

SPAȚIALIZAREA PRECIPITAȚILOR FOLOSIND REGRESIA ȘI KRIGINGUL REZIDUAL ÎN CADRUL S.I.G.

*Patriche Cristian -Valeriu

Prin **interpolare spațială** se înțelege *un ansamblu de metode pe baza cărora se pot estima valorile unei variabile în punctele în care nu există informație, pe baza valorilor cunoscute din alte puncte, situate în cadrul aceleiași suprafețe de studiu.* Scopul interpolării este, prin urmare, acela de a transforma reprezentarea spațială discretă a unei variabile într-o reprezentare spațială continuă.

Tabelul 1. Clasificarea metodelor de interpolare

Criteria	Grupe de metode	Exemple de metode
Posibilitatea estimării erorilor introduse de procesul interpolării	Deterministe Nu permit estimarea erorilor	media mobilă ponderată, spline, poligoane Thiessen-Voronoi, metoda rețelei neregulate de triunghiuri
	Stocastice Permit estimarea erorilor	regresie, analiza suprafeței de tendință, kriging
Extinderea spațială a valorilor pe baza cărora se realizează interpolarea	Globale Utilizează toate datele disponibile din regiunea de interes	regresie, analiza suprafeței de tendință
	Locale Utilizează doar valorile din vecinătatea punctului de interpolat	media mobilă ponderată, spline, poligoane Thiessen-Voronoi, metoda rețelei neregulate de triunghiuri, kriging
Păstrarea/modificarea valorilor în punctele cunoscute	Interpolatori aproximativi Modifică valorile în punctele cunoscute	regresie, analiza suprafeței de tendință
	Interpolatori exacti Păstrează valorile în punctele cunoscute	media mobilă ponderată, spline, poligoane Thiessen-Voronoi, metoda rețelei neregulate de triunghiuri, kriging
Caracterul continuu/discontinuu al reprezentării spațiale rezultate	Interpolatori discreți Output discret (discontinuu)	poligoane Thiessen-Voronoi
	Interpolatori continui Output continuu	regresie, analiza suprafeței de tendință, media mobilă ponderată, spline, metoda rețelei neregulate de triunghiuri, kriging

* Colectivul de Geografie al Academiei Române, Filiala Iași

Există o gamă destul de largă de metode de interpolare care pot fi utilizate în scopul spațializării informației climatice, diferite prin concepție și complexitate, acestea putând fi grupate după criterii variate (tabelul 1).

O abordare recentă în interpolarea climatologică o constituie aplicarea diferențiată a metodelor de interpolare în funcție de tipul situației sinoptice sau tipul circulației atmosferice, incluzându-se astfel rolul factorului dinamic. Un exemplu în acest sens ne oferă Tveitto O. E. (2002) pentru temperaturile medii zilnice din sudul Norvegiei.

Metodologie

Metoda regresiei

Este o metodă globală de interpolare care determină valorile în punctele necunoscute prin cuantificarea legăturilor dintre variabila analizată și factorii potențial explicativi cu variabilitate spațială cunoscută:

$$\hat{y} = a + \sum_{i=1}^n b_i \cdot x_i \pm \varepsilon$$

unde:

- y - variabila dependentă;
- x_i - variabilele independente;
- n - numărul variabilelor independente;
- a - termenul liber;
- b_i - coeficienții de regresie parțială;
- ε - eroarea standard de estimare a variabilei dependente.

Determinarea termenului liber și a coeficienților de regresie parțială se bazează pe condiția, anterior menționată, de *minimizare a varianței reziduale* pe care trebuie să o îndeplinească ecuația de regresie:

$$\sum_{j=1}^N (y_j - \hat{y}_j)^2 = \sum_{j=1}^N (y_j - a - \sum_{i=1}^n b_i \cdot x_i)^2 : \min$$

unde:

- y_j - valorile reale ale variabilei dependente;
- \hat{y}_j - valorile calculate ale variabilei dependente;
- N - numărul observațiilor.

În categoria factorilor explicativi pot intra numeroase variabile, precum: altitudinea, latitudinea, longitudinea, panta, expoziția, energia de relief, utilizarea terenului, distanța față de suprafețe acvatice importante etc. Indispensabilă este însă exprimarea numerică a tuturor acestor variabile.

Validarea modelului de regresie multiplă presupune testarea normalității reziduurilor, testarea semnificativității statistice a coeficientului de corelație multiplă, a coeficienților de regresie parțială (standardizați) și termenului liber sau a

coeficienților de corelație parțială, precum și calcularea erorii standard a estimării. De asemenea, este necesară testarea *coliniarității* între variabilele independente (existența intercorelațiilor semnificative) și eliminarea sau minimizarea acesteia, în caz că există.

Minimizarea efectului generat de intercorelarea predictorilor poate fi realizată prin integrarea *pas cu pas* a acestora în ecuația de regresie. De asemenea, se poate proceda la aplicarea *analizei componentelor principale* asupra variabilelor explicative pentru a condensa efectul acestora la nivelul unor noi variabile sintetice, necorelate, eliminându-se astfel complet efectul nedorit al coliniarității.

Normalitatea reziduurilor este esențială dacă dorim interpolarea ulterioară a acestora prin kriging. Existența unei discrepante evidente între distribuția reziduurilor și distribuția normală poate indica fie influența unui factor care nu a fost integrat în modelul regresiei, fie neliniaritatea relațiilor dintre predictorii și variabila dependentă.

Avantajul principal al abordării problemei spațializării informației climatice pe baza regresiei multiple constă în *cuantificarea* rolului factorilor explicativi în condiționarea variabilității spațiale a parametrului climatic în cauză. Efectul acestora este, în consecință, *explicit*. Dezavantajele constau în *netezirea* variației spațiale reale, cu modificarea valorilor reale, din punctele cunoscute, în funcție de relația causală identificată. De asemenea, interpolatorii globali nu sunt capabili să redea anomalii în distribuția spațială a parametrului climatic analizat și necesită un număr relativ mare de puncte (stații, posturi) pentru identificarea unei relații cauzale statistic semnificative.

În consecință, abordarea globală pe baza regresiei este adecvată în cazul elementelor climatice cu variabilitate spațială mai redusă și predictibilitate spațială mai ridicată (temperatura, umezeala aerului, durata de strălucire a Soarelui etc.), care depind, într-o mai mare măsură, de factorii radiativi.

Dintre numeroasele modele de regresie aplicate în climatologie amintim **modelul PRISM (Precipitation-elevation Regression on Independent Slopes Model)**, dezvoltat de *Daly et. al* (1994) în scopul spațializării precipitațiilor anuale și lunare din regiuni cu topografie complexă. Acesta presupune utilizarea modelului numeric al altitudinii și a unei tehnici glisante pentru generarea unor fațete topografice individuale, ulterior determinându-se ecuațiile de regresie precipitații – altitudine pe baza datelor disponibile din cadrul acestor fațete.

Kriging

Sub denumirea de kriging sunt cunoscute mai multe metode de interpolare spațială, dezvoltate inițial în cadrul geologiei pentru analiza spațială a zăcămintelor aurifere (*Matheron G.*, 1971), motiv pentru care acestea mai sunt denumite și **metode geostatistice**.

Kriging-ul pleacă de la presupunerea că valorile unei variabile spațiale sunt *autocorelate* pe distanțe mici. Cu alte cuvinte, în jurul unui anumit punct, valorile din punctele apropiate vor fi asemănătoare celei din punctul central, diferențele crescând proporțional cu distanța față de acesta.

Existența autocorelației spațiale poate fi verificată prin calcularea *semivarianțelor* valorilor separate de distanțe tot mai mari. Pentru un set de valori $Z(x_i)$, localizate în punctele x_i , definite prin perechi de coordonate (x,y) , semivarianța valorilor separate de distanța h este:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} (Z_i - Z_{i+h})^2$$

unde:

- $\gamma(h)$: semivarianța valorilor separate de distanța h ;
- Z_i : valorile variabilei în punctele de coordonate x_i ;
- Z_{i+h} : valorile variabilei în punctele situate la distanța h (de coordonate x_{i+h})

față de punctele de coordonate x_i ;

- $N(h)$: numărul punctelor situate la distanța h .

Reprezentarea grafică a semivarianțelor punctelor separate de distanțele $h, 2h, 3h$ etc., poartă denumirea de *semivariogramă*. Semivariograma brută, rezultată prin aplicarea relației de mai sus, este denumită *semivariogramă experimentală*.

Dacă autocorelația spațială a valorilor în jurul punctului central există, atunci funcția semivariogramei este crescătoare, deoarece, punctele apropiate fiind similare, semivarianțele corespunzătoare distanțelor mici sunt reduse. Cu cât ne îndepărtăm de punctul central, cu atât similaritatea valorilor se estompează, ceea ce se traduce printr-o creștere progresivă a semivarianțelor corespunzătoare distanțelor mari. La o anumită distanță de punctul central (*distanța maximă de autocorelare*), creșterea semivarianței devine nulă sau tinde la zero, ceea ce marchează dispariția autocorelației spațiale. Prin urmare, această distanță reprezintă raza cercului cu centrul în punctul de valoare necunoscută, în interiorul căruia se situează punctele ale căror valori pot fi utilizate în procedura de interpolare.

Pentru $h = 0$, valoarea semivarianței reprezintă *efectul de zgomot* (*semivarianța aleatoare, neexplicată*). Mărimea zgomotului este invers proporțională cu precizia estimărilor realizate prin metoda kriging.

Semivariograma experimentală trebuie ajustată cu o *semivariogramă standard* (*teoretică*), sau cu o combinație de acestea. Dintre semivariogramele standard, mai frecvent utilizate sunt cele sferice și exponențiale (figura 3):

- *Modelul sferic:*

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1.5 \frac{h}{a} - 0.5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right]$$

- *Modelul exponențial:*

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - e^{-\left(\frac{3h}{a} \right)} \right]$$

În ecuațiile de mai sus, parametrul C_0 indică semivarianța aleatoare (*nugget*), parametrul α reprezintă distanța până la care există autocorelație între valori (*range*), iar C_s este semivarianța asociată distanței maxime de autocorelație (*sill*).

Sunt și alte tipuri de semivariograme standard care pot fi ajustate semivarianțelor experimentale: modelul liniar, putere, gaussian, De Wijsian.

Dacă presupunerea privind existența autocorelației spațiale este adevărată, atunci putem proceda la interpolarea valorilor în punctele necunoscute, folosind una sau alta dintre metodele kriging.

În cazul **kriging-ului simplu**, valoarea necunoscută se estimează ca medie ponderată a valorilor din punctele învecinate:

$$Z(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(x_i) \pm \varepsilon$$

unde:

- $Z(x_0)$: valoarea estimată;
- $Z(x_i)$: valorile din punctele învecinate;
- λ_i : coeficienți de ponderare, care trebuie să îndeplinească condiția:

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i = 1$$

- ε : eroarea standard a estimării.

Determinarea coeficienților de ponderare se realizează astfel încât să fie îndeplinite două condiții:

- suma diferențelor dintre valorile reale și valorile estimate să fie zero;
- suma pătratelor diferențelor dintre valorile reale și valorile estimate să fie minimă.

Aplicând *procedura Lagrange* de minimizare, se obține *sistemul de ecuații kriging*, din care pot fi determinate valorile coeficienților de ponderare:

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i, x_j) + \phi = \gamma(x_j, x_0) \text{ pentru orice } j$$

unde:

- $\gamma(x_i, x_j)$: semivarianța calculată pe baza tuturor valorilor din eșantion;
- $\gamma(x_j, x_0)$: semivarianța dintre punctul cu valoare necunoscută x_0 și celelalte puncte din eșantion;
- ϕ : multiplicator Lagrange, necesar pentru minimizare.

În formă dezvoltată, expresia de mai sus este echivalentă cu:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i, x_1) + \phi &= \gamma(x_1, x_0) \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i, x_2) + \phi &= \gamma(x_2, x_0) \\ &\dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i, x_N) + \phi &= \gamma(x_N, x_0) \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i &= 1 \end{aligned}$$

Pentru fiecare valoare estimată, incertitudinea implicată în procesul de interpolare poate fi cuantificată prin calcularea *varianței estimate*:

$$\hat{\sigma}_e^2 = \sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i, x_0) + \phi$$

Cu cât varianța estimată este mai mare, cu atât incertitudinea interpolării crește. Adesea, pentru a aprecia verosimilitatea valorilor interpolate, varianța estimată se reprezintă cartografic, în cadrul ariei de interes. Mai frecvent, în acest scop se utilizează *deviația standard (eroarea standard a estimării)*, obținută prin extragerea radicalului, deoarece aceasta este direct comparabilă cu valorile variabilei studiate, prezentând aceleași unități de măsură.

Cele prezentate până acum, inclusiv exemplul de calcul, sunt valabile în cazul **tipului simplu de kriging**. Acesta se caracterizează prin faptul că se aplică direct datelor brute, netransformate. În afara krigingului simplu, există numeroase alte tipuri pe care le menționăm succint în cele ce urmează.

Krigingul ordinar: diferă de krigingul simplu prin faptul că se aplică asupra reziduurilor obținute din îndepărtarea mediei aritmetice.

Krigingul cu model de tendință (rezidual, universal): este o metodă hibridă, în sensul că îmbină o metodă de interpolare globală (regresie multiplă) cu una de interpolare locală (kriging). Într-o primă etapă este determinată tendința spațială a variabilei analizate prin aplicarea regresiei multiple, după care aceasta este extrasă din valorile inițiale. Urmează interpolarea reziduurilor prin aplicarea metodologiei kriging (kriging ordinar), după care reziduurile interpolate se adaugă tendinței spațiale, rezultând reprezentarea spațială a variabilei analizate.

Acest tip de kriging este considerat cel mai adecvat pentru interpolarea climatologică, cu deosebire în cazul precipitațiilor.

Cokriging: incorporează efectul unei variabile auxiliare (ex: altitudinea). Această integrare face procedura de interpolare deosebit de laborioasă, fiind necesară obținerea semivariogramei variabilei auxiliare și a cross-semivariogramei variabilei de interpolat – variabilă auxiliară:

$$\gamma_{\text{kr}}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} (Z_i - Z_{i+h})^2 \cdot (Y_i - Y_{i+h})^2$$

Krigingul cu drift extern: include, de asemenea, o variabilă auxiliară în procedura de interpolare, însă ca o cantitate deterministă. În consecință, procedura de interpolare este mai simplă comparativ cu cokriging-ul prin faptul că nu mai este necesară determinarea semivariogramei variabilei auxiliare și cross-semivariogramei.

Metoda Aurelhy (Analysis Using the Relief for Hydrometeorology): dezvoltată de METEO-FRANCE (Benichou P., Le Breton O., 1986; Benichou P., 1987), este în fapt un kriging rezidual însă mult mai complicat. Complexitatea rezultă din prima etapă a krigingului rezidual, aceea de cuantificare a tendinței spațiale. În cazul metodei Aurelhy, se aplică analiza componentelor principali asupra modelului numeric al altitudinii, în cadrul unei ferestre glisante, pentru a condensa informația despre topografia locală. Ecuația de regresie folosită utilizează 16 predictorii, respectiv scorurile primilor 15 componente principali, la care se adaugă altitudinea medie din centrul ferestrei glisante. Reziduurile, calculate ca diferență între valorile reale și cele calculate prin regresie, sunt ulterior interpolate prin kriging și apoi adăugate tendinței spațiale.

O variantă ușor diferită, propusă de Göbell *et. al* (1998), presupune înlocuirea ferestrei rectangulare cu una circulară divizată într-un cerc central și câteva straturi concentrice exterioare, în scopul reducerii numărului de variabile topografice fără pierdere importantă de informație.

Utilizarea krigingului în scopul spațializării parametrilor climatici prezintă avantajul de a păstra ca atare valorile în punctele cunoscute (stații, posturi) și de a reda *anomalii spațiale* (ex: „insule” de temperatură mai ridicată în zonele cu procese de föehnizare a maselor de aer). Pe de altă parte, interpolatorii locali nu explică distribuția spațială a parametrului analizat, neincluzând în relațiile de calcul potențialii factori cauzali. Efectul acestora este, prin urmare, *implicit*.

În consecință, metodele locale de interpolare sunt mai adecvate în cazul elementelor și fenomenelor climatice cu variabilitate spațială mai ridicată și predictibilitate spațială mai redusă (precipitații, vânturi, diferite fenomene atmosferice), care depind, în bună măsură de factorul dinamic.

Cea mai bună abordare este probabil una mixta, care să îmbine interpolatorii globali și locali (ex: **kriging-ul rezidual**).

Date de intrare

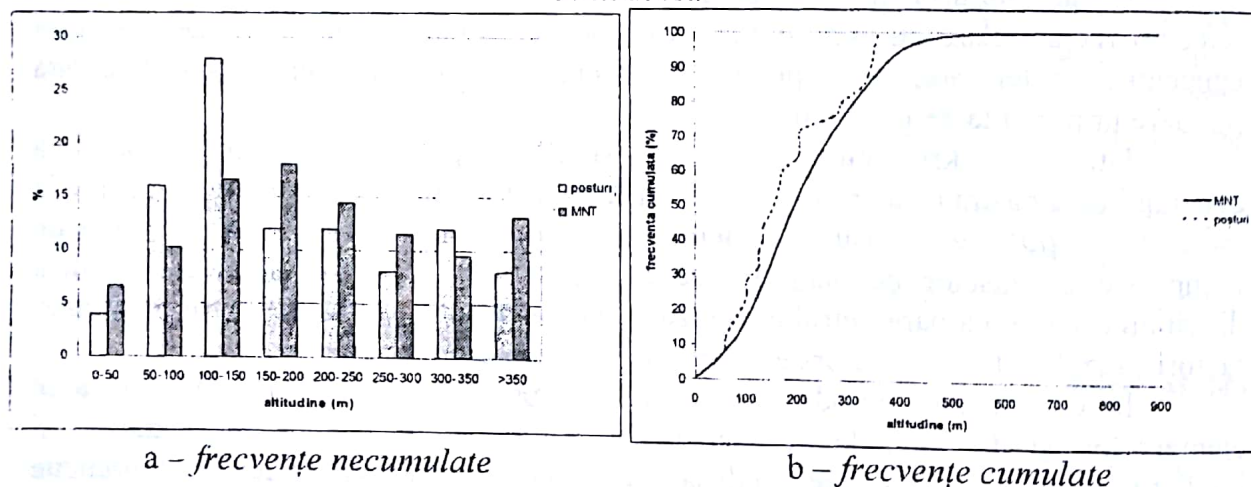
Aplicația de față vizează spațializarea precipitațiilor medii anuale din estul României, regiunea de studiu suprapunându-se în cea mai mare parte Podișului și Subcarpaților Moldovei (31959km²). În acest scop s-au utilizat valorile medii anuale ale precipitațiilor atmosferice pentru intervalul 1962-1992 înregistrate la 28 de posturi pluviometrice, 3 dintre acestea fiind situate în afara ariei de spațializare (Poiana

Stampeii, Rarău, Ceahlău Sat), integrarea acestora fiind însă necesară pentru a surprinde mai corect influența factorului altitudine.

Variabilele explicative utilizate în modelul regresiei multiple pas cu pas sunt altitudinea, latitudinea și longitudinea. Pentru spațializarea efectului altitudinii s-a utilizat un model numeric derivat dintr-un MNT global elaborat de Servciul Geologic al SUA (USGS) reeșantionat la rezoluția de 500x500m.

Reprezentativitatea posturilor pluviometrice în raport cu predictorii poate fi evaluată prin compararea frecvențelor valorilor predictorilor pe ansamblul regiunii cu frecvențele asociate posturilor pluviometrice (figura 1). Remarcăm o mai slabă reprezentativitate a posturilor pluviometrice la altitudini mai mari (150-300m și peste 350m), unde frecvența altitudinală asociată acestora este cu 2,5-6% mai redusă în raport cu frecvența reală a altitudinilor din acest palier, fapt ce sugerează posibilitatea ca modelul de regresie să nu surprindă corect relația precipitații-altitudine în acest interval. Totuși, aceste diferențe sunt relativ reduse, principalul aspect deficitar fiind lipsa stațiilor la altitudini mai mari de 360m, care reprezintă 13% din suprafața regiunii.

Figura 1. Evaluarea reprezentativității posturilor pluviometrice în raport cu altitudinea



Rezultate

Soluția optimă a derivată din analiza de regresie multiplă progresivă este asociată pasului 1, altitudinea fiind singura variabilă semnificativ corelată cu precipitațiile medii anuale:

$$P_{an} = 502,67 + 0,2745 ALT \pm 52,14$$

$$p < 0,01 \quad 0,01$$

$$R = 0,86 \rightarrow R^2 = 0,74, \quad p < 0,01$$

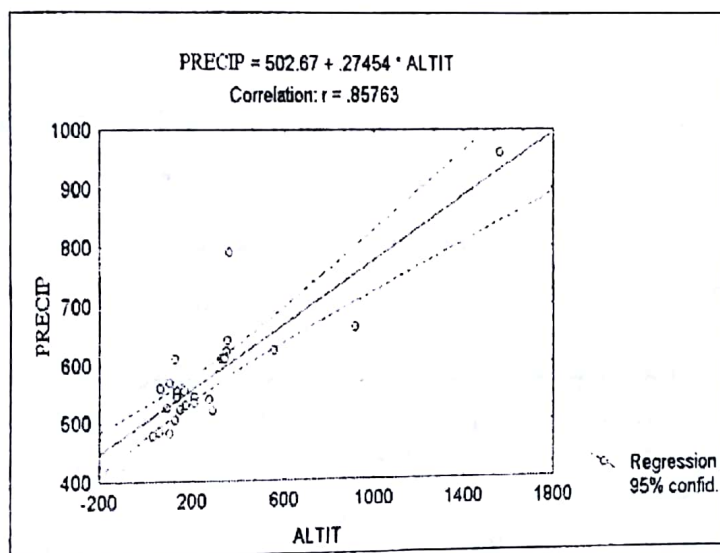
Ecuția de regresie relevă explicarea variației spațiale a precipitațiilor în proporție de 74%, cu o eroare standard de $\pm 52,14$ mm / an. Dependența precipitațiilor de altitudine este directă, gradientul pluviometric vertical estimat fiind de 27,4 mm /

100m. Creșterea precipitațiilor cu altitudinea se explică prin intensificarea proceselor de condensare-precipitare, în urma ascensiunii aerului pe flancurile formelor de relief pozitive. Pe de altă parte, umezeala absolută a aerului crește, la umezeala inițială adăugându-se un aport semnificativ datorat evapotranspirației actuale crescute, la nivelul cuverturii vegetale predominant forestiere.

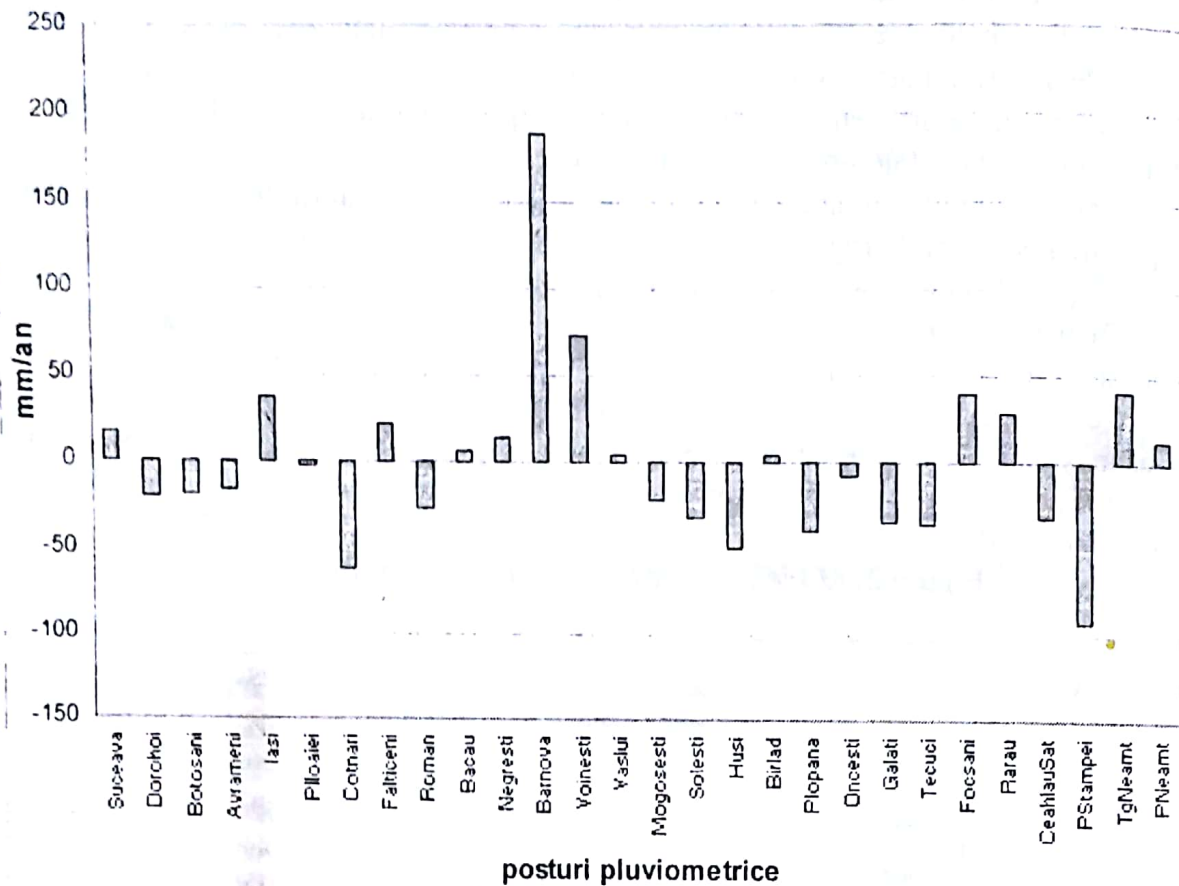
Valoarea medie anuală a precipitațiilor, la nivelul regiunii de studiu, calculată prin aplicarea ecuației de regresie de mai sus, este de 560,4mm / an. Valorile oscilează între 502,9 și 751,6mm / an, cu o deviație standard de 31,3mm / an.

Distribuția frecvențelor prezintă o pronunțată asimetrie de stânga, clasa modală, de 540-560mm / an, deținând o frecvență de 26%. Valorile sub 520mm / an caracterizează doar 3,28% din suprafața regiunii, iar cele de peste 620mm / an, 3,35%. Terenurile situate la altitudini mai mici de 150m primesc, în medie, 530mm / an precipitații, în timp ce terenurile situate la altitudini mai mari, de peste 350m, primesc, în medie, 612mm/an.

Figura 2. Modelul regresiei precipitații – altitudine



a – relația precipitații-altitudine



b – reziduurile regresiei

Dacă gradul de explicare de 74% poate părea satisfăcător, o analiză sumară a distribuției reziduurilor regresiei ne contrazice (figura 2). Remarcăm în acest sens, cazul extrem al postului pluviometric Bârnova, unde precipitațiile sunt subestimate cu numai puțin de 188,8mm. Tot în această regiune se detașează și postul Voinești cu o subestimare de 72,3mm. La polul opus, se situează postul de la Poiana Stampei (-92,3mm), însă pentru regiunea de studiu maximum de supraestimare este asociat Cotnari (-62,7mm). Aceste constatări justifică ameliorarea spațializării precipitațiilor prin kriging rezidual.

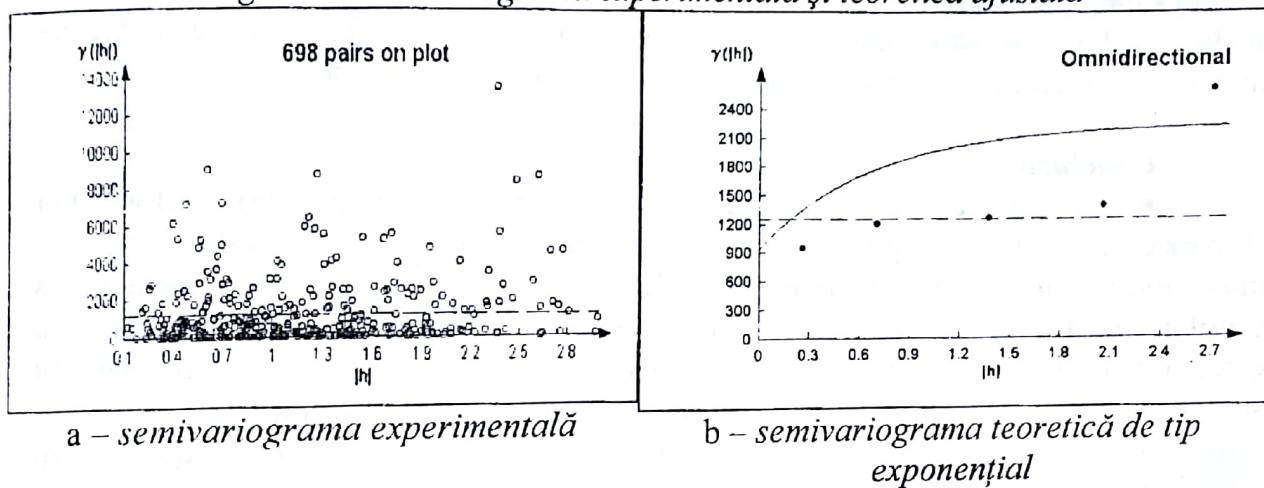
Interpolarea locală a reziduurilor s-a realizat prin kriging ordinar, fiind testate două ajustări, respectiv semivariogramele teoretice de tip exponențial și sferic. De asemenea, interpolările s-au realizat atât în TNTmips, cât și în cadrul unui soft specializat pe acest tip de modelare spațială, respectiv VARIOWIN, pentru a compara performanțele.

S-a constatat că modelul kriging cu semivariogramă exponențială este ușor superior celui cu semivariogramă sferică prin prisma erorilor standard medii, diferențele fiind însă neglijabile. Referitor la cel de-al doilea aspect, s-a constatat că, deși aplicarea krigingului în cadrul TNTmips prezintă avantajul de a fi mai rapidă,

parametrii modelului fiind determinați automat, interpolarea rezultată este ușor inferioară celei realizate cu ajutorul softului VARIOWIN. Deși diferențele de performanță, în acest caz, nu sunt semnificative, recomandăm totuși circumspecție în utilizarea softului TNTmips în acest scop, mai ales datorită faptului că, în cadrul acestuia, interpolarea prin kriging poate fi efectuată chiar și în cazul în care aceasta nu este posibilă teoretic (presupunerea care stă la baza modelului nu sunt îndeplinite).

În concluzie, s-a optat în final pentru spațializarea reziduurilor folosind krigingul ordinar cu semivariogramă teoretică exponențială și parametri (nugget, range, sill) determinați în VARIOWIN și ulterior introduși în modulul de analiză kriging din TNTmips (figura 3).

Figura 3. Semivariograma experimentală și teoretică ajustată

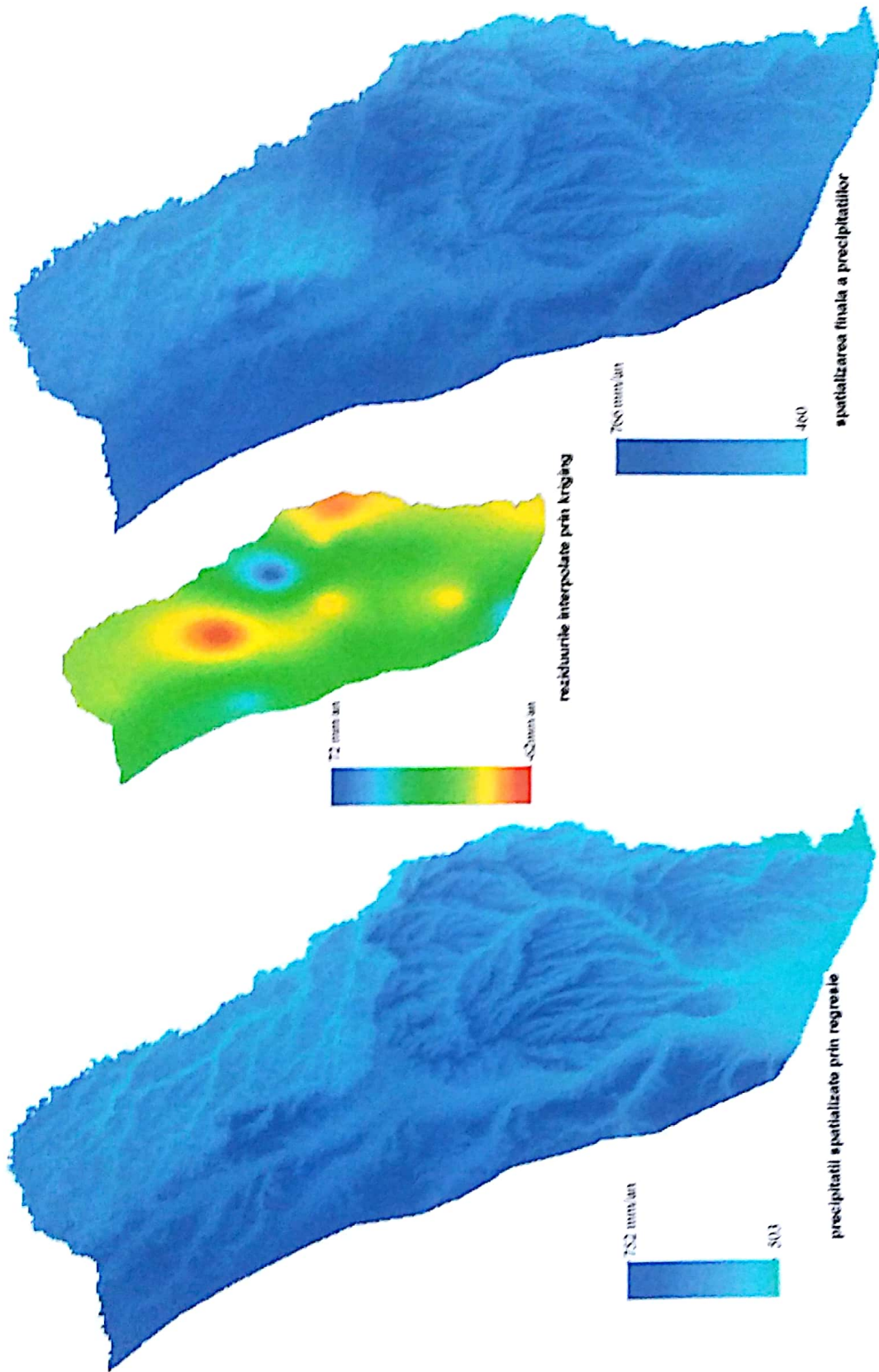


Trebuie menționat faptul că situația excepțională a precipitațiilor de la postul Bârnova, unde la 360m altitudine se înregistrează o medie anuală de 790mm precipitații, a trebuit să fie eliminată pentru a face posibilă modelarea kriging. Așa cum precizăm anterior, în această locație modelul regresiei este incapabil să explice o cantitate considerabilă de precipitații, respectiv 188,8mm.

Distribuția spațială a reziduurilor interpolate (figura 4) pune foarte clar în evidență o serie de zone cu „anomalii” pluviometrice, respectiv cu precipitații reale mai reduse decât cele estimate prin regresie (zona de foehnizare din Dealul Mare-mai reduse decât cele estimate prin regresie (zona de foehnizare din Dealul Mare-Hârlău, Depresiunea Elanului, cu caracter excesiv mai pronunțat), sau cu precipitații mai ridicate decât cele estimate (Coasta Iașilor în zona Depresiunii Bârnova-Voinești, cu potențare orografică a precipitațiilor, favorizată de energia mare a reliefului și orientarea spre vest, nord-vest).

Comparând rezultatele obținute prin regresie cu cele generate de modelarea mixtă prin kriging rezidual (figura 4), se remarcă o evidentă îmbunătățire a calității statistice a spațializării precipitațiilor medii anuale: eroarea standard a estimării se reduce de la 52mm/an la o medie de 23mm/an, valorile oscilând între 13,5 și 30,8mm/an, cu o deviație standard de 3,4mm/an.

Figura 4. Spatializarea precipitatilor atmosferice



Precipitațiile medii la nivelul regiunii studiate, rezultate prin aplicarea interpolării prin kriging rezidual, sunt de 553mm/an, prin urmare ceva mai scăzute decât precipitațiile determinate exclusiv pe baza regresiei, faptul denotând ușoara predominare pe ansamblu a zonelor cu precipitații supraestimate prin regresie (reziduuri negative), în raport cu cele subestimate (reziduuri pozitive). Remarcăm, de asemenea, o mai mare variabilitate spațială a valorilor interpolate prin kriging rezidual, reflectată de lărgirea ecartului maxim de variație (450-766mm/an) și creșterea deviației standard (41,3mm/an).

Distribuția frecvențelor păstrează asimetria pronunțată de stânga, valorile cele mai frecvente fiind însă situate în intervalul 520-540mm / an (21%). Valorile sub 500mm / an, respectiv cele mai mari 620mm / an, caracterizează fiecare în parte cca 7% din suprafața regiunii. Terenurile situate la altitudini mai mici de 150m primesc, în medie, conform acestei spațializări, 518mm / an precipitații, în timp ce terenurile situate la altitudini mai mari de 350m, primesc, în medie, 618mm/an.

Concluzii

- Abordarea pe baza regresiei a problemei spațializării informației climatice, în general și a precipitațiilor în particular, este afectată încă de la început, într-o măsură mai mare sau mai mică, de reprezentativitatea necorespunzătoare a stațiilor / posturilor în raport cu predictorii analizați. Aceasta poate fi evaluată prin compararea distribuției frecvențelor valorilor predictorilor pe ansamblul regiunii studiate cu cele asociate stațiilor meteorologice / posturilor pluviometrice.

- Abordarea mixtă, pe baza krigingului rezidual, a problemei spațializării precipitațiilor generează rezultate mai realiste decât modelul regresiei, având în vedere variabilitatea spațială mare a acestui parametru climatic, însă este necesară aprofundarea componentei regresive, care în acest context are valență de componentă deterministă, prin includerea a noi factori explicativi în ecuație (orientarea, energia versanților, natura vegetației etc.). Metoda prezintă avantajul de a pune în evidență „anomalii” spațiale ce nu pot fi redată prin intermediul unui interpolator global, asociate ariilor de foehnizare, potențare orografică a precipitațiilor sau cu ariditate mai accentuată datorită poziției geografice.

- Deși mult mai laborioasă comparativ cu alți interpolatori locali, utilizarea krigingului prezintă avantajul de a fi conceptual superioară, prin estimarea valorilor pe baza autocorelației spațiale, permițând totodată estimarea erorilor.

- Modelul kriging determinat automat în cadrul TNTmips nu este întotdeauna cel mai adecvat, fapt ce impune utilizarea unui program specializat pentru derivarea parametrilor kriging.

Bibliografie

1. Apetrei M., Groza O., Grasland C. (1996) – *Elemente de statistică cu aplicații în geografie*, Edit. Univ. „Al. I. Cuza” Iași.

2. Anselin L. (2003) *An introduction to variography using Variowin*, University of Illinois.
3. Burrough P. A., McDonnell R. A. (1998) – *Principles of Geographical Information Systems*, Oxford University Press.
4. Dobesch H., Tveito O.E., Bessemoulin P. (2002) *Geographic Information Systems in Climatological Application*, project no. 5/ECSN, report no. 13/01, DNMI, Oslo.
5. Erhan E., *Considerații privind resursele climatice ale Moldovei*, Lucrările Seminarului geografic D. Cantemir, Iași, no 19-20, 2001, p. 211-226.
6. Johnston R. J. (1978) – *Multivariate Statistical Analysis in Geography*, Longman, New York.
7. Patriche C. V. (2003) – *Abordarea pe baze statistice a problemei spațializării informației climatice*, vol. *Indici și metode cantitative utilizate în climatologie*, coord. Sorin Cheval, Edit. Univ. din Oradea.
8. Patriche C. V. (2004) – *Considerații privind abordarea statistică și geoinformațională a cartografiei tematice în climatologie*, Lucr. Simpoz.: „Sisteme Informaționale Geografice”, nr. 10, supliment al An. Șt. Univ. „Al. I. Cuza” Iași, tom L, s. II c., Geogr.
9. Patriche C. V. (2005) – *Podișul Central Moldovenesc dintre râurile Vaslui și Stăvnic – studiu de geografie fizică*, Edit. „Terra Nostra” Iași.
10. Pebesma E.J., C.G. Wesseling – *Gstat, a program for geostatistical modelling, prediction and simulation*, Computers and Geosciences, 24(1):17-31, 1998.
11. Rădoane M., Rădoane N., Ichim I., Dumitrescu Gh., Ursu C. (1996) – *Analiza cantitativă în geografia fizică*, Edit. Univ. „Al. I. Cuza” Iași.
12. Tveito O. E., Schöner W. (editors, 2001). *Applications of spatial interpolation of climatological and meteorological elements by the use of geographical information systems (GIS)*, report no. 1/WG2 Spatialisation/ COST-719, DNMI, Oslo.
13. * * * (1961) – *Clima Republicii Populare Române. Vol. II. Date climatologice*, I.M. București.
14. * * *, *Anuare meteorologice*, București, I.M., 1962-1972.
15. * * *, *Tabelele meteorologice TM-11, TM-12*, Iași, CMRM, 1973-1992.
16. * * * (2000) – *Reference Manual for the TNT products V6.4*, Lincoln, MicroImages Inc.