

GLOBAL REZERV KESTİRİMİNE İLİŞKİN GÜVEN ARALIKLARININ UZAKLIK BAĞIMLI BOOTSTRAP YÖNTEMİ İLE BELİRLENMESİ

Construction of Confidence intervals for Global Estimation of Reserve Using Spatial Bootstrap

A.Erhan TERCAN"

ÖZET

Global kestirim, bütün bir yatak için rezerv ve ortalama tenorun hesaplandığı çalışmaları kapsar. Bu aşamada veri sayısı ve kalitesi genellikle yetersiz olduğundan kestirimlerin güvenilirliğini değerlendirmek gerekir. Bu amaçla güven aralıkları esas alınmış ve global kestirimde güven aralıklarının oluşturulmasına ilişkin yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Yaklaşım, temel olarak bootstrap yöntemine dayanmakta, bunun yanında uzaklığa bağlı ilişkiyi dikkate almaktadır. Uzaklığa bağlı ilişki, bootstrap içine veri dönüşümü ile dahil edilmektedir. Yaklaşım, Beypazarı trona yatağı U4 damarına uygulanmış ve bu damarın ortalama kalınlığının % 95 olasılıkla 1.15 m ve 4.86 m sınırları arasında yer aldığı belirlenmiştir.

Anahtar Sözcükler: Bootstrap, Global Kestirim Varyansı, Trona, Uzaklığa Bağlı İlişki, Variogram

ABSTRACT

Global estimation refers to estimates for tonnage and mean grade over an entire deposit. In this stage since quality and quantity of samples are usually insufficient it is necessary to assess reliability of the estimates. For this purpose confidence intervals are considered and a new approach is suggested for construction of confidence intervals in global estimation of reserves. The approach is essentially based on the bootstrap method and on the other hand takes account of spatial correlation which is introduced to the bootstrap through a data transformation. The approach is applied to the seam U4 of Beypazarı trona field and it is determined that the mean seam thickness lies between 1.15 m and 4.86 m at 95 % confidence level

Keywords: Bootstrap, Global Estimation Variance, Trona, Spatial Correlation, Variogram

1.GİRİŞ

Bütün bir yatak için tonaj ve ortalama tenorun hesaplandığı çalışmalar global rezerv kestirimini oluşturur. Bu çalışmalar, fizibilite incelemesinin başlangıcında yapılır. Bu aşamada örnek sayısı ve kalitesi genellikle yetersiz olduğundan global ortalama ve toplam rezerv gibi nicelikler hatalı bir şekilde kestirilir. Bu durumda global kestirimlerin doğruluk derecesini belirlemek gerekir ve bu amaçla güven aralıkları kullanılır. Global kestirimler ve bunlara eşlik eden güven aralıkları, kestirilen rezervi sınıflandırmada ve ocak planlamasında kullanılır.

Güven aralıklarının belirlenmesi, kestirim işleminden daha zor olup bu çalışmanın ana konusunu oluşturmaktadır. Madencilik endüstrisinde güven aralıklarının oluşturulması amacıyla kullanılan teknikler daha çok global hata varyansının hesaplanmasına dayanmaktadır. Çokgen yaklaşımı (polygonal approximation principle) (Royle ,1977; Journel ve Huijbregth ,1981; Dowd ve Milton ,1987; Buxton ,1989; Tercan ,1998 ve Tercan ve Karayığit, 2001), blok kriging kısayolu (Crozel ve David ,1985) ve global kriging (Journel ve Huijbregth ,1981 ve Isaaks ve Srivastava ,1989) bunlar arasında sayılabilir. Bununla birlikte hata varyansı, hem verilere bağlı değildir hem de hatalardaki asimetriyi dikkate almaz. Global belirsizliği değerlendirmede hatalardaki asimetriyi ve verileri dikkate almanın bir yolu, global kestirime ilişkin örneklem dağılımı oluşturmak ve güven aralıklarını bu dağılımdan kestirmektir. Bu yönde bir kaç çalışma yapılmıştır. Örneğin Adisoma ve Hester (1996), blok kriging ve jackknife yöntemlerini birleştiren bir yaklaşım önermiş, Tercan (2002), sıralı blok örnekleme (ranked tile resampling) yaklaşımını geliştirmiştir. Ancak Adisoma ve Hester'in önerdiği yöntem, karmaşık ve ayrıca kullanılan varsayımlar kuşkuludur. Tercan tarafından geliştirilen yaklaşım ise yalnızca düzenli şekilli yataklara uygulanabilmektedir.

Bu çalışmanın amacı, global kestirimlerin örneklem dağılımını oluşturup bu dağılımdan güven aralıklarını kestirmektir. Bu amaçla uzaklık bağımlı bootstrap yöntemi önerilmiştir. Yöntem, verilerin dağılımına ilişkin hiçbir

varsayım gerektirmemekte, düzensiz şekilli bir yatağa ve uzaklığa bağlı ilişki gösteren her türlü veri setine uygulanabilmektedir. Çalışmanın ikinci bölümü önerilen yöntemi tanıtmakta, sonraki bölümde ise yöntemin Beypazarı trona yatağı U4 damarındaki bir uygulaması verilmektedir. Global değişken olarak yalnızca kalınlık dikkate alınmaktadır. Son bölüm, sonuç ve önerileri içermektedir.

2.YÖNTEM

2.1. Bootstrap

Sözlük anlamı "kendi işini kendi görmek" olan bootstrap terimi "kendi kendini kurtarmak" deyiminden gelmektedir. Bootstrap, ilk kez Efron (1979) tarafından ortaya atılmıştır. Temel amaç, kestirim değerinin örneklem dağılımını elde edip, bu dağılıma dayanarak bilinmeyen global değer belirsizliğini değerlendirmektir. Bootstrap, kestirimin doğruluğunun değerlendirilmesinden başka diskriminant analizi, kümeleme analizi, regresyon ve zaman serileri analizi gibi pek çok alanda kullanılmaktadır. Bunun nedeni çok basit bir yöntem olması, veri dağılımı ile ilgili önceden bir varsayım gerektirmemesi ve kestirim için analitik bir ifadeye gereksinme göstermemesidir. Bootstrap, madencilikte variogramlardaki belirsizliği inceleme (Naraghi ve Marcotte, 1997); tenör-tonaj eğrilerinin benzetimi (Berckmans ve Armstrong, 1999) ve koşullu dağılımların modellenmesi (Caers, 2000) amacıyla kullanılmıştır. Bootstrap, bu çalışmada basitliğinden dolayı tercih edilmiştir.

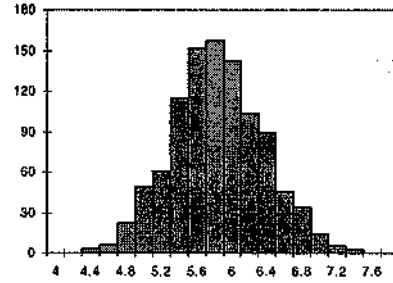
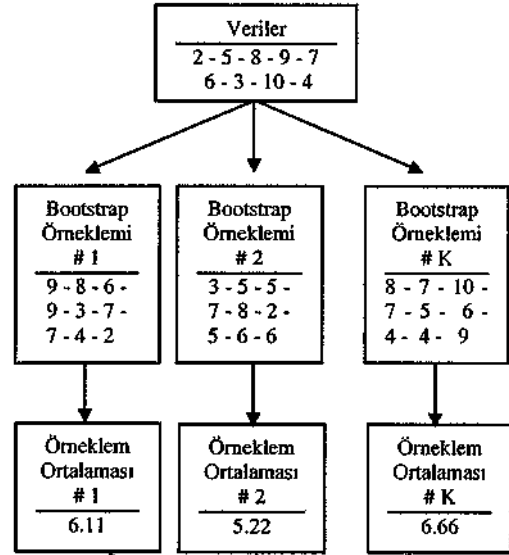
Bir veri setinin ortalaması kestirildiğinde örneklem dağılımının bootstrap ile nasıl elde edileceğine ilişkin bir örnek aşağıda verilmiştir. Örnek, [2, 5, 8, 9, 7, 6, 3, 10 ve 4] değerlerini alan 9 veriden oluşmaktadır (Çizelge 1). Bunlar, bir sahadan alınmış tenor ya da kalınlık değerleri olabilir. Bootstrap işleminde ilk olarak veri setinden yerine koymak suretiyle ve rastgele bir şekilde mevcut veri sayısı kadar veri çekilir. Veri çekme, bir veri topluluğu içinden bir sayı (değer) çekme işlemidir. Çizelge 1'deki ikinci kolon, çekilen 9 veriyi göstermektedir. Bu veriler, birinci bootstrap örneklemini oluşturmaktadır.

Daha sonra bu örneklemin ortalaması hesaplanır. Çizelge 1'deki son satır hesaplanan ortalama değerleri göstermektedir. Sonraki adımda yine yerine koyarak (9 veriden ibaret) ikinci bir bootstrap örneklemini çekilir ve bu örneklemin ortalama değeri hesaplanır. Çizelge 2'deki üçüncü kolon, ikinci bootstrap örneklemini göstermektedir. Örnekleme çekme ve bu örneklemden ortalama hesaplama işlemi K kez tekrarlanır. Örnekleme çekme, bir veri topluluğu içinden birden çok değer içeren bir sayı kümesi çekme işlemidir. Çizelge 1'de bu işlem üç kez tekrarlanmıştır. Bootstrap örneklemlerinden hesaplanan K adet ortalama, ortalamanın örnekleme dağılımını oluşturur.

Çizelge 1. Bootstrap ile Örnekleme

Mevcut veriler	Bootstrap örneklemleri		
	# 1	# 2	# 3
2	9	3	8
5	8	5	7
8	6	5	10
9	9	7	7
7	3	8	5
6	7	2	6
3	7	5	4
10	4	6	4
4	2	6	9
Ortalama	6.1	5.2	6.7

Örnekleme işlemi, yerine koyarak ve rastgele yapıldığından her bir bootstrap örneklemini, mevcut verilerin farklı bir kombinasyonundan oluşur. Dolayısıyla bir bootstrap örneklemini bir veri değerini hiç içermezken, diğerleri bir, iki ya da daha çok kez içerebilir. Çizelge 1'de verilen örnekte birinci bootstrap örnekleminde 5 değeri hiç içerilmezken, ikincisinde üç, üçüncüde ise bir defa yer almıştır. Şekil 1, bir veri topluluğunun ortalamasına ilişkin örnekleme dağılımının Bootstrap yöntemi ile nasıl oluşturulduğunu şematik olarak göstermektedir.



Şekil 1. Kestirilen ortalamaya ilişkin örnekleme dağılımının bootstrap ile oluşturulması

Örnekleme dağılımı bilindiğinde, ortalamanın standart hatası, ya da ortalamaya ilişkin güven aralıkları hesaplanabilir. Örneğin z^* örnekleme dağılımının $100/c$ mci değerini gösteriyorsa, ortalamaya ilişkin bakışlı (simetrik) güven aralığı ($z_{a/2}$ ve $z_{1-a/2}$) ile verilir. Güven aralıkları oluşturulurken bootstrap örneklemlerinin sayısı 1000, Standard hata hesaplanırken 100 veya 200 olarak alınır (Efron ve Tibshirani, 1993).

Bootstrap, mevcut veriler içindeki bir değer üzerinde hiçbir etkisi olmadığını, diğer bir deyişle ilişkisiz olduğunu varsayar. Bununla birlikte, maden yataklarının değerlendirilmesinde kullanılan değişkenler, uzaklığa bağlı bir ilişki gösterebilir. Örneğin, yakın örneklerin değerleri birbirine benzerken, uzaklık arttıkça örnek değerleri arasındaki benzerlik azalabilir. Örnek değerleri arasındaki farkın uzaklıkla değişimi

uzaklığa bağlı ilişki olarak adlandırılır (Tercan ve Saraç, 1998). Uzaklığa bağlı ilişki, jeostatistikte variogram yada kovaryans fonksiyonları ile ölçülür. Bu çalışmada pozitif tanımlı matrisler verdikleri için kovaryans fonksiyonları tercih edilecektir. Kovaryans, değişken değerleri arasındaki benzerliği ölçüp pratikte

$$C(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} z(x_i)z(x_i + h) - \left(\frac{1}{N(h)} \sum_i z(x_i) \right) \left(\frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} z(x_i + h) \right) \quad (1)$$

eşitliği ile hesaplanır. (1) eşitliğinde C(h); h uzaklığında hesaplanan kovaryans değerini, z(x_j) ve z(x_j+h); sırasıyla X_j ve x_j+h noktalarındaki değişken değerlerini, N(h) ise h uzaklığındaki kovaryans değerini hesaplamada kullanılan örnek çifti sayısını göstermektedir.

Bootstrap örneklemeleri, veriler rastgele bir şekilde çekilerek oluşturulduğundan orjinal verilerdeki uzaklığa bağlı ilişki yapısı genellikle üretilmez. Bu nedenle global bir değer in örneklem dağılımını oluştururken uzaklığa bağlı ilişkiyi dikkate alan bir yöntem kullanmak gerekir.

2.2. Uzaklık Bağımlı Bootstrap

Uzaklığa bağlı ilişkiyi bootstrap yöntemi içine sokmanın bir yolu, bu türden ilişki gösteren verileri ilişkisiz verilere dönüştürüp bootstrap örneklemelerini dönüştürülmüş verilerden çekmek ve daha sonra orjinal verilere geri dönmektir. Uzaklığa bağlı ilişki göstermeyen veriler, her uzaklıkta kovaryans fonksiyonunun sıfıra eşit olduğu verilerdir. Uzaklık bağımlı bootstrap yönteminde bootstrap örneklemeleri, orjinal verilerden değil de ilişkisiz verilerden çekilir. Bu örneklem değerleri daha sonra orjinal değerler uzayına geri dönüştürülür. Bu yönde bir çalışma Solow (1985) tarafından yapılmış ve bu yaklaşımı kestirim hata varyansına ilişkin örneklem dağılımını oluşturmak amacıyla kullanmıştır.

Uzaklığa bağlı ilişki gösteren veriler, Cholesky ayrıştırma tekniği (Golup ve Van Loan, 1989)

kullanılarak ilişkisiz hale getirilebilir. Cholesky ayrıştırma tekniği, bir matrisin iki ayrı matris çarpımı şeklinde ayrıştırılmasına dayanır. Bunu yapabilmek için ayrıştırılacak matrisin pozitif tanımlı olması gerekir. Bu koşul sağlanmadığında Cholesky tekniğini uygulamak olanaklı değildir. Bu çalışmada variogram fonksiyonları yerine kovaryans fonksiyonlarını tercih etmenin nedeni kovaryans fonksiyonlarından oluşan bir matrisin pozitif tanımlılığı garanti etmesidir.

Ayrıştırma amacıyla x₁, x₂,..., x_N noktalarındaki kalınlık ya da tenor değerlerini Z = [z(x₁), z(x₂),..., z(x_N)] vektörü ile gösterip bu verilerin kovaryans matrisini:

$$C_Z = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \dots & C_{1N} \\ C_{21} & C_{22} & \dots & C_{2N} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ C_{N1} & C_{N2} & \dots & C_{NN} \end{bmatrix} \quad (2)$$

ile ifade edelim. (2) eşitliğinde C_{ij}, X_i ve X_j noktaları arasındaki kovaryans değerini göstermektedir. Cholesky ayrıştırma tekniği, C_Z matrisinin iki matrisin çarpımı şeklinde yazılmasını olanaklı kılar.

$$C_Z = LL' \quad (3)$$

(3) eşitliğinde L: alt üçgen matrisi, L' ise bunun evriğini göstermektedir. Alt üçgen matris; köşegende pozitif, köşegenin altında gerçel sayılar ve köşegen üstünde ise sıfırların yer aldığı bir matristir.

Uzaklığa bağlı ilişki gösteren Z veri setinden ilişkisiz veriler:

$$Y = L'Z \quad (4)$$

ile elde edilir. (4) eşitliğinde Y; ilişkisiz verilerin vektörünü, L⁻¹ ise L alt üçgen matrisinin tersini göstermektedir. Dönüştürülmüş verilerin kovaryans matrisi, köşegen dışında bütün elemler sıfır olduğu bir matristir. Gerçekten (3) ve (4) eşitliklerini dikkate alıp dönüştürülmüş veri vektörü Y'nin kovaryansı hesaplandığında

$$\begin{aligned} \text{Kov}(Y, Y') &= \text{Kov}(L^{-1}Z, Z'L^{-1}) \\ &= L^{-1}\text{Kov}(Z, Z')L^{-1} \\ &= L^{-1}C_Z L^{-1} \\ &= I \end{aligned}$$

I birim matrisi elde edilir. Birim matrisin köşegenindeki elemanları bire eşit olup diğer bütün elemanlar sıfıra eşittir.

Uzaklığa bağlı herhangi bir ilişki göstermediğinden veri çekme işlemi ilk olarak Y vektörünü oluşturan değerlerden yapılır ve daha sonra elde edilen Yi bootstrap örneklemi,

$$Z = L Y, \quad (5)$$

eşitliği kullanılarak orjinal değerler uzayına geri dönüştürülür. (5) eşitliğinde Zj, orjinal veri uzayına ilişkin i'inci bootstrap örneklemini göstermektedir. Bu yöntem, geri dönüşüm sonunda orijinal verilerin üretimini garanti etmez. Bu nedenle orjinal veriler yerine veri uzayı terimi kullanılmıştır. Son aşamada, herbir Zj vektörü için ortalamalar hesaplanıp, ortalamaya ilişkin örneklem dağılımı oluşturulur. Uzaklık bağımlı bootstrap yöntemine ilişkin sayısal bir örnek aşağıda verilmiştir.

Veriler [2, 3, 5, 4 ve 7], bitişik örnekler arasındaki uzaklığın 1 m olduğu 5 adet tenor değerinden oluşmaktadır. Bunlar, kovaryans fonksiyonu

$$C(h) = \begin{cases} S(X - \frac{3}{2}h + \frac{1}{2}h) \cdot U < a \\ 0, & h > a \end{cases} \quad (6)$$

(S=100 ve a=10 m) küresel model ile tanımlanan tek boyutlu bir veri kümesinden alınmıştır (çekilmiştir). Tenor değerleri arasındaki uzaklıklar ve (6) eşitliği ile verilen küresel model kullanılarak kovaryans matrisi

$$Q = \begin{bmatrix} 100 & 85.05 & 7040 & 5635 & 43.20 \\ 85.05 & 100 & 85.05 & 7040 & 5635 \\ 7040 & 85.05 & 100 & 85.05 & 7040 \\ 5635 & 7040 & 85.05 & 100 & 850f \\ 4320 & 5635 & 7040 & 85.05 & 100 \end{bmatrix} \quad (7)$$

olarak hesaplanmıştır. Bu matrisin Cholesky yöntemi ile ayrıştırılması sonucu elde edilen alt üçgen matris

$$L = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 8.50 & 5.26 & 0 & 0 & 0 \\ 7.04 & 4.79 & 5.25 & 0 & 0 \\ 5.63 & 4.27 & 4.75 & 5.24 & 0 \\ 4.32 & 3.73 & 4.22 & 4.72 & 5.23 \end{bmatrix} \quad (8)$$

olup bu matrisin tersini Z=[2 3 5 4 7] vektörü ile çarparak

$$Y = [0.20 \ 0.25 \ 0.46 \ -0.07 \ 0.69] \quad (9)$$

ilişkisiz verileri üretilir. Bootstrap örneklemi, (9) ile gösterilen ilişkisiz veri vektöründen çekilir. Bu şekilde çekilen üç örneklem aşağıda gösterilmiştir.

$$Y_1 = [0.46 \ -0.07 \ 0.20 \ 0.20 \ 0.25] \quad (10a)$$

$$Y_2 = [0.20 \ 0.20 \ 0.69 \ 0.25 \ 0.46]' \quad (10b)$$

$$Y_3 = [0.25 \ 0.20 \ 0.69 \ 0.46 \ 0.20]' \quad (10c)$$

Orjinal verilerin uzayına dönüş, (10a, 10b ve 10c) ile verilen örneklem herbirini alt üçgen matris ile çarparak gerçekleştirilir:

$$Z_1 = [4.59 \ 3.54 \ 3.95 \ 4.29 \ 4.80] \quad (11a)$$

$$Z_2 = [2.00 \ 2.75 \ 5.98 \ 6.55 \ 8.09]' \quad (11b)$$

$$Z_3 = [2.47 \ 3.15 \ 6.31 \ 7.93 \ 7.94]' \quad (11c)$$

Bu örneklemelerin ortalama değerleri ise sırasıyla 4.24, 5.08 ve 5.56 dır. Kestirilen ortalamaya ilişkin örneklem dağılımı, böyle çok sayıda örneklem çekip ortalamalarını hesaplayarak oluşturulur.

3. BEYPAZARI TRONA YATAĞINDA BİR UYGULAMA

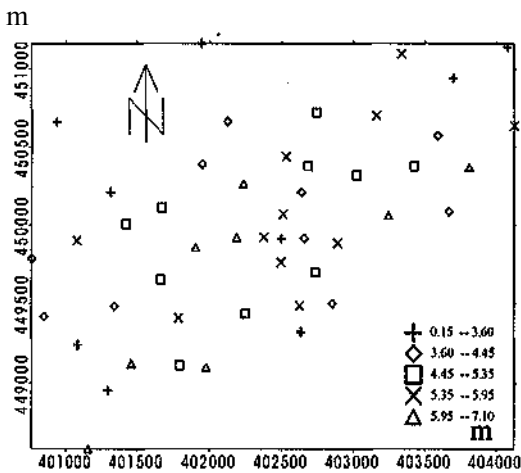
Beypazarı trona yatağı, iki soda zonu içermekte olup her bir zonda ekonomik önemde altışar adet damar bulunmaktadır. Bu çalışmada en kalın ve en çok veri içermesinden dolayı üst soda zonunun 4. Damarı (U4) dikkate alınmıştır. Sahada MTA ve Etibank tarafından arama ve geliştirme amaçlı toplam 63 sondaj yapılmış bunlardan 49 tanesi U4 damarını kesmiştir. Şekil 1, U4 damarını kesen sondaj lokasyonlarını,

Şekil 2 ise damar kalınlığına ilişkin deneysel ve model kovaryansları göstermektedir. Deneysel kovaryansa uyarlanan model, $C_0=0.9$, $S=2.1$ ve $a=2000$. parametreleri ile küreseldir:

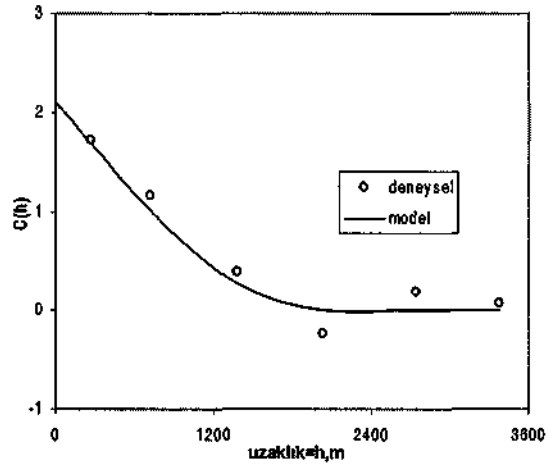
$$C(h) = \begin{cases} C_0 + S, & h=0 \\ S\left(1 - \frac{3h}{2a} + \frac{1}{2} \frac{h^3}{a^3}\right), & h \leq a \\ 0, & h > a \end{cases}$$

49 veri, 49 x 49 luk bir kovaryans matrisi vermiş ve bu matrisin elemanları, veriler arasındaki uzaklık ve kovaryans modeli kullanılarak hesaplanmıştır. Daha sonra, bu matris Cholesky tekniği ile alt ve üst üçgen matrislerine ayrılmış, alt üçgen matris yardımı ile uzaklığa bağlı ilişki gösteren kalınlık verilerinden ilişkisiz değerler üretilmiştir. İlişkisiz verilerden her biri 49 değer içeren 1000 bootstrap örnekleme çekilmiş ve bu örneklemler, (5) nolu eşitlik kullanılarak orijinal değerler uzayına geri dönüştürülmüştür. Son aşamada 1000 örneklemin ortalaması hesaplanarak, ortalamaya ilişkin örneklem dağılımı oluşturulmuştur. Bütün bu işlemleri gerçekleştirmek için bir FORTRAN programı yazılmıştır.

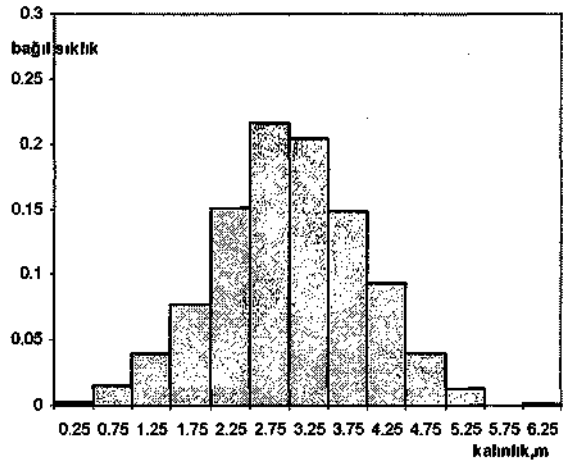
Şekil 3, kestirilen ortalama kalınlığın örneklem dağılımını göstermektedir. Kestirilen 1000 ortalama küçükten büyüğe doğru sıralanmış, 25 ve 975 nci değerler ortalamasının % 95 güven düzeyinde alt ve üst sınırları olarak alınmıştır.



Şekil 1. U4 trona damarını kesen sondaj lokasyonları



Şekil 2. U4 damarının kalınlığına ilişkin deneysel ve model kovaryanslar



Şekil 3. Kestirilen ortalama kalınlığın örneklem dağılımı

Bu değerler sırasıyla 1.15m ve 4.86m ye eşittir. Diğer bir ifade ile U4 damarının gerçek ortalama kalınlığı % 95 olasılıkla 1.15m ve 4.86m sınırları arasında yer almaktadır.

4.SONUÇLAR

Uzaklığa bağımlı bootstrap, düzensiz şekilli ve uzaklığa bağlı ilişki gösteren her türlü yatağa uygulanabilir.

Beypazarı trona yatağında yapılan uygulama, U4 damarı ortalama kalınlığının %95 güven

düzeyinde [1.15 m, 4.86 m] aralığında yer aldığını göstermektedir. Göksu (2002), aynı damarın çokgen yaklaşımı ile bir değerlendirmesini yapmış ve %95 güven aralığını [4.21m, 4.71m] olarak belirlemiştir.

Çokgen yaklaşımı, veri değerlerine bağlı olmadığı için verilerdeki değişimi dikkate almamakta ve uzaklık bağımlı bootstrap yöntemine göre kısa güven aralıkları üretmektedir. Bu tür aralıkların gerçek değeri içermeme olasılığı yüksektir. Bu durum çokgen yaklaşımı yöntemi için önemli bir sakınca teşkil eder. Çokgen yaklaşımı ile uzaklık bağımlı bootstrap yöntemini birbirinden ayıran diğer bir özellik aralıkların simetrisidir. Çokgen yaklaşımı, kestirim değeri çevresinde bakışlımlı aralıklar üretirken, uzaklık bağımlı bootstrap yönteminde aralıklar asimetriktir. Çarpık veri dağılımlarında genellikle asimetric aralıklar elde edilir. Bu açıdan uzaklık bağımlı bootstrap yönteminin çokgen yaklaşımına göre iyi bir yöntem olduğu söylenebilir.

Uzaklık bağımlı bootstrap yönteminde kullanılacak örnek sayısı önemli bir problemdir. Chernick (1999), örnek sayısının en az 30 olması gerektiğini ifade etsede variogram analizi için benzer bir sayı vermek oldukça güçtür. Bununla birlikte veri sayısının, model variogram yatağın gerçek değişkenliğini temsil edebilecek büyüklükte olması gerekir.

Uzaklığa bağlı ilişki gösteren verilerden ilişkisiz veri üretmenin tek yöntemi Cholesky ayrıştırma tekniği değildir. Izgesel (spectral) ve bakışlımlı ayrıştırma teknikleri ayrıca kullanılabilir. Ayrıştırma tekniğinin bağımlı bootstrap yönteminin performansı üzerindeki etkisinin incelenmesi ilginç bir çalışma konusu oluşturmaktadır.

KATKI BELİRTME

Bu yazının geliştirilmesi yönündeki olumlu katkılarından dolayı hakemlere teşekkür ederim. Bu çalışma, Hacettepe Üniversitesi Bilimsel Araştırmalar Birimi 01.01.602.016 nolu proje kapsamında desteklenmiştir.

KAYNAKLAR

Adisoma, G.S. ve Hester, M.G., 1996; "Grade Estimation and its Precision in Mineral Resources: The jackknife Approach", Mining Engineering, February, 84-88.

Berckmans, A. ve Armstrong, M., 1999; "Bootstrapping: A Fast Way to Simulate QTz Curves", Mathematical Geology, 31, 4,471-485.

Buxton, B.E., 1989; "An Application of The Construction of Confidence Intervals for Global Recoverable Reserve Estimates", in Armstrong, M., (ed.) Geostatistics, cilt 2. Dordrecht: Kluwer Academic Publishing, 875-887.

Caers, J., 2000, "Adding Local Accuracy to Direct Sequential Simulation", Mathematical Geology, 32,7,815-850.

Chernick, M.R., 1999; "Bootstrap Methods: A Practitioners' Guide", New York: John Wiley & Sons.

Crozel, D. ve David, M., 1985; "Global Estimation Variance: Formulas and Calculations", Mathematical Geology, 17,8, 785-796.

Dowd, P.A. ve Milton, D.W., 1987; "Geostatistical Estimation of a Section of the Perseverance Nickel Deposit", in: Matheron, G., M. Armstrong. (eds.). Geostatistical Case Studies, Dordrecht, Kluwer Academic Publishing, 39-67.

Efron, B., 1979; "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife", The Annals of Statistics, 7, 1-26.

Efron, B. ve Tibshirani, R., 1993; "An Introduction to the Bootstrap", New York: Chapman & Hail.

Golub, G.H. ve Van Loan, C.F., 1989; "Matrix Computations", Baltimore: The John Hopkins University Press.

Göksu, H., 2002; "Beypazarı Trona Yatağı Rezervinin Global Kestirimi", Yüksek Mühendislik Tezi, Hacettepe Üniversitesi.

Isaaks, E.W. ve Srivastava, R.M., 1989; "An Introduction to Applied Geostatistics", New York: Oxford University Press.

Journel, A.G. ve Huijbregts, C.H., 1981; "Mining Geostatistics", New York: Academic Press.

Naraghi, K.S. ve Marcotte, D., 1997; "Bootstrapping Variograms", in: Baafi, E.Y., N.A. Schofield. (eds.). Geostatistics Wollongong'96, Dordrecht, Kluwer Academic Publishing, 188-199.

Royle, A.G., 1977; "Global Estimates of Ore Reserves", Transactions of the Institution of Mining and Metallurgy, Section A: Mining Industry, A9-A17.

Solow, A.R., 1985; "Bootstrapping Correlated Data", Mathematical Geology, 17, 7,769-775.

Tercan, A.E., 1998; "Kömür Yatakları Rezervinin Jeostatistiksel Yöntemle Global Kestirimi", Madencilik, 37 ,1, 17-25.

Tercan, A.E. ve Saraç, C., 1998; "Maden Yataklarının Değerlendirilmesinde Jeostatistiksel Yöntemler", Jeoloji Mühendisleri Odası Yayınları:48, 137 s.

Tercan, A.E. ve Karayigit, A.I., 2001; "Estimation of Lignite Reserve in the Kalburcayiri Field, Kangal Basin, Sivas, Turkey", Int. J. Coal Geology, 47, 91-100.

Tercan, A.E., 2002; "Kömür Yatakları Rezervinin Blok Bootstrap Yöntemi ile Global Kestirimi", Hacettepe Üniversitesi Bilimsel Araştırmalar Birimi Projesi.