirijsko Bayesovo krugiranje) i (e) prostorna raspodjela SOC pomoću OK (običan krugiranje). (Izvor: Bhunia i sur. 2016.)

Prostorna raspodjela SOC analizirana je u istraživanom području dobivenom determinističkim metodama (IDW, LPI i RBF). Usporedni rezultati pokazali su da je LPI precizniji od ostale dvije metode. Većina kvantitativne usporedbe ove tri tehnike dobivena je putem unakrsne validacijske statistike (Tablica 3). LPI je pokazao RMSE od 0,125, 0,121 i 0,145 na 0–20 cm, 20–40 cm i 40–100 cm dubine tla. (Bhunja i sur. 2016.)

Uobičajeni kriging (OK) i empirijski Bayesov model (EBK) koriste se za interpolaciju prostorne varijabilnosti SOC u tri dubine tla (Tablica 3). Tablica 5. predstavlja ključne parametre modela  $R^2$  modela na svakoj dubini tla bio je veći od 0,5, što ukazuje na dobro prilagođavanje vrijednosti tla. U redu je rezultiralo RMSE 0,110–0,123, dok je EBK dao 0,127–0,131. RSS je bio približno blizu nule za sve dubine tla i utvrđeno je da teorijski modeli SOC dobro odražavaju prostornu raspodjelu i također snažno odgovaraju prostornoj korelaciji. U redu je pokazao ME od 0,110–0,124, dok je EBK dao 0,351–0,364. Najbolje rezultate u pogledu unakrsne validacije postiže OK koji je dao najmanji rezultat RMSE, ME i MAE. Podaci izvedeni iz semivariograma ukazivali su na stvarnost različite prostorne ovisnosti prikupljenih svojstava tla s polja (Tablica 5). Udio grumenja i praga ( $C_0 / C_0 + C$ ) oponaša prostornu autokorelaciju (Wei i sur., 2008).

Uspoređeni su najbolji modeli iz determinističkih i geostatističkih metoda kako bi se pronašla najprikladnija metoda prostorne interpolacije u regiji. Dobro je utvrđena superiornost IDW, LPI, OK i EBK modela u odnosu na RBF u predviđanju SOC na tri različite dubine tla. Kako bi se kvantificirala relativna izvedba, izračunat je i postotak poboljšanja IDW, LPI, OK i EBK u odnosu na RBF. Dobiveni rezultati prikazani su u tablici 6. i jasno je naznačeno da su prosjek IDW, LPI, OK i EB smanjili RMSE vrijednost od 18,08%, 15,65%, 26,12% i 19,93% niže od RBF. Smanjenje vrijednosti MRE IDW, LPI, OK i EB iznosilo je 18,63%, 16,51%, 39,19% i 14,18%.  $R^2$  vrijednost IDW, LPI, OK i EBK modela pokazala je porast od 3,81%, 6,45%, 21,40% i 14,63% u odnosu na RBF model. (Bhunja i sur. 2016.)

Tablica 5. Sažetak parametara semivariograma najbolje prilagođenog teorijskog modela za predviđanje svojstava tla i statistika unakrsne validacije (Bhuniasur. 2016.)

Dubina tla	Najbolji model	Grumen (C <sub>0</sub> )	Prag (C <sub>0</sub> +C)	Domet (m)	Grumen	R <sup>2</sup>	RSS	ME	RMSE
0-20	eksponencijalan	0.15	1.10	1.076	0.14	0.91	0.005	0.110	0.110
20-40	eksponencijalan	0.001	0.97	1.33	0.10	0.92	0.008	0.124	0.120
40-100	eksponencijalan	0.001	1.08	1.21	9.26	0.93	0.003	0.121	0.123
R <sup>2</sup> = Koef. Odlučnosti, RSS = rezidualni zbroj kvadrata, ME = pogreška, RMSE = pogreška srednjeg kvadrata									

Tablica 6. Sažetak izvedbe metoda interpolacije u smislu poboljšanja u odnosu na metodu radijalne bazne funkcije (Bhuniasur. 2016.)

Izvedba dubine tla (cm)	Redukcija u RMSE preko RBF (%)				Redukcija u MRE preko RBF (%)				Povećanje u R <sup>2</sup> preko RBF (%)			
	IDW	LPI	OK	EBK	IDW	LPI	OK	EBK	IDW	LPI	OK	EBK
0-20	28.9 8	26.1 4	37.5	27.2 8	20.1 4	14.9 3	41.0 5	8.58	4.58	3.7 4	23.7 2	18.4 6
20-40	23.9	20.1 3	24.5 3	20.1 3	12.1 1	13.1 5	32.5 3	18.6 9	3.40	6.6 7	20.3 9	10.8 5
40-100	1.37	0.69	16.3 3	10.8 9	23.6 4	21.4 5	44.0 0	15.2 7	3.46	8.9 6	20.1 0	14.6 0
Prosjek	18.0 8	15.6 5	26.1 2	19.4 3	18.6 3	16.5 1	39.1 9	14.1 8	3.81	6.4 5	21.4 0	14.6 3
R <sup>2</sup> = Koef. Odlučnosti, RSS = rezidualni zbroj kvadrata, ME = pogreška, RMSE = pogreška srednjeg kvadrata, IDW = inverzna ponderirana udaljenost, LPI: lokalna polinomna interpolacija, RBF: radijalna osnovna funkcija, OK = obični kriging, EB = empirijski osnovni model												

Visoka vrijednost koeficijenta determinacije i niska vrijednost RMSE i ME ukazale su na dobro podudaranje između promatrane i predviđene koncentracije SOC na tri različite dubine tla. OK je dao najmanju pogrešku (RMSE vrijednost) i najveću vrijednost R<sup>2</sup> u prostornoj interpolaciji tri dubine tla među svim geostatističkim metodama. IDW i LPI metode dale su najbolje rezultate među determinističkim metodama. Sveukupno je izvedba geostatističkih metoda temeljito uspoređena s izvedbom determinističkih metoda. Obični kriging utvrđen je najboljim među svim metodama. OK i srodne geostatističke tehnike uključuju prostornu autokorelaciju i statistički optimiziraju težine. OK metode često daju bolju interpolaciju za procjenu vrijednosti na neizmjerenim mjestima (Venteris i sur., 2014; Tripathi i sur., 2015). Među pet metoda interpolacije, izvedba OK-a bila je najbolja u usporedbi s ostalim modelima

interpolacije. MRE, koji je pružio relativnu pogrešku predviđenih podataka u odnosu na stvarne podatke, također je bio vrlo nizak za OK. (Bhunja i sur. 2016.)

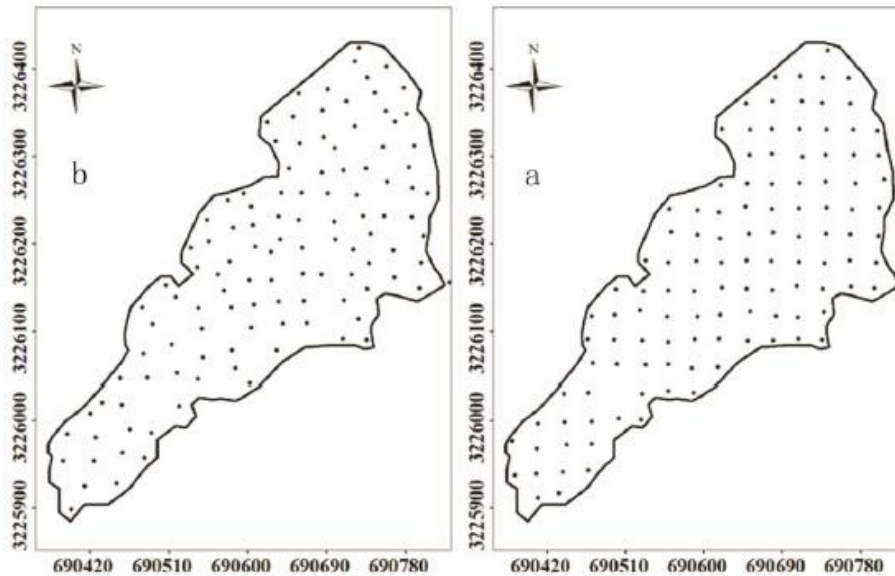
Jasno razumijevanje distribucije SOC-a ključno je pitanje za upravljanje poljoprivredom i okolišem. Zbog relativnog obilja različitih metoda, danas se primjenjuju mnogi algoritmi, a istraživanja se nastavljaju, s ciljem definiranja " najbolje " metode za ocrtavanje prostorne raspodjele SOC-a. Metode se procjenjuju pomoću procjene učinkovitosti i pogrešaka tehnika interpolacije. Učinkovitost se procjenjuje koeficijentom utvrđivanja (vrijednost  $R^2$ ), a pogreške su predstavljene srednjom kvadratnom pogreškom (RMSE), srednjom pogreškom (ME) i srednjom relativnom pogreškom (MRE). Studija pokazuje da je metoda OK interpolacije superiornija od geostatističke i determinističke metode. Izvedba eksponencijalnog modela semivariograma izvanredna je s OK tehnikama interpolacije. IDW vještina ima najlošiju prezentaciju, izvodeći viši RMSE i MRE od ostalih determinističkih i geostatističkih metoda. Studija se provodi na samo 36 mjesta za uzimanje uzoraka tla na istraživanom području od 353 km<sup>2</sup>. Interpolacija bi mogla biti točnija, s bližim uzorcima i uključivanjem dovoljnih topografskih podataka. Konačno, rezultati upućuju na pojačavanje pouzdanih mapa koncentracije SOC koje mogu značajno pridonijeti pravilnoj primjeni poljoprivrednog i ekološkog modeliranja. (Bhunja i sur. 2016.)

### **3.4. Usporedba preciznosti kriging interpolacije između sheme uzorkovanja mreže i jednostavne sheme slučajnog uzorkovanja za preciznu poljoprivredu**

Studija je izvedena na poljoprivrednoj pokusnoj stanici u okrugu Jugoistočni Pengshui grada Chongqing u jugozapadnoj Kini 2012. Nalazište karakterizira suptropski vlažni monsun klima s prosječnom godišnjom temperaturom od 17,5° C, srednjom godišnjom potencijalnom evapotranspiracijom od 950,4 mm i godišnjim oborinama od približno 1104,2 mm. Glavna vrsta tla na ovom nalazištu kreće se od lagane gline (80,6%) do teške ilovače (3,5%), a preostalih 15,9% je srednje glina. Uz to, tlo je blago kiselo (pH = 5,87). (Houlong i sur. 2015.)

Za uzorkovanje tla odabrano je područje od 10 hektara, a pregled granice područja istraživanja prikazan je na slici 35. Ovo je područje okruženo brdom i polje je bilo ogoljeno u vrijeme promatranja. Uzorci tla prikupljeni su 4. ožujka 2012. Svi uzorci uzeti su s gornjeg sloja tla (0-20 cm), a za određivanje mjesta uzorkovanja korišteno je istraživanje kinematičkog globalnog pozicioniranja u stvarnom vremenu (GPS). U svakoj su točki vrijednosti zabilježene diferencijalnim GPS-om (DGPS), a zatim pretvorene u koordinate (x, y; slika 30). Uzorci tla iz sheme uzorkovanja mreže prikupljeni su pomoću približno 32 m dizajna uzorkovanja mreže (n

= 115, slika 30). Uzorci tla redovitog jednostavnog slučajnog uzorkovanja redovito su uzimani iz prostora koji su se kretali između približno 16 m i 32 m. (Houlong i sur. 2015.)



Slika 30. Raspodjela uzorka tla prema dvije sheme uzorkovanja (a: shema uzorkovanja mreže, b: jednostavna shema slučajnog uzorkovanja) na području od 10 ha. (Houlong i sur. 2015.)

Uzorci tla pakirani su u plastične vrećice, bez zraka, podijeljene i samljevene do dovoljne veličine da prođu kroz sito od 2 mm prije provođenja analize. PH tla uzoraka naknadno je izmjeren pomoću pH metra sa staklenom elektrodom (omjer tla i H<sub>2</sub>O = 1: 2,5, W-V). Sadržaj organske tvari (OM) analiziran je metodom vlažne oksidacije Walkley i Black (Nelson i Sommers, 1982). Kapacitet izmjene katjona (CEC) određen je ekstrakcijom pomoću neutralnog natrijevog acetata (Chapman, 1965). Ukupni dušik (TN) određen je Kjeldahlovom metodom (Bremner i Mulvaney, 1984). Nitratni dušik (NO<sub>3</sub>-N) svježeg uzorka određen je pomoću kontinuiranog protočnog analizatora (Paramasivam et.al., 2002). Tada je ukupni fosfor (TP) određen pomoću sulfatno-perkloratne kiseline zagrijavajućom probavom-kolorimetrijom MoSb (Lu, 1999). Dostupni fosfor (AP) određen je Olsenovom metodom ekstrakcije s alkalnim natrijevim bikarbonatom kao ekstraktantom u omjeru 20: 1 (Olsen i sur., 1954.). Ukupni kalij (TK) analiziran je induktivno povezanom plazma-atomskom emisijskom spektroskopijom. Dostupni kalij (AK) određen je metodom neutralnog amonijevog acetata (Richards, 1954).

Kako bi se procijenila točnost procjena, uzorkovanjem vjerojatnosti za vanjsku validaciju odabrano je 36 mjesta. Vrijednosti interpolacije ovih 36 točaka uspoređene su sa stvarnim mjerenjima. (Houlong i sur. 2015.)

Kao alternativnu metodu procjene točnosti procjena, utvrdilo se za izvedbu svake interpolacije dobivene pomoću dvije metode uzorkovanja. Potom su se odstupanja procjena od izmjerenih podataka uspoređivala unakrsnom validacijom (Webster i Oliver, 2001).

Zbirna statistika parametara tla prikazana je u tablici 7. Raspodjele svih varijabli bile su tek neznatno iskrivljene (iskrivljenost <1), a njihove su srednje vrijednosti bile blizu srednjih vrijednosti. Uz to, rezultati su pokazali da su se svi podaci normalno distribuirali (test Kolmogorova Smirnova,  $P > 0,05$ ; tablica 7). (Houlong i sur. 2015.)

Tablica 7. Opisna statistika svojstava tla ( $n = 289$ ) u površinskom sloju tla (0-16 cm) za različite datume uzorkovanja. (Houlong i sur. 2015.)

Svojstva tla	Min.	Medijan	Prosječno	Max.	S.D.	#CV%	Iskrivljenost	Kurtoza	*P <sub>K-S</sub>
pH	5.00	5.85	5.87	7.00	0.45	7.67	0.32	-0.25	0.59
OM, g kg <sup>-1</sup>	14.26	25.00	25.24	39.34	5.01	19.85	0.32	-0.11	0.59
CEC, cmol kg <sup>-1</sup>	6.23	17.19	17.65	31.09	5.34	30.25	0.35	-0.34	0.21
TN, g kg <sup>-1</sup>	0.34	0.79	0.81	1.35	0.20	24.69	0.09	-0.4	0.63
NO <sub>3</sub> -N, mg kg <sup>-1</sup>	137.3	174.3	177.33	221.3	16.79	9.47	0.52	-0.23	0.08
TP, g kg <sup>-1</sup>	0.35	0.75	0.79	1.33	0.22	27.85	0.61	-0.12	0.01
AP, mg kg <sup>-1</sup>	13.54	19.95	20.46	29.51	3.42	16.72	0.57	-0.48	0.01
TK, g kg <sup>-1</sup>	10.85	17.26	17.22	24.57	2.93	17.02	0.27	-0.32	0.52
AK, mg kg <sup>-1</sup>	62.41	202.31	199.78	374.11	65.76	32.92	0.22	0.56	0.16
#CV, koeficijent varijacija (%)									
*K-S Test, Kolmogorov-Smirnov test korišten je za testiranje razine značajnosti normalnosti, sve su se varijable normalno raspoređivale ( $P > 0.05$ )									

Najveća varijabilnost zabilježena je u AK (32,92%), dok je najmanja varijabilnost utvrđena u pH (7,67%). Varijabilnost pH i NO<sub>3</sub>-N bila je niska (CV <15%), dok su sve ostale varijable tla imale umjerene varijacije (CV: 15% -50%). AK također pokazuje lokalizirani obrazac obogaćivanja prema Nacionalnom uredu za istraživanje tla (1993). Zaključno, tlo posjeduje visoku varijabilnost, što rezultira izuzetno neujednačenim prinosom, kvalitetom i poljoprivrednim koristima duhana, što sugerira da je primjena gnojiva s promjenjivom stopom nužna za poboljšanje kvalitete duhana na ovom području.

Izrađeni su semivariogrami kako bi se identificirala moguća prostorna struktura različitih varijabli tla. Unakrsna validacija izvedena je radi usporedbe izvedbe predviđanja geostatističkih



algoritama interpolacije s određenom metodom uzorkovanja. Pokazatelji unakrsne validacije i dodatni parametri modela (grumen, prag i domet) pomogli su odrediti optimalni model mapa predviđanja za svako svojstvo tla (Issaks i Srivastava, 1989). U ovom je istraživanju identificiran optimalni model koji bi mogao opisati određene prostorne strukture. Rezultat geostatističke analize prikazan je u tablici 8. U ovoj analizi ugrađeno je nekoliko modela prostorne raspodjele koji su otkrili različite razine prostorne ovisnosti varijabli tla na temelju modela unakrsne validacije. (Houlong i sur. 2015.)

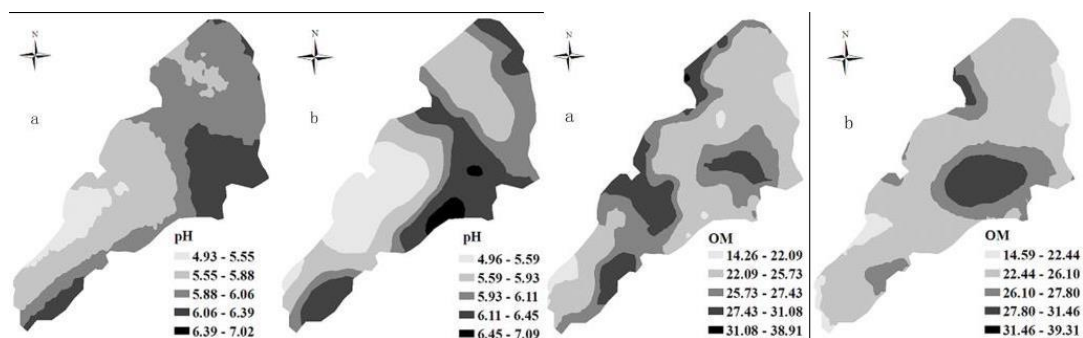
Rezultati sugeriraju da su  $\text{NO}_3\text{-N}$ , TK i AK idealno odgovarali eksponencijalnom modelu, dok su preostale varijable prikladno odgovarale sfernom modelu s dvije metode uzorkovanja. Koeficijent determinacije ( $R^2$ ) svih varijabli, osim  $\text{NO}_3\text{-N}$  i AK, bio je veći od 0,90, što ukazuje na dobre ugradnje. Na prostornu varijabilnost hranjivih sastojaka tla mogu utjecati vanjski (postupci upravljanja tlom kao što su gnojidba i uzgoj) i unutarnji čimbenici (čimbenici formiranja tla, kao što su matični materijali tla). Snažna prostorna ovisnost varijabli tla obično se može pripisati vanjskim čimbenicima (Cambardella i sur., 1994.). Vrijednost grumen% korištena je za kvalitativno definiranje vrijednosti prostorne ovisnosti.

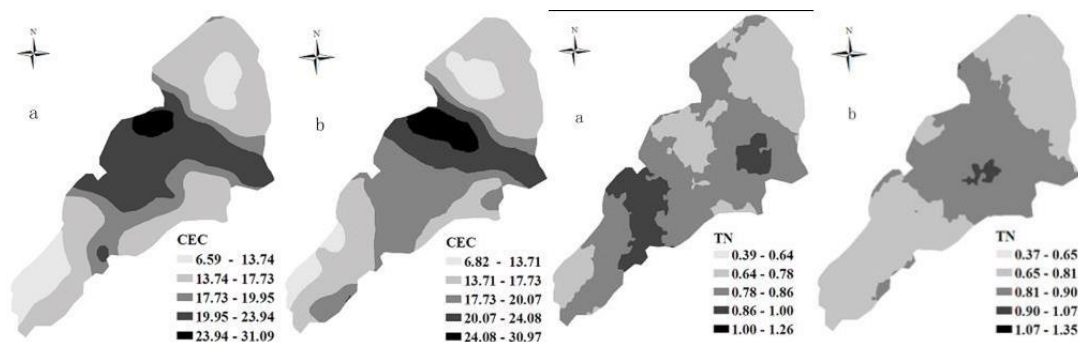
Rezultati su pokazali da pH, OM, CEC, TN i  $\text{NO}_3\text{-N}$  pokazuju <25%, osim  $\text{NO}_3\text{-N}$  u SRS-u, što sugerira snažnu prostornu ovisnost. Rodríguez i sur. (2009) utvrdili su da je prostorna ovisnost  $\text{NO}_3\text{-N}$  velika u pjeskovitim i ilovastim tlima. Sve ostale varijable tla bile su umjereno prostorno ovisne o % grumena koji se kretao od 33,33% do 57,14%. Ovaj se raspon može protumačiti kao zona promjera utjecaja. Ovaj je rezultat predstavljao prosječnu maksimalnu udaljenost na kojoj su povezana svojstva tla dviju točaka uzorkovanja. Rasponi prostornih ovisnosti pokazali su velike varijacije (od 95,78 m za OM uzorkovanja mreže do 558,41 m za AK SRS-a, kao što je prikazano u tablici 8). (Houlong i sur. 2015.)

Tablica 8. Karakteristika izračunatih semivariograma za sva svojstva tla pod dvije metode uzorkovanja u istraživanom području (Houlong i sur. 2015.)

Varijable	Schema uzorkovanja mreže						
	*Model	Co	Co + C	Grumen, %	klasa prostorne ovisnosti	R <sup>2</sup>	Domet
pH	S	0.02	0.1	20	S	0.99	358.97
OM	S	4.17	17.15	24.31	S	0.95	95.78
CEC	S	4.05	22.33	18.14	S	0.97	154.43
TN	S	0	0.01	18.65	S	0.92	553.58
NO <sub>3</sub> -N	E	24.78	143.31	17.29	S	0.87	325.42
TP	S	0.04	0.11	36.36	M	0.95	553.58
AP	S	6.2	16.01	38.73	M	0.92	478
TK	E	2.13	5	42.6	M	0.9	257.28
AK	E	833.7	2333.7	35.72	M	0.81	553.58
Varijabla	Jednostavna slučajna shema						
	*Model	Co	Co + C	Grumen, %	klasa prostorne ovisnosti	R <sup>2</sup>	Domet
pH	S	0.03	0.14	21.43	S	0.97	148.3
OM	S	3.02	18.21	16.58	S	0.94	107.2
CEC	S	4.09	17.57	23.28	S	0.97	139.95
TN	S	0	0.04	13.56	S	0.92	460.17
NO <sub>3</sub> -N	E	64.15	165.41	38.78	M	0.87	439.56
TP	S	0.03	0.09	33.33	M	0.96	495.04
AP	S	4.82	13.78	34.98	M	0.93	558.41
TK	E	3.07	8.02	28.28	M	0.9	258.41
AK	E	1409.2	4244.9	33.2	M	0.84	558.41

S: sferni modeli; E: eksponencijalni modeli.  
 Co: varijanta grumenca, C: strukturna varijansa.  
 Grumen %:  $Co / (CO + C) \times 100$ . Grumen između 25% i 75%: umjerena prostorna ovisnost.  
 Grumen <25%: jaka prostorna ovisnost.





Slika 31. Karte raspodjele svojstava tla kriging interpolacijom pod dvije metode uzorkovanja. (Houlong i sur. 2015.)

Dakle, rezultati unakrsne validacije tla OM, CEC, TN, TK i AK pokazuju da su rezultati interpolacije sheme uzorkovanja mreže bili bolji od redovite jednostavne sheme slučajnih uzoraka, a pH tla, TP i AP tla pružali su lošiju interpolaciju rezultirano shemom uzorkovanja mreže. Rezultati interpolacije tla NO<sub>3</sub>-N nemaju izrazito značajne značajke u dvije sheme uzorkovanja. (Houlong i sur. 2015.)

Tablica 9. Rezultati unakrsne provjere valjanosti (ME, MSE, ASE, RMSE i RMSSE) sa 115 točaka u jednostavnoj shemi slučajnog uzorkovanja i shemi uzorkovanja mreže (Houlong i sur. 2015.)

Predmet		pH	OM	CEC	TN	NO <sub>3</sub> -N	TP	AP	TK	AK
jednostavna shema slučajnog uzorkovanja	ME	0.002	0.039	0.057	0.004	-0.010	0.001	0.023	-0.001	0.671
	MSE	0.003	0.008	0.010	0.019	-0.001	0.004	0.006	0.000	0.009
	ASE	0.378	4.882	4.274	0.195	13.370	0.142	2.748	2.921	68.900
	RMSE	0.376	4.8870	4.350	0.198	14.350	0.130	2.635	2.863	66.690
	RMSSE	0.996	0.997	1.017	1.015	1.071	0.892	0.907	0.981	0.968
shema uzorkovanja mreže	ME	-0.005	-0.033	-0.018	0.002	0.187	-0.001	0.010	-0.005	-0.016
	MSE	-0.010	-0.003	-0.002	0.010	0.009	-0.001	0.004	-0.006	-0.001
	ASE	0.421	4.859	4.410	0.179	14.770	0.145	2.757	2.537	56.180
	RMSE	0.397	4.857	4.252	0.184	14.680	0.130	2.496	2.474	56.300
	RMSSE	0.944	0.998	0.969	1.028	0.999	0.914	0.966	0.978	1.006

Kriging interpolacija izvedena je za dobivanje ispunjene konturne karte pomoću ArcGIS 9.3 s dvije metode uzorkovanja kako bi se odredila prostorna raspodjela i status svojstava tla. Za svako svojstvo tla, trend prostorne raspodjele bio je sličan pomoću dvije sheme uzorkovanja. Analiza raspodjele hranjivih sastojaka u tlu otkrila je da TP i AP imaju slične prostorne raspodjele. Visoke razine TP i AP otkrivene su na istočnom dijelu, a niska rasprostranjenost

primijećena je u jugozapadnim dijelovima istraživanog područja. Konturna karta TK sadržaja pokazala je najveću položajnu sličnost s krigiranom AK mapom. Raspodjela pH, OM i CEC bila je u skladu s visokim vrijednostima u srednjem dijelu polja. (Houlong i sur. 2015.)

Klasična statistička analiza pokazala je značajnu prostornu varijabilnost svih svojstava tla. PH tla i  $\text{NO}_3\text{-N}$  imali su male varijacije (CV, <15%), dok su sva ostala svojstva tla imala srednje varijacije (CV, 15% -15%). Geostatistička analiza svojstava tla pokazala je da se pH, OM, TN, CEC, TP i AP idealno podudaraju sa sfernim modelom, dok preostale varijable prikladno odgovaraju eksponencijalnom modelu s dvije metode uzorkovanja. Klasična statistička analiza i geostatistička analiza svojstava tla otkrila je značajnu prostornu varijabilnost na istraživanom području, što sugerira da je potrebna primjena gnojiva s promjenjivom stopom. Uz to, analiza pogreške interpolacije otkrila je da OM, CEC, TN, TK i AK tla imaju najmanje pogrešaka krigiranja u shemi uzorkovanja mreže. Najmanju pogrešku interpolacije za pH, TP, AP dobio je SRS. Štoviše, preciznosti interpolacije  $\text{NO}_3\text{-N}$  nisu se značajno razlikovale između dvije sheme uzorkovanja, dok je SRS bio nešto bolji za pH tla, TP, AP, a uzorkovanje mreže bilo je nešto primjerenije za sva ostala svojstva tla. Stoga, s obzirom na činjenicu da je kalij jedan od glavnih minerala potrebnih za duhan, shemu uzorkovanja mreža treba koristiti za primjenu gnojiva s promjenjivom brzinom kako bi se poboljšala kvaliteta duhana sušenog na dimu. (Houlong i sur. 2015.)

#### 4. ZAKLJUČAK

Na kraju rada za metode prostorne interpolacije i njihove metode u poljoprivredi i zaštiti okoliša koje su u cijelosti obrađene može se reći da su jako važne za razvoj poljoprivrede kao i ostalih grana u kojima se koriste. Razvoj ovih metoda značit će i boljoj i preciznijoj poljoprivrednoj proizvodnji, kao i velikim uštedama vremena i financijskih sredstava. U istraživanjima koja su obrađena u ovom radu dokazuje se koliko je koja metoda korisna u različitim situacijama. U prvom radu razlike u točnosti predviđanja vrijednosti teksture tla između tehnika interpolacije koje ne koriste pomoćne podatke bile su vrlo male; stoga je odabir najboljeg interpolatora od gore navedenih metoda bio nemoguć. Dok je uobičajeno kokrigiranje dalo višu razinu točnosti predviđanja za sve frakcije teksture tla u usporedbi s težinom inverzne udaljenosti, radijalnom baznom funkcijom i uobičajenim metodama interpolacije kriginga. Pomoćni podaci kao što je prividna električna vodljivost tla smanjili su srednje vrijednosti kvadratnih vrijednosti osnovnog korijena za sve sadržaje čestica tla mapirane na ljestvici polja farme. To znači da snažno korelirana varijabla koja se može izmjeriti pri visokoj prostornoj rezoluciji značajno poboljšava prostorno predviđanje teksture tla kada se koristi kao kovarijata u interkripciji kokrigiranja. To je vrlo važno jer je moguće ograničiti broj laboratorijskih analiza uzoraka tla zbog teksture tla. U drugom radu istraživanje obavljeno na Kreti primijenjene metode interpolacije dale su slične rezultate u pogledu točnosti, a da niti jedna nije bila očito bolja od ostalih metoda. Činjenica da je shema uzorkovanja bila redovita, tj. Cijelo mjesto ispitivanja bilo je prekriveno standardnom gustoćom, isključuje mogućnost pogrešaka zbog sheme uzorkovanja. Štoviše, uzorkovano područje sadrži topografski dva slična glacira. Što se tiče učinkovitosti, samo se  $\text{CaCO}_3$  računao da je mapiran bilo kojom tehnikom interpolacije, dok za ostala svojstva mapiranje nije moglo ponuditi više od upotrebe srednjih vrijednosti. Vjeruje se da je usitnjenost mjesta istraživanja koja je rezultirala nedostatkom homogenosti zemljišta razlog za uočavanje velikih razlika u svojstvima tla, na relativno malim udaljenostima. To je zbog činjenice da su poljoprivrednici navikli na različite načine gospodarenja, poput gnojidbe, navodnjavanja ili obrade tla. Treći rad koji se proveo na 36 mjesta za uzimanje uzoraka tla na istraživanom području od 353 km<sup>2</sup>. Interpolacija bi mogla biti točnija, s bližim uzorcima i ugrađivanjem dovoljnih topografskih podataka. Rezultati vodiča za pojačavanje pouzdanih mapa koncentracije SOC koje mogu značajno pridonijeti pravilnoj primjeni poljoprivrednog i ekološkog modeliranja. Dok je u posljednjem istraživanju klasična statistička analiza pokazala značajnu prostornu varijabilnost svih svojstava tla. PH tla i  $\text{NO}_3\text{-N}$  imali su male varijacije (CV, <15%), dok su sva ostala svojstva tla imala srednje varijacije (CV, 15% -15%). Geostatistička

analiza svojstava tla pokazala je da se pH, OM, TN, CEC, TP i AP idealno podudaraju sa sfernim modelom, dok preostale varijable prikladno odgovaraju eksponencijalnom modelu s dvije metode uzorkovanja. Klasična statistička analiza i geostatistička analiza svojstava tla otkrila je značajnu prostornu varijabilnost na istraživanom području, što sugerira da je potrebna primjena gnojiva s promjenjivom stopom. Uz to, analiza pogreške interpolacije otkrila je da OM, CEC, TN, TK i AK tla imaju najmanje pogrešaka krigiranja u shemi uzorkovanja mreže. Najmanju pogrešku interpolacije za pH, TP, AP dobio je SRS. Preciznosti interpolacije NO<sub>3</sub>-N nisu se značajno razlikovale između dvije sheme uzorkovanja, dok je SRS bio nešto bolji za pH tla, TP, AP, a uzorkovanje mreže bilo je nešto primjerenije za sva ostala svojstva tla.

## 5. POPIS LITERATURE

1. How Kriging works? ArcGis za računala. Pristupljeno: <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/3d-analyst-toolbox/how-kriging-works.htm> 16.6.2021.
2. Marc P. Armstlong and Richard Marclano (1994.): Inverse-Distance-Weighted Spatial Interpolation Using Parallel Supercomputers. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. Oo, No. 9, September 1994, pp. 1097-1103  
[https://www.asprs.org/wp-content/uploads/pers/1994journal/sep/1994\\_sep\\_1097-1103.pdf](https://www.asprs.org/wp-content/uploads/pers/1994journal/sep/1994_sep_1097-1103.pdf)
3. Vishal Sharma, Namrata Sharma (2021): Application of geographic information system and remote sensing in heavy metal assessment, in Heavy Metals in the Environment
4. Kriging Interpolation. Public Health Methods. Pristupljeno: <http://www.publichealth.columbia.edu/research/population-health-methods/kriging> 16.6.2021.
5. GISGeography. Kriging Interpolation – The Prediction Is Strong in this One . Pristupljeno: <https://gisgeography.com/kriging-interpolation-prediction/> 16.6.2021.
6. ArcGIS Pro. How inverse distance weighted interpolation works. Pristupljeno: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/help/analysis/geostatistical-analyst/how-inverse-distance-weighted-interpolation-works.htm> 17.6.2021.
7. GISGeography. Inverse Distance Weighting (IDW) Interpolation. Pristupljeno: <https://gisgeography.com/inverse-distance-weighting-idw-interpolation/> 17.6.2021.
8. ArcGIS Pro. How Spline works.Pristupljeno: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/3d-analyst/how-spline-works.htm> 17.6.2021.
9. D. Gozdowski, M. Stępień, S. Samborski, E.S. Dobers, J. Szatyłowicz, J. Chormański. (2015.): Prediction accuracy of selected spatial interpolation methods for soil texture at farm field scale, Journal of Soil Science and Plant Nutrition, 2015, 15 (3), 639-650
10. Christos G. Karydas, Ioannis Z. Gitas, Eirini Koutsogiannaki, Nikolaos Lydakis-Simantiris and Georgios N. Silleos (2009.): Evaluation of spatial interpolation techniques for mapping agricultural topsoil properties in Crete. EARSeL eProceedings 8, 1/2009

11. Gouri Sankar Bhunia, Pravat Kumar Shit, Ramkrishna Maiti (2016.): Comparison of GIS-based interpolation methods for spatial distribution of soil organic carbon (SOC), *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*
12. Jiang Houlong, Wang Daibin, Xu Chen, Liu Shuduan, Wang Hongfeng, Yang Chao, Li Najia, Chen Yiyin, Geng Lina. (2016.): Comparison of kriging interpolation precision between grid sampling scheme and simple random sampling scheme for precision agriculture, Chongqing Tobacco Science Research Institute, Chongqing, China, 63 - 73
13. Boško Miloš (2001.): Geostatističke analize pedoloških podataka, Institut za jadranske kulture i melioraciju krša, Split
14. Vishal Sharma, Namrata Sharma (Heavy Metals in the Environment, 2021): Application of geographic information system and remote sensing in heavy metal assessment (Link: <https://www.sciencedirect.com/topics/earth-and-planetary-sciences/kriging>)
15. Wei, J.B., Xiao, D.N., Zeng, H., Fu, Y.K., (2008.): Spatial variability of soil properties in relation to land use and topography in a typical small watershed of the black soil region, northeastern China. *Environ. Geol.* 53, 1663–1672.
16. Tripathi, R., Nayak, A.K., Shahid, M., Raja, R., Panda, B.B., Mohanty, S., Kumar, A., Lal, B., Gautam, P., Sahoo, R.N., (2015.): Characterizing spatial variability of soil properties in salt affected coastal India using geostatistics and kriging. *Arab. J. Geosci.* <http://dx.doi.org/10.1007/s12517-015-2003-4>.
17. Venteris, E.; Basta, N., Bigham., J., Rea, R. (2014.): Modeling spatial patterns in soil arsenic to estimate natural baseline concentrations. *J. Environ. Qual.* 43 (3), 936-946.
18. Nelson, D.W., Sommers, L.E., 1982. Total carbon, organic carbon and organic matter. In: methods of soil analysis. Part 2. Agron. Monogr. 9. ASA and SSSA, Madison, WI. P. 539-577.
19. Richards, L.A., 1954. Diagnosis and improvement of saline and alkaline soil. Unites States Department of Agriculture, Agriculture HandBook. No. 60. Washington, DC. USA
20. Chapman, H.D., 1965. Cation exchange capacity. In: methods of soil analysis, black, C.A. (ED.). Part 2. Number 9 in the series agronomy: American institute agronomy, Madison, Wisconsin. pp. 891-901.



21. Bremner, J.M., Mulvaney, C.S., 1984. Total nitrogen In: Methods of Soil Analysis, page, A.L. (ED.). 2nd Edn. Agron. No. 9, Part 2: Chemical and microbiological properties. Am. Soc. Argon. Madison, WI. USA. pp. 595-624.
22. Paramasivam, S., Alva, A.K., Fares, A., Sajwan, K.S., 2002. Fate of nitrate and bromide in an unsaturated zone of a sandy soil under citrus production. *Journal of Environmental Quality* 31: 671-681.
23. Olsen, S.R., Cole, C.V., Watanabe, F.S., Dean, L.A., 1954. Estimation of available phosphorus in soils by extraction with sodium bicarbonate. United States Department of Agriculture, Circular No. 939, Washington, DC. USA
24. Webster, R., Oliver, M.A. 2001. *Geostatistics for Environmental Science*. John Wiley and Sons, LTD, Toronto, Ontario, Canada. pp. 271.
25. Rodríguez, A., Durán, J., Fernández-Palacios, J. Gallardo, A., 2009. Spatial variability of soil properties under *Pinus canariensis* canopy in two contrasting soil textures. *Plant and Soil* 322: 139–150.
26. Issaks, E., Srivastava, R.M. 1989. *An Introduction to Applied Geostatistics*. Oxford University Press, New York.
27. Cambardella, C.A., Moorman, T.B., Parkin, T.B., Karlen, D.L., Novak, J.M., Truko, R.F., Konopka, A.E., 1994. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society America Journal* 58: 1501-1511.

## 6. SAŽETAK

U radu su prikazane metode prostorne interpolacije i njihova primjena u poljoprivredi i zaštiti okoliša. U prvom dijelu rada opisan je kriging te njegove metode i načini krigiranja u ArcGIS pro programu. Inverzna ponderirana udaljenost opisana je općenito te je obrađen način kako se može koristiti i kada se može koristiti. Također je obrađen tip spline te njegove metode. Drugi dio rada čine četiri znanstvena rada u kategoriji poljoprivrede i zaštite okoliša. Radi se o točnosti predviđanja odabrane metode prostorne interpolacije za teksturu tla na poljoprivrednom polju koje je izvršeno u Poljskoj, procjena tehnika prostorne interpolacije za mapiranje poljoprivrednih svojstava gornjeg sloja tla na Kreti odrađeno na otoku Kreti, zatim usporedba interpolacijskih metoda temeljenih na GIS-u za prostornu raspodjelu organskog ugljika u tlu koji je obrađeno u Indiji i na kraju usporedba preciznosti kriging interpolacije između sheme uzorkovanja mreže i jednostavne sheme slučajnog uzorkovanja za preciznu poljoprivredu istraženo u jugozapadnoj Kini.

**Ključne riječi:** interpolacija, kriging, spline, IDW, GIS, precizna poljoprivreda

## 7. SUMMARY

The paper presents methods of spatial interpolation and their application in agriculture and environmental protection. The first part of the paper describes kriging and its methods and ways of kriging in the ArcGIS pro program. The inverse weighted distance is described in general terms and how it can be used and when it can be used is discussed. The type of spline and its methods were also treated. The second part of the paper consists of four scientific papers in the category of agriculture and environmental protection. It is about the accuracy of predicting the chosen spatial interpolation method for soil texture in an agricultural field performed in Poland, evaluation of spatial interpolation techniques for mapping the agricultural properties of the upper soil layer in Crete done on the island of Crete, then comparison of GIS-based interpolation methods for spatial the distribution of organic carbon in the soil cultivated in India and finally a comparison of the precision kriging interpolation between the grid sampling scheme and the simple random sampling scheme for precision agriculture investigated in southwest China.

**Keywords:** interpolation, kriging, spline, IDW, GIS, precision agriculture

## **TEMELJNA DOKUMENTACIJSKA KARTICA**

**Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku**

**Diplomski rad**

**Fakultet agrobiotehničkih znanosti Osijek**

**Sveučilišni diplomski studij, Mehanizacija**

Metode prostorne interpolacije i njihova primjena u poljoprivredi i zaštiti okoliša

Matija Samardžija

### **Sažetak:**

U radu su prikazane metode prostorne interpolacije i njihova primjena u poljoprivredi i zaštiti okoliša. U prvom dijelu rada opisan je kriging te njegove metode i načini krigranja u ArcGIS pro programu. Inverzna ponderirana udaljenost opisana je općenito te je obrađen način kako se može koristiti i kada se može koristiti. Također je obrađen tip spline te njegove metode. Drugi dio rada čine četiri znanstvena rada u kategoriji poljoprivrede i zaštite okoliša. Radi se o točnosti predviđanja odabrane metode prostorne interpolacije za teksturu tla na poljoprivrednom polju koje je izvršeno u Poljskoj, procjena tehnika prostorne interpolacije za mapiranje poljoprivrednih svojstava gornjeg sloja tla na Kreti odrađeno na otoku Kreti, zatim usporedba interpolacijskih metoda temeljenih na GIS-u za prostornu raspodjelu organskog ugljika u tlu koji je obrađeno u Indiji i na kraju usporedba preciznosti kriging interpolacije između sheme uzorkovanja mreže i jednostavne sheme slučajnog uzorkovanja za preciznu poljoprivredu istraženo u jugozapadnoj Kini.

**Rad je izrađen pri:** Fakultet agrobiotehničkih znanosti Osijek

**Mentor:** prof. dr. sc. Mladen Jurišić

**Broj stranica:** 57

**Broj grafikona i slika:** 31

**Broj tablica:** 9

**Broj literaturnih navoda:** 27

**Broj priloga:** 0

**Jezik izvornika:** hrvatski

**Ključne riječi:** interpolacija, kriging, spline, IDW, GIS, precizna poljoprivreda

**Datum obrane:**

**Stručno povjerenstvo za obranu:**

1. izv.prof.dr.sc. Ivan Plaščak , predsjednik
2. prof. dr. sc. Mladen Jurišić, mentor
3. mag.ing.geodet. Dorijan Radočaj, član

**Rad je pohranjen u:** Knjižnica Fakulteta agrobiotehničkih znanosti Osijek, Sveučilišta Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku, Vladimira Preloga 1

## **BASIC DOCUMENTATION CARD**

**Josip Juraj Strossmayer University of Osijek**

**Graduate thesis**

**Faculty of agrobiotechnical sciences Osijek**

**University Graduate Studies, Mechanization, course Mechanization**

Spatial interpolation methods and their application in agriculture and environmental protection

Matija Samardžija

### **Abstract:**

The paper presents methods of spatial interpolation and their application in agriculture and environmental protection. The first part of the paper describes kriging and its methods and ways of kriging in the ArcGIS program. The inverse weighted distance is described in general terms and how it can be used and when it can be used is discussed. The type of spline and its methods were also treated. The second part of the paper consists of four scientific papers in the category of agriculture and environmental protection. It is about the accuracy of predicting the chosen spatial interpolation method for soil texture in an agricultural field performed in Poland, evaluation of spatial interpolation techniques for mapping the agricultural properties of the upper soil layer in Crete done on the island of Crete, then comparison of GIS-based interpolation methods for spatial the distribution of organic carbon in the soil cultivated in India and finally a comparison of the precision kriging interpolation between the grid sampling scheme and the simple random sampling scheme for precision agriculture investigated in southwest China.

**Thesis performed at:** Faculty of agrobiotechnical sciences Osijek

**Mentor:** Prof. Dr. Mladen Jurišić

**Number of pages:** 57

**Number of figures:** 31

**Number of tables:** 9

**Number of references:** 27

**Number of appendices:** 0

**Original in:** Croatian

**Keywords:** interpolation, kriging, spline, IDW, GIS, precision agriculture

**Thesis defended on date:**

### **Reviewers:**

1. Assoc. Prof. Ivan Plaščak, chairman
2. Prof. Dr. Mladen Jurišić, mentor
3. MSc Dorijan Radočaj, member

**Thesis deposited at:** Library Faculty of Agrobiotechnical Sciences Osijek, Josip Juraj Strossmayer University of Osijek, Vladimira Preloga 1