

ПРИЛОЖЕНИЕ НА М-ФАКТОРНИЯ КРИГИНГ ПРИ РЕДУЦИРАНЕ НА НЕСТАЦИОНАРНИТЕ ЕФЕКТИ, ВЛИЯЕЩИ НА ПРОСТРАНСТВЕНИТЕ ДАННИ

Светлозар Бакърджиев, Камен Попов, Димитър Бакърджиев, Калин Русков

Минно-геоложки университет "Св. Иван Рилски" 1700 София; zarcobak@mgu.bg

РЕЗЮМЕ. М-факторният кригинг има възможност за изява на нестационарните ефекти в пространствените данни. Тази иновативна технология е приложима при изявата на обекти чрез цифровата обработка спектрални космически и аеро изображения. Този вид кригинг дава по-добри възможности при геостатистическия процес на филтриране на данните. Като резултат сигналът и шумът се по-добре разделени. Това се илюстрира при прилагането на М-факторния кригинг за редуцирането на шумът, резултат от атмосферната динамика. При оптимизацията параметрите на геостатистическия модел, М-факторния кригинг гарантира по-добра съвместимост геостатистическия модел и данните. В изявената структура на разпределение на шума може да има нестационарни области породени например от сигналната абсорбция, геоложката структура, пространствената вариация на отношението сигнал към шум, отразени в геометричните отношения на шума. В тази работа се въвежда М-факторния кригинг (техника на плъзгащото се средно в геостатистиката) в геостатистическите модели, в което се отчитат нестационарни ефекти при дистанционните методи за обработка и интерпретация на космически и аеро изображения.

USING THE M-FACTORIAL KRIGING FOR REDUCE NONSTATIONARY EFFECTS AFFECTING TO SPATIAL DATA

Svetlozar Bakardjiev, Kamen Popov, Dimitar Bakardjiev, Kalin Rouskov

University of Mining and Geology "St. Ivan Rilski", 1700 Sofia; zarcobak@mgu.bg

ABSTRACT. M-Factorial Kriging approach enables to capture nonstationary effects affecting spatial data. This innovative approach, which can be applied on remote sensing technology – digital processing of space and aero images. M-Factorial Kriging models ensure a better efficiency of the resulting geostatistical filtering process. As a consequence, signal and noise are better separated. This is illustrated by applying M-Factorial Kriging to reduce a noisy result of atmospheric dynamics. By optimizing spatially varying model parameters, M-GS guarantees a better adequacy between geostatistical model and data. In the framework of noise attenuation issues, sources of non-stationarity relate for example to signal absorption, geological structuration, spatial variations of signal-to-noise ratio or varying geometrical features of noise. In this article we introduce M-Factorial Kriging models (Moving average techniques in geostatistics), which allow accounting for non-stationary effects that are encountered within remote sensing data sets.

Въведение

През последното десетилетие в дистанционните методи, се появиха опити за геостатистическо филтриране на различни видове пространствени данни, най-често това са спътникови спектрални снимки, имащи различен оперативен контекст. За съжаление, първите опити за директно прилагане на обикновения, т.нар. Факторен кригинг към тези данни се оказа не особено ефективно, тъй като получените решения често се основават на предположението за стационарност, като основна случайна функция, което ограничава тяхната ефективност, особено когато се изучават големи площи – стотици и повече квадратни километра, в които са налице сложни структурни модели. В тази статия ще се въведат М-Факторните кригинг модели, които позволяват да се отчитат пространствени структури, които са срещани в спектралните набори от данни. В рамките на филтрирането на шума спадат източниците на не-стационарност, като например неусвояване на сигнал,

трудности при геоложкото структуриране, пространствени вариации на съотношението сигнал-шум или различни "лъжливи" геометрични характеристики на шум.

Теория

Предлаганата по-долу теория на спектралния анализ е предназначена за по-широк кръг от специалисти, които не са математици, т.е. много от математически методи, ползвани за обработка на спектралните изображения са представени на чисто идейно ниво, почти без използване на формули, но при желание и необходимост математическата теория може да бъде намерена в цитираната литература. Прието е моделът на спектралния анализ да ползва някакъв корелационен коефициент за пресмятане на пространствената близост на наблюдения през равно разстояние в пространството, което се нарича се нарича автокорелация за "лаг" k . Стационарен спектър се нарича спектър, чиито автокорелации зависят само от лага, но не и от избора на наблюденията, или, с други

думи, това е спектър, за описанието на който е безразлично откъде ще започне да се анализира. Естествено и математическото очакване на наблюденията в един стационарен трябва да е постоянно. Това изискване не позволява наличие на тренд, например, линеен тренд, в спектъра. Предполагаме също така, че връзката между наблюденията (корелацията) намалява с отдалечаването им едно от друго. Въз основа на подобно предположение е създадената от Matheron (1973) теория на вариограмния анализ.

Задачата за оценка на параметрите на тренда в данните, съвпада със задачата на регресионния анализ, но в практически аспект, много рядко се казва, че такъв модел е адекватен – грешките се оказват зависими. Защо е така? За разлика от класическия регресионен анализ тук се търси модел (най-често това някакъв набелязан на земната повърхност обект) за поведението на един и същ обект. За стохастичните модели е характерно, че в грешката се включва влиянието на голям брой неотчетени фактори. При анализа на спектрални изображения, част от тях са присъщи на обекта, т.е. те се влияят през цялото време и се отразяват на всички наблюдения, най-често тези фактори са свързани с движението на въздушните маси в земната атмосфера и различното поведение на земната растителност по време на климатичните цикли. Това е главната причина за зависимостта. В моделите на спектъра се строят модели, които отчитат тази особеност. Така при оценяване на някакъв конкретен спектър f се налага да се използват методи, отчитащи и взаимната корелация на грешките. Това налага подробно да се изучават пространствените зависимости, различните й форми и прояви. На това е посветена математическата теория на случайните процеси.

Стандартен анализ на спектрите. Моделът, който стои в основата на стандартния анализ на спектрите, е наслагване на спектри. Главната задача е да се определят амплитудите и честотите на тези колебания. Прието е този тип задачи да се нарича спектрален анализ. Без да даваме точно определение на понятието спектър, тук ще отбележим само, че една съществена негова характеристика на спектъра е представянето на амплитудата на колебанията като функция от честотите. Особено пълно, този подход е представен в. Вторият подход е основан на понятието авторегресия — като предиктори се използват по-близо или по-далече разположени в пространството наблюдения. Тези два подхода са тясно свързани и е трудно да бъде намерена точна граница между тях. Тук ще се ограничим със представянето на теорията на спектралния анализ. Синоними на това понятие са “хармоничен анализ” и “честотен анализ”. По-обстойно, и математически издържано описание може да се намери в (Rue, Held, 2005).

Много по-удобна е техниката, наречена “трансформация на Фурие”, чрез която се проявяват всички, в общия случай, “скрити” съставлящи колебания. Всяко колебание, например за едномерния случай, се характеризира с три числа: честота, амплитуда и фаза, и се описва с тригонометричната функция $A \cdot \sin(W \cdot t + B)$. Амплитудата A показва максималното отклонение от

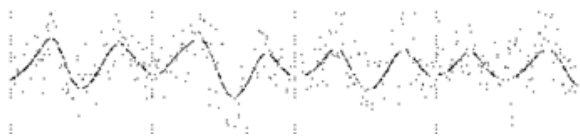
равновесното положение, W е честота на колебание, а фазата B — отклонението от нулата в началния момент. Алгоритмите за дискретно преобразование на Фурие позволяват изчисляването на амплитудите и фазите на колебания с честоти, кратни на минималната. Наборът от така получените амплитуди се нарича периодограма и е основа за статистическите методи в спектралния анализ. За съжаление в периодограмата е отразена твърде силно случайността на наблюденията. Оценките на отделните амплитуди в спектъра на реда — теоретичния набор от амплитуди, са неизместени и стават почти независими с увеличаване броя на наблюденията, но дисперсията им не намалява.

Пространствена автокорелационна функция

Зависимостта на пространствената автокорелация от лага се нарича пространствена автокорелационна функция. С други думи, моделът в спектралния анализ се задава с автоковариационната функция на реда $C(k) = E(X_h) \cdot X_{h+k}$. Този модел има еквивалентно представяне в спектрална форма. При това, теоретичният му спектър е непрекъсната функция и целта на спектралния анализ е оценка и интерпретация на този спектър. В частност спектърът на “белия шум” (поредача от независими наблюдения) е константа, а ковариацията му — нула (освен при $k=0$). Наличните в спектъра значими периодични колебания се отразяват в спектъра с големи стойности, в определени честоти (пикове). Състоятелна оценка за автокорелацията на стационарен спектър е извадъчната пространствена автокорелация — тя се пресмята като корелационен коефициент на наблюдения, с еднакво отместване.

По този начин, построяването на оценките на спектъра е възможно да става с помощта на пресмятането на локални вариограми, пресметнати по данни, попадащи в т. нар “плъзгащи се прозорци”, които традиционно се ползват при изглаждането на данните. От това следва, че основният начин да се направи от вариограмата статистически добра оценка за спектъра е изглаждането. Естествено това действие трябва да се прави внимателно. Не бива да забравяме, че основната цел на анализа е откриването в спектъра на различни нерегулярности, пикове и пр. Едно твърде силно изглаждане би заличило, разбира се, всички особености, които са предмет на анализа. Оценката на спектъра е твърде капризен инструмент, който в голяма степен зависи от верността на направените предположения. За нещастие, на практика, рядко можем да бъдем сигурни в тяхната вярност. Налага се многократно да се манипулира спектъра от данни, да се преобразува, докато се получат удовлетворителни резултати.

Филтрацията е операция, която произвежда нов спектър, всяка стойност на който, в дадено пространство е (една и съща) линейна функция от стойностите на изходния спектър. Свеждането спектъра чрез филтър до бял шум е не само добро описание, но и с успех може да се използва за идентификация на геоложки и други обекти. Понякога, най ефективни са най-простите диференчни филтри, една реализация на които е представена по-долу на фигура 1.



Фиг. 1. Филтър (плътната линия) и данните, по които е получен

Подходящо избраните филтри позволяват да се определи по точно спектъра от химически елементи, респективно минерали, които се намират на повърхността на релефа. Наличието линеен тренд в спектъра рязко повдига ниските честоти в спектъра и може да скрие най-интересното в него. Това прави отстраняването му задължително. Така със средствата на спектралния анализ може да се опише модела (I), като разлагането на спектъра в сума от детерминиран компонент и стационарен "шум".

При съвместното изследване на два спектъра, например спектри на еталони на скални разновидности и спектри от сателитни изображения, обикновено се поставя задачата за установяване на връзката помежду им. Както и в обикновената статистика, много често в това понятие не се влага причинно-следствен смисъл. В случая, трябва да се изясни доколко единият спектър е близък на другия и как. Влиянието в пространството вече не може да се опише така просто, както в обикновената регресия. Естествено е проявите на предиктора, в конкретно избрана област да оказват своето, в общия случай неизвестно, въздействие върху отклика, при това, с някакво не веднага установимо отместване. Главната задача е построяването на математически модел на изследвания обект и проверка на неговата правилност. Самият факт, че се изследват повече от един спектър, прави задачата нелесна. Към всеки от спектрите се налага да бъдат прилагани в пълна степен методите на едно- двумерния анализ и едва след това да се преминава към многомерния анализ. Голямо значение тук придобиват априорните ни знания за изследвания обект или явление, например хидротермална промяна на скалите. Действително, като се приложи към някакъв спектър, например линеен филтър, това, което се получава, също може да се разглежда като спектър. С други думи, в двумерния случай се търси този оптимален филтър на предиктора, който го прави максимално близък до отклика. При такъв филтър, приложен към спектъра, той ще даде остатък, максимално близък до бял шум. Веднъж получен и "одобрен от изследователя", **този филтър би могъл да се разглежда като модел на изследвания спектър**. Линеините филтри притежават забавното свойство инвертируемост, т.е. обратното преобразование на един линеен филтър е също линеен филтър. В някои програмни пакети за обработка на спектрални изображения от спътникови снимки, тази възможност се ползва за "калибриране" на филтъра към обработката на съответния спектър.

В двумерния случай, за целта служи крос спектъра на изследваните спектри. Тъй като в случая той е комплексна функция ще трябва да се изучава като две функции от честотата – предавателна функция и фаза. Първата функция има смисъл на коефициент на усилване на филтъра, прехвърлящ първия спектър във втория –

предиктора в отклика, при това разглеждан като функция от честотата. С това се показва какъв ще бъде амплитудният *спектър на филтрирания* с този филтър бял шум. Предавателната функция може да се разгледа като параметър на филтъра. Спектърът на отклика се получава, като умножим спектъра на предиктора с предавателната функция на филтъра. Така тя може да се тълкува и като честотно зависим регресионен коефициент. Интересна в този смисъл е и функцията кохерентност, която за свой аналог има обикновения корелационен коефициент, но като функция от честотата. За разлика от предавателната функция, която отразява насочената връзка предиктор – отклик, кохерентността е симетрична по отношение на двата спектъра и показва доколко те са близки, но това е валидно само за определена честота.

М-факторен кригинг

В геостатистиката, когато искаме да отразим поведението на разликите между стойностите на даден признак на изследваната променлива, в зависимост от разстоянието между пробите, се прибегва до използването на вариограми. Това разстояние между пробите се означава с h . Вариограми (първоначално наричан полу-Вариограми) измерват пространственото съотношение в стационарна поле, което е изразимо в термините на (авто) ковариационната функция. За да се обвърже кригинга към първичната информация е необходимо вариограмата да се моделира, който да удовлетвори точни и математически дефинирани условия.

Съществува закономерност в поведението на вариограмата, която показва, че с увеличаването на разстоянието (h), пропорционално се намалява влиянието на дадена проба в изучаваното пространство на обекта. Разбира се при оценка на даден природен ресурс е прието да се представят средните стойности. Наблюденията върху пробите, които се наричат още точкова пространствена променлива, могат да се представят като точка, но това представяне, при всички случаи, зависи и от други параметри като: форма, обем и други пространствени характеристики на пробите. Съвкупността от средните стойности, която е регуляризирана по обем е и функция на геометричката база. Ако една пространствена променлива е регуляризирана, то тя със сигурност ще има различно поведение в сравнение с изходната променлива, имаща точкова геометрична база. Естествено е, качеството на една регуларизация да зависи от структурната характеристика на изследваната променлива, като анизотропия, хомогенност и пр. В някои случаи ефекта на регуларизацията може да се постигне и чрез някои от видове изглаждане, но понякога при самото регуляризиране е възможно да се загуби част от информацията. Един от ефектите на този процес е, че при използването на полувариограма, регуларизацията съдържа в себе си ограничения за изглаждането, поради ограничеността на локалните граници на влияние на тегловната функция от полувариограмата, което води до по-реалистични нива на регуларизацията. Този й ефект може да се приложи при например при разлики в избора на теглата за стратиграфски нива. Изборът е обаче субективен и се определя от анализа за различните нива. Например при хидротермално променени скали, нивата се определят от границата между непроменените и

променните площи. Друг ефект от регуляризацията е поведението на хистограмите – изместването и промяната им при сравнения, получени от оригинални и регуляризирани данни. Редно е при представянето на оценка на изследваната пространствена променлива да се въведе термина стационарност – ако в дадена област на изследване на променливата отклоненията от реалните стойности са положителни, то в друга област те са адекватно отрицателни. Под отклонения се разбира, че очакваната стойност на произволна функция, може да бъде константа или може да зависи от координатите на локацията. За да бъде дадена функция неподвижна или, за да задоволява съществената хипотеза, отклонението трябва да бъде константа. Съществува обаче случай, в който тази стационарност няма да бъде изпълнена, при положение, че при изследвания обект се установява тренд. Терминът тренд е най-ясен геометрически при анализи на наклона на земната повърхност (релефа).

За по-удобно при представянето на данни е добре изследваната променлива да се представи като сума от две компоненти – съвкупност от събраните данни и непредсказуема грешка, отчитаща отклонението от истинската стойност, представена от тях. Целта на редуцирането на грешката е тази непредсказуема грешка да се редуцира максимално, като основния начин да се направи това е методът на пълзящото средно, тоест да се прокара осредняваща линия (крива) през стълбовете на една хистограма, която се приема за приближения на плътността. В най-простия случай това е начупена крива, която минава през средата на всеки от стълбовете на хистограмата (за крайните стълбове се взема отстъп от половин стъпка т.е. измества се встрани с половин ширина на стълб от хистограмата). По-удобно е да се използват гладки плътности. Това се постига като вместо отсечки, свързващи стълбовете, за целта се използват сплайн-функции (най-често кубични сплайни). Сплайн-функциите са полиноми върху отделни интервали, които приемат равни стойности на границата между тези интервали и освен това удовлетворяват допълнителни условия за гладкост на свързването. Интуитивно казано, при прехода между два интервала стойностите трябва да се "слепват" и преходът да е достатъчно гладък, като последното зависи от реда на сплайна. Този процес осигурява голяма гладкост на усредняването – важно условие в много задачи свързани с геологията. Методът на пълзящото средно има следните свойства: намалява се нерегулярността в колебанията; изместват се някои максимални/минимални стойности по изгладените стойности; не подлежат на изглаждане началните и крайните стойности в интервала-дължината на реда намалява.

Процедурата по изглаждане може да се повтаря многократно с цел изкривяванията от самия процес да се сведат до минимум.

Двумерното изглаждане на данни се състои в преместване на правоъгълно прозорче. Търси се средното аритметично и средно претеглено по всички данни, влизащи в участъка, заграден от прозорчето, като получената стойност се присвоява на точка с координати центъра на прозорчето.

След като сме премахнали данните с груби грешки в стойностите, следващия етап в първичната обработка на данни е да получим възможност да пресмятаме стойностите в междинните точки между измерванията. Съвкупността от методи, използвани за тази цел се нарича интерполация на данните.

Традиционно в картографията за преобразуване на точково разположена информация и представянето и чрез изолинии се използва графична интерполация. Като пример може да се посочи изчертаването на изохипси при картографиране на релефа. Този начин позволява климатичните станции да се използват като бази за интерполация и да се създадат тематични карти на съответния климатичен елемент, които се изобразяват с изолинии (изотерми, изохиети и др.) и поясно оцветяване. По тази причина графичната интерполация е придобила широка популярност като начин за картографиране на климатични елементи. Този метод може да се прилага успешно при равнинни територии, където климатичните характеристики се променят плавно и отразяват добре изявата на географската зоналност. За получаване на достоверни резултати в планинските райони е необходима мрежа от достатъчен брой климатични станции (бази за интерполация).

Такава необходимост възниква винаги, когато търсим екстремуми в последователности от непрекъснато изменящи се данни, които не се намират точно при стойностите на аргумента, за който имаме измервания. Понякога искаме да разполагаме не само с някакви стойности на самата последователност, но и с нейните производни в междинни точки или интеграли в някакъв интервал от стойности на аргумента. Във всички такива случаи ние трябва да разполагаме с някакъв алгоритъм за интерполация. Тя не се използва само при обработка на експериментални данни, но и при моделирането на данни, когато в някои случаи пресмятането на пълния модел в достатъчен брой точки изисква много изчисления. Тогава съчетаването на пълни пресмятания в ограничен брой точки с подходяща интерполационна процедура може да ускори многократно, решаването на дадения проблем.

Формално задачата за интерполацията се формулира така: Дадена е съвкупност от реални абциси $\{x_i \mid i=1, \dots, n\}$ и стойности на ординатите $\{y_i \mid i=1, \dots, n\}$. Задачата на линейната интерполация се състои в това да се построи графика на функцията $f(x)$, такава че $f(x_i) = y_i$, за всяко i и $f(x)$ да има някакви приемливи стойности между стойностите на x_i .

Разбира се същината на този процес е дефинирането на "разумно" поведение на интерполиращата функция в междинните точки. Очевидно зададените точки могат да бъдат интерполирани по безброй много начини, тоест трябва да имаме критерий за избор на точки между тях. Обикновено критериите се формулират като-простота и гладкост на представянето-например $f(x)$ да бъде диференцируема и да има непрекъснати производни до определен ред в целия интервал, или да бъде възможно най-гладка в този интервал, да бъде полином на най-малката степен и прочее.

Факторен кригинг

Факторният кригинг е основан на вариограмната филтрираща техника Georges Matheron (1973, 1982). Ползва се простия адитивен модел, където изучаваната пространствена променлива се моделира от произволна функция, $Z(x)$, която е разделена при условията на независимите фактори:

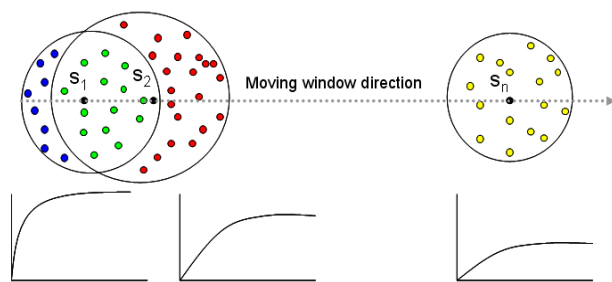
$$Z(x) = Z_1(x) + Z_2(x) + \dots$$

Проблемите с шума могат лесно да се обработват в рамките на този модел, доколкото зашумената част от данните може да се счита за независима от допълнителната част на сигнала:

$$Z(x) = Z_{\text{NOISE}}(x) + Z_{\text{SIGNAL}}(x)$$

По такъв начин (M – Факторен кригинг) чрез оценяване на $Z_{\text{SIGNAL}}(x)$ позволява да се профилира компонентата на шума от данните.

М-Факторен кригинг модел се предлага да подобри ефективността на геостатистически процес на филтриране на спектрални, геофизични и др. данни и като следствие това, отношението сигнал и шум е по-разделено.



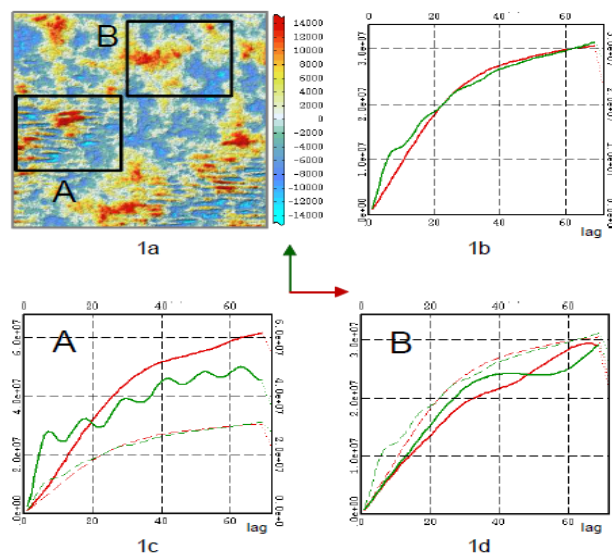
Фиг. 2 Илюстративна схема на скрининга на данните

Разширяване на вариограмния подход

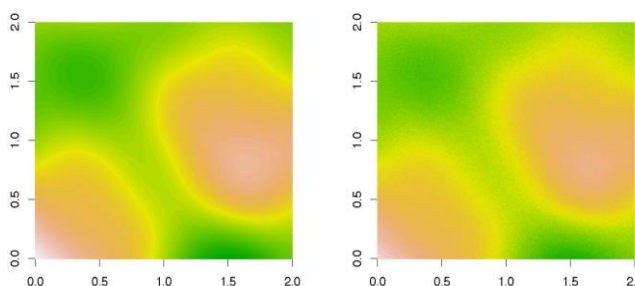
През последните години, в геостатистическото филтриране се прилага нова схема на кригинг техника, която е показана на фиг. 2. С това нововъведение се обработват данни в различни контексти, като данните за контрол на растителността, сеизмични скорост (Le, Zidek, 2006), узаконяване на парцели, придобиване артефакти от геоложкия строеж, отстраняване от пречупване данни (Strebelle et al., 2002), D повтораемост в геофизичните изследвания и пр. Въпреки, че техниката се оказва ефективна за намаляване на шума, същата изглежда а ограничена, при силно зашумени данни, при които шумът е силно корелиран със сигнала (виж фиг. 3).

Разширяване границите на метода. С тази статия се показва как Moving-GeoStatistics (MGS) технология, съчетана с обикновения, Факторен кригинг е оптимален начин за намаляване на шума, който е “замърсяваща” компонента в пространствените данни. Подходът, наречена М-факторен Кригинг, се очаква да бъде априори по-универсален.

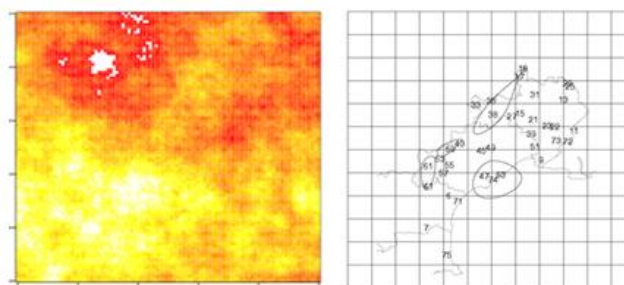
Обикновеният факторен кригинг и М-факторен кригинг могат да се изпробват за филтриране на шума от количеството на зашумените данни.



Фиг. 3. Илюстрация на М-факторен кригинг за редуциране на шума (Matheron et al., 2008). В случай b е показана общата за цялата площ вариограма в двете основни посоки; в случай c и d е показано поведението на вариограмните модели в прозорците A и B. вижда се, че моделите се различават силно от основния, което индикация за хетерогенност



Фиг. 4. Реализация на М факторен кригинг в спътникови спектрални изображения; в случая вляво са показани сегментирани граници на аномалии, а в случая вдясно несегментирани



Фиг. 5. Търсене на области с еквивалентни корелационни контури чрез реализация на М факторен кригинг в спътникови спектрални изображения; вляво е показано част от нестационарно спектрално изображение, в което (вдясно), чрез М факторния кригинг са показани областите с приблизително еднакви параметри на вариограмните модели

Чрез метода на обикновения факториел кригинг, общата експериментална вариограма подготвя вариограмният модел (фиг. 3А,В), който в последствие се използва за филтриращия процес.

Заклучение

Moving-Geostatistics (M-GS) е иновативна технология, която е напълно посветена на локалната оптимизация на параметрите включени във вариограмно базирани модели. Чрез оптимизация на пространствено променливите параметри на модела, M-GS гарантира по-добро съответствие между геостатистическия модел и данните. Това е илюстрирано на фиг. 4, където е показана изчистена от шума сегментация.

Съществуват няколко подхода за изчисление на така оптимизирани параметри, наречени М-параметри. Най-простият се състои в изчисляване само на локалните вариограмни параметри в съседните зони на полето на данните и интерполация на получените параметри, за да може да бъдат достъпни за всяка една точка от мрежата. По-усъвършенствани алгоритми, които се разработват в момента се базират на автоматично утвърждаващи техники и морфологичен анализ. Те опростяват определянето на М-параметрите и водят до обещаващи резултати в редица реални случаи, в които са били изпробвани.

В комбинация с факторния кригинг, M-GS отваря пътя към оптималното геостатистическо филтриране на шумни данни. Методът на обикновения факторен кригинг възприема моделните параметри като постоянни параметри. В противовес, М-факторния кригинг счита моделните параметри (както и някои изчислими параметри) като пространствено променливи параметри, които трябва да бъдат оптимизирани.

При прилагането на факторен кригинг за спектрално намаляване на шума се изисква правилно включване на структурната усложненост, наследена от голямото количество спектрални данни. Това прилагане ще редуцира риска от лошо напасване на модела и локалните характеристики на данните, което иначе би довело до неочаквани филтрационни резултати. По-подробно тези проблеми могат да намерят в следните публикации (Cressie, 1993; Hu, 2000; Cressie, Johannesson, 2008).

М-факторния кригинг методът ще позволява да се уловят нестационарните ефекти влияещи на пространствените данни. Този иновативен подход, който може да се приложи идентифициране на различни нерегулярности в спектъра, аномалии, т.е. ще води до по-точно извличане на шума и по-добро установяване на сигнала. Тези възможности са показани на фиг. 5, където е

видно локалното пространствено корелационно поле на сигнала. Качественото увеличение може да бъде особено приложимо за обработка на мултиспектрални изображения, насочена за целите на запазването на мощността на сигнала, който е необходим за правилната интерпретация на изучаваните обекти.

М-факторният кригинг се възползва от локално оптимизирани моделни параметри и води до по-добро намаляване на шума и запазване на сигнала чрез взимане в предвид локалните характеристики на две компоненти (шум и сигнал) в геостатистическия модел.

Литература

- Cressie, N. 1993. *Statistics for Spatial Data*. Rev. Ed., John Wiley & Sons, Inc., New York, 900 p.
- Cressie, N., G. Johannesson. 2008. Fixed rank kriging for very large data sets. – *Journal of the Royal Statistical Society, B*, 70, 209-226.
- Hu, L. Y. 2000. Gradual deformation and iterative calibration of gaussian-related stochastic models. – *Mathematical Geology*, 32, 1, 87-108.
- Le, N. D., J. V. Zidek. 2006. *Statistical Analysis of Environmental Space-Time Processes*. Springer-Verlag, New York, 341 p.
- Magneron C., N. Jeannée, O. Le Moine, J.-F. Bourillet. 2008. Integrating prior knowledge and locally varying parameters with Moving-GeoStatistics: methodology and application to bathymetric mapping. – *GeoENV 2008*, Southampton, UK.
- Matheron, G., 1973, The intrinsic random functions and their applications. – *Advances in Applied Probability*, 5, 439-468.
- Matheron, G. 1982, Pour une analyse krigéante des données régionalisée. – *Report N-732, Centre de Géostatistique, ENSMP, Fontainebleau, France*.
- Rue, H., L. Held. 2005. *Gaussian Markov Random Fields: Theory and Applications*. Chapman & Hall/CRC, Boca Raton – London – New York – Singapore, 263 p.
- Stein, M. L. 1999. *Interpolation of Spatial Data: Some Theory for Kriging*. Springer, New York, 265 p.
- Strebelle, S., A. G. Journel, J. Caers. 2002. *Data Integration with Multi-Point Geostatistics*. Stanford Center for Reservoir Forecasting.

Препоръчана за публикуване от
Катедра "Геология и проучване на полезни изкопаеми", ГПФ