MADENCİLİK, Cilt 45, Sayı 2, Sayfa 39-47, Haziran 2006
Vol.45 , No. 2, pp 39-47, June 2006

BULANIK MODELLEME YAKLAŞIMININ TENÖR KESTİRİMİNDE KULLANILMASI

Use of Fuzzy Modeling Approach in Grade Estimation

Bülent TÜTMEZ(*)
A. Erhan TERCAN(**)

ÖZET

Tenör kestirimi madencilik yatırım ve projelerinin geliştirilmesinde büyük bir önem taşır. Bu çalışmada tenör kestirimine bulanık mantık yaklaşımı tanıtılmış ve yaklaşım Karsantı (Adana) krom yatağından elde edilen verilere uygulanmıştır. Uygulamada Takagi-Sugeno tipi bulanık modelleme yordamı kullanılmıştır. Bulanık model, sırasıyla verilerin kümelenmesi, kural sisteminin oluşturulması ve parametre optimizasyonu aşamalarını izlemektedir. Esnek ve şeffaf bir model yapısı kullanılarak elde edilen kestirim değerleri ölçülen tenör değerleri ile karşılaştırılmış ve kestirimlerin başarısı test edilmiştir.

Anahtar Sözcükler: Bulanık Mantık, Bulanık Modelleme, Kümeleme, Tenör Kestirimi.

ABSTRACT

Grade estimation has a great importance in developing mining investment and projects. In this study, fuzzy logic approach to grade estimation is introduced and the approach is applied to the data obtained from the Karsantı (Adana) chromium deposit. In the application, Takagi-Sugeno fuzzy modelling algorithm is used. The fuzzy model follows the steps of clustering, construction of rule based system and parameter optimization. Estimated values obtained by using a flexible and transparent model structure are compared with actual grade values and the success of the estimation is tested.

Keywords: Fuzzy Logic, Fuzzy Modeling, Clustering, Grade Estimation.

(*) Dr., İnönü Üniversitesi, Maden Mühendisliği Bölümü, 44280 Malatya, btutmez@inonu.edu.tr
(**) Prof.Dr., Hacettepe Üniversitesi, Maden Mühendisliği Bölümü, 06532, Ankara

1. GİRİŞ

Tenör kestirimi yeni maden yataklarının işletmeye alınmasında ve yatırım planlamasında önemli bir rol oynar. Tenör kestiriminde geleneksel yöntemler olarak belirtilebilecek geometrik hesaplama tekniklerine ek olarak son yıllarda jeoistatistiksel kestirim yöntemleri de yaygın olarak kullanılmaktadır. Kriging gibi jeoistatistiksel kestirim yöntemleri (Goovaerts, 1997) başarılı kestirim yapmalarına karşın bazı sakıncalar içermektedir. Diehl (1997), Bardossy ve Fodor (2001) jeoistatistiksel yöntemlerin eksikliklerini detaylı olarak ortaya koymuştur. Bunlardan en önemlileri, veri sayısı az olduğunda anlamlı variogram modellerinin oluşturulamaması ve kestirim tekniğinin esnek olmamasıdır.

Son yıllarda özellikle esnek hesaplama (soft computing) ve yapay zeka tekniklerindeki hızlı gelişmeler bu yöntemlerin farklı alanlarda geniş bir kullanım alanı bulmasına yol açmıştır. Esnek hesaplama tekniklerinden biri ve en etkini bulanık mantık da; kaya mekaniği (Grima ve Babuska, 1999; Gokceoglu, 2002; Gokceoglu ve Zorlu, 2004; Karakus ve Tutmez, 2006), açık ocak ekipman seçimi (Kesimal ve Bascetin, 2002) gibi alanlara uygulanmış ve başarlı sonuçlar alınmıştır. Benzer şekilde bulanık mantık ve bu mantıkla geliştirilen bulanık küme teorisi, tenör kestirimi problemine uygulanmış ve bir ölçüde başarılı sonuçlar elde edilmiştir. (Pham, 1997; Bardossy ve Fodor, 2004; Tutmez ve Dag, 2006).

Bu çalışmanın ana konusunu, bulanık mantığa dayalı tenör kestirimi oluşturmaktadır. Bu amaçla Takagi-Sugeno tipi bulanık modelleme yaklaşımını esas alan bir tenör kestirim yöntemi geliştirilmiş ve yöntem, Karsantı (Adana) krom yatağından elde edilen verilere uygulanmıştır. Örnek inceleme, yöntemin tenör kestirimine başarıyla uygulanabileceğini göstermiştir.

Yazının ikinci bölümünde genel tenör kestirim problemi tanımlanmış daha sonra bulanık mantığın temel felsefesine değinilmiştir. Üçüncü bölümde, Takagi-Sugeno tip bulanık modelleme yöntemi ve bu yöntemin esasları ayrıntılı olarak açıklandıktan sonra dördüncü bölümde yöntemin Karsantı (Adana) krom yatağında örnek uygulaması gerçekleştirilmiştir. Beşinci ve son bölümde ise sonuçlar verilmiştir.

2. PROBLEM VE YAKLAŞIM

2.1. Tenör kestirimi

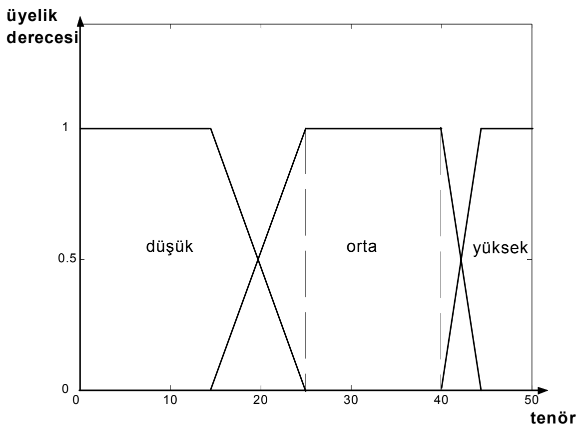
Tenör kestirimi problemi, en basit haliyle belirli noktalarda bilinen tenör değerlerinden hareketle bilinmeyen noktalardaki tenörlerin kestirimi şeklinde tanımlanabilir. (Tercan ve Karayigit, 2001). Bu amaçla bir maden sahasından n sayıda örnek alınsın ve $x_\alpha, \alpha = 1,...,n$ bu örneklerin alındığı lokasyonları göstersin. Örneklerin ölçülen tenör değerleri de $g(x_\alpha)$, $\alpha = 1,....,n$ olsun. Kestirim işlemi; örneklenmemiş $x_\beta, \beta = 1,...,N$ noktalarındaki $g(x_\beta)$ tenör değerlerinin belirlenmesinden ibarettir.

2.2. Bulanık kümeler

En basit tanımıyla bulanık mantık, yaklaşık akıl yürütme mantığıdır. Geleneksel mantık yapısı olarak tanımlanan sembolik mantık, idealleştirilmiş kavram ve önermelerden çıkarılacak ideal sonuçlarla ilgilenirken, bulanık mantık gerçek dünyadaki bulanıklığı ve belirsizliği ele alarak yaklaşık çözümler üretir. Bulanık mantık, ikili hesaplama yerine, çok seviyeli hesaplama tekniğini kullanır. Temel yaklaşım, kesin yanlış ve kesin doğru ifadelerinin arasına sonsuz sayıda doğruluk değerini içeren fonksiyon yerleştirmektir. Bu fonksiyona 'üyelik fonksiyonu' (membership function) adı verilir.

Tenör değişkenini tanımlarken kullanılan "düşük", "orta" ve "yüksek" gibi nitelemeler birer sözel (linguistik) ifadedir. Günlük yaşamda ve mühendislik uygulamalarında; "ılık" hava, "güçlü" adam, "sert" kaya, "büyük" proje gibi sözel ifadeler yaygın olarak kullanılan ve bulanıklık içeren kavramlardır. Belirlilik getirme yaklaşımı, iki değerli kümeler kuramının, çok değerli kümeler kuramına dönüşümünden doğar. Bulanık küme, değişik üyelik derecesinde öğeleri olan bir topluluktur. Klasik küme kuramında kümeye ait olma durumunda 1, ait olmama durumunda ise 0 üyelik değeri atanır. Oysa bulanık kümelerde öğe, bir bölümüyle (örneğin: 0.4) kümeye ait iken bir bölümüyle (örneğin: 0.6) de kümenin dışındadır. Diğer bir ifadeyle, öğeler bulanık kümeye 'kısmen' aittir. Bulanık kümelerde, klasik kümelerdeki üyeliği tanımlayan karakteristik fonksiyon; $\mu_A :\in\rightarrow \{0,1\}$, yerini üyelik fonksiyonuna; $\mu_A :\in\rightarrow [0,1]$ bırakır.

Şekil 1'de tenör için örnek bulanık küme gösterimi verilmektedir. Orta-düşük ve orta-yüksek geçişlerinde paylaşım bölgesi sözkonusu olup kesin (crisp) bir ayrım geçerli değildir.



Şekil 1. Tenör için bulanık küme gösterimi (Tutmez, 2005).

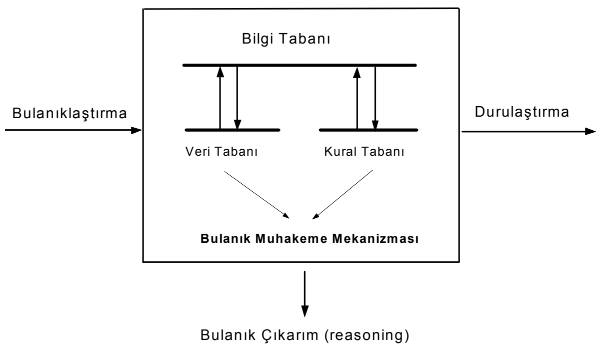
Bulanık küme teorisi özellikle tenör ve kalınlık gibi rezerv parametrelerinin keskin ayrımlar yerine esnek olarak değerlendirilmesi için elverişlidir. Kestirim bilgisinin verilerin özelliğinden çıkarılabildiği veri-temelli (data driven) modelleme yaklaşımı pratik avantajlar da sağlamaktadır (Tutmez, 2005).

3. BULANIK MODELLEME

Bulanık modeller, değişkenler arasındaki ilişkileri kurallar yardımıyla tanımlamaya yarar. Bulanık modellerin kapalı kutu (black box) modellerden (örneğin sinir ağları, genetik algoritmalar) en önemli farkı; sistem tanımlamayı basitleştirmesi ve saydam (transparent) analizler yapılmasına olanak tanımasıdır (Setnes vd., 1998) Geleneksel bulanık modellemede uzman görüşü (expert opinion) kullanılarak, sözel ifadeler yardımıyla çözüm aranırken, son yıllarda veriye bağlı modeller de (data-driven) artış gözlenmektedir. En genel bulanık modelleme teknikleri Mamdani tip bulanık modelleme ve Takagi-Sugeno (TS) tip bulanık modellemedir. Bu çalışmada veri esaslı bir yaklaşımla (uzman görüşü vb. kullanılmadan) TS algoritması geliştirilmiştir. TS modelleme algoritması sistem kontrolünde lokal kestirimlere olanak tanıması ve kümeleme algoritmaları ile birlikte kullanılabilmesi nedeniyle Mamdani modellemeden daha uygundur (Piegat, 2001). Algoritmanın dezavantajı ileri matematiksel hesaplamalara (ağırlıklı lokal/global en küçük kareler kestirimi gibi) gereksinim duymasıdır.

3.1. Bulanık Modelin Aşamaları

Genel olarak bir bulanık model; bulanıklaştırma aşaması (fuzzification), kural temelli sonuç çıkarım mekanizması (reasoning mechanism) ve durulaştırma (defuzzification) aşamalarından oluşur (Şekil 2). TS modelde ayrıca bir durulaştırmaya gerek duyulmaz ve bu aşamada ağırlıklı ortalama alınarak sayısal kestirim değerleri üretilir (Takagi ve Sugeno, 1985).



Şekil 2. Bulanık modelin aşamaları.

3.2. Bulanık Kümeleme (Bulanıklaştırma)

Bulanık kümeleme (fuzzy clustering), verilerin doğrudan bulanıklaştırılmasını sağlayan yöntemlerden biridir. Kümeleme işlemi ayrıca verileri bir araya toplayarak işlem hızını artırır ve sistemi daha genel bir yapı içinde ele almaya olanak tanır.

Kümeleme yordamları, veriler arasındaki uzaklıkları kullanarak verileri temsil edecek en uygun küme merkezlerini belirleyen yordamlardır. Bulanık kümeleme yordamları içinde en yaygın kullanılan yordam, bulanık c-ortalamalar yordamı (Fuzzy c-means clustering algorithm-FCM)' dır. FCM ilk olarak Bezdek vd. (1984) tarafından yerbilimleri problemlerine uygulanmıştır. Yöntem, veriler arasındaki uzaklıkları kullanan iteratif bir minimizasyon yordamıdır. Kümeleme yordamına giren ve yordamdan elde edilen bileşenler (1) ifadesinde verilmiştir (Sousa ve Kaymak, 2002):

$$x_k = [x_{1k}, x_{2k}, ..., x_{nk}]^T \in R^n, \quad k = 1,...., N \quad (1)$$

(1)'de belirtilen veri kümesi her bir parametre vektöründen oluşan bir matristir. *k*: kümelemede kullanılacak verileri, n: parametre (boyut) sayısını, N: toplam veri sayısını göstermektedir.

Bulanık c-ortalamalar yordamı (2) nolu eşitlikte tanımlanan amaç fonksiyonunun minimize edilmesine dayanır (Jang vd, 1997). Amaç fonksiyonu J; üyelik (μ) ve uzaklık (d) terimlerinden oluşmaktadır.

$$J(X,U,V) = \sum_{i=1}^{c}\sum_{k=1}^{N} \mu_{ik}^{m}\ d^2(x_k, v_i) \qquad (2)$$

Eşitli (2)' de *c*; küme sayısını göstermekte olup, $2 \le c \le n$ ile sınırlıdır. v_i; küme merkezlerini göstermekte olup, (3) ile hesaplanır:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^{N} \mu_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^{N} \mu_{ik}^m} \qquad (3)$$

Burada μ_{ik}^m üyelik fonksiyonunu, *m* ise bulanıklaştırma parametresini göstermektedir. $d^2(.)$, uzaklık olup (4) eşitliği ile hesaplanır.

$$d_{ik}^2 = (x_k - v_i)^T A\,(x_k - v_i)$$
$$A: birim\ matris \qquad (4)$$

Amaç fonksiyonunun mimimizasyonu, kısıtlara sahip bir optimizasyon probleminin çözümüne dayanır (Ross, 2004). Bu amaçla önce küme sayısı c ve başlangıç üyelik matrisi U^0 matrisi belirlenir. Bu matris iterasyonla yeniden hesaplanır ve r iterasyon sonunda U^r matrisi elde edilir. Üyelik matrisinin hesabı, amaç fonksiyonunda yer alan karakteristik fonksiyonunun (üyelik fonksiyonu) bulunmasıyla gerçekleştirilir. Matrisin elemanları (6) kısıtı altında (5) nolu eşitlikten elde edilir.

$$\mu_{ik}^{(r+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^{c} (d_{ik}^2 / d_{jk}^2)^{1/(m-1)}}, 1 < m < \infty \qquad (5)$$

$$\sum \mu_{ik}^{(r+1)} = 1 \qquad (6)$$

İterasyon işlemi, $\left\| U^{(r+1)} - U^{(r)} \right\| \le \varepsilon$ durma (termination) kriteri sağlandığında sona erer. ε, yordamı sona erdirecek küçük (0.001 gibi) bir sayıdır. Kümeleme işlemi sonucunda üyelik matrisi ve küme sayısı elde edilir. Küme sayısının optimize edilmesi de (cluster validity) bir başka önemli konudur. Bu optimizasyon için çeşitli yöntemler önerilmiştir (Xie and Beni, 1991; Kaymak and Babuska, 1995).

3.3. Bulanık Kural Sistemi

Uzman sistemlerde (expert systems) kullanılan eğer-sonra (if-then) mantıksal ilişkisi bulanık kuralların omurgasını oluşturur. Kurallar, girdi-çıktı ilişkisini mantıksal olarak oluşturarak sistemi kontrol etmeyi sağlarlar. Kural sistemi; öncül (antecedent) ve sonuç (consequent) kısımlarından oluşur. Çok sayıda girdinin ($x_1, x_{2,...,} x_N$) ve tek çıktının (y) olduğu (multiple input, single output: MISO) bir sistemde kural mekanizması (7) ifadesi ile verilir.

EĞER *(x_1=X_{11})* VE ...VE *(x_n=X_{1n})* İSE *(y=Y_1)*

EĞER *(x_1=X_{21})* VE ...VE *(x_n=X_{2n})* İSE *(y=Y_2)*
.... (7)
EĞER *(x_1=X_{N1})* VE ...VE *(x_n=X_{Nn})* İSE *(y=Y_N)*

Kural sisteminde x, X uzayında μ_x(x) üyeliğine sahiptir. Bir başka ifade ile X, x değişkeninin sözel değeridir. Kural sayısı arttıkça, incelenen verinin etkin (geçerli) olduğu kurallarda değerlendirip nihai üyelik derecesinin elde edilmesi gerekir. Bu işlem için mantıksal operatörler kullanılır. Operatörler, kuralların birleştirilerek (composition) değerlendirilmesinde ve sonuç üzerinde etkili olan araçlardır (Yager ve Filev, 1994). Çizelge 1 'de iki bulanık küme (A ve B) çeşitli mantıksal operatörlerle işleme tabi tutulmaktadır.

Çizelge 1. Mantıksal operatörler

OPERATÖR	İŞLEM
VE (and)	A∧B = min (μ_A,μ_B)
VEYA (or)	A∨B = max (μ_A,μ_B)
ÇARPIM (product)	A*B = (μ_A*μ_B)

TS model yapısında kural çıktısı bir sabit (0. mertebe TS) olabileceği gibi bir doğrusal denklem (1. mertebe TS) ya da bir polinom da (2. mertebe TS) olabilir. 1. mertebe doğrusal denklem regresyon çözümlemesine dayanır ve (7) sistemi (8) genel formuyla ifade edilebilir.

R_i: EĞER $x_1 = A_{i1}$ ve.....ve $x_n = A_{in}$ İSE

$$y_i = a_i x + b_i \ , \quad i = 1,2,...,K \tag{8}$$

(8) sisteminde;

R_i : incelenen kural,
$\mathbf{x} = [x_1, x_2, ..., x_n]^T \in X$ girdi vektörü
$A_{i1},...,A_{in}$: girdi bulanık kümeleri,
$\mathbf{y}_i$: kural çıktısı,
K : kural sayısı,
a_i, b_i: regresyon sabitleridir.

3.4. Parametre Optimizasyonu ve Kestirim

Parametre kestirimi global veya lokal regresyon teknikleri kullanılarak yapılır. En küçük kareler kestiriminin kullanıldığı işlemde, model denklemleri kurallardan gelen ağırlıklar ile çarpılarak hatanın minimize edilmesi amaçlanır (Babuska, 1998). Kural çıktılarının dahil olduğu kestirim (9) eşitliğiyle ifade edilmiştir. Bu işlem durulaştırma aşamasına karşılık gelmektedir.

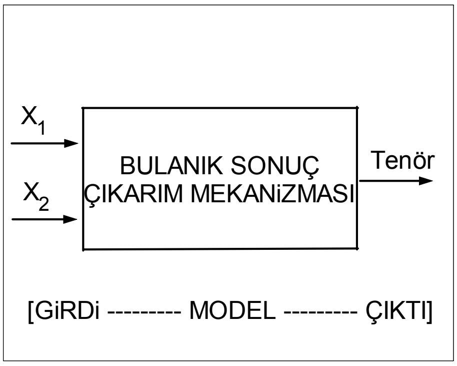
$$y = \frac{\sum_{i=1}^{K} \beta_i(x)\left[\mathbf{a}_i^T x + b_i\right]}{\sum_{i=1}^{K} \beta_i(x)} \tag{9}$$

(9) eşitliğinde K: kural sayısını, β_i ise her kuralın aktivasyonunu (etkinliğini) göstermektedir. β_i ; verinin her kuraldaki ağırlığı (üyelik değeri) bulunduktan sonra, bir operatör (çoğunlukla maksimum) yardımıyla (10) eşitliği ile hesaplanmaktadır.

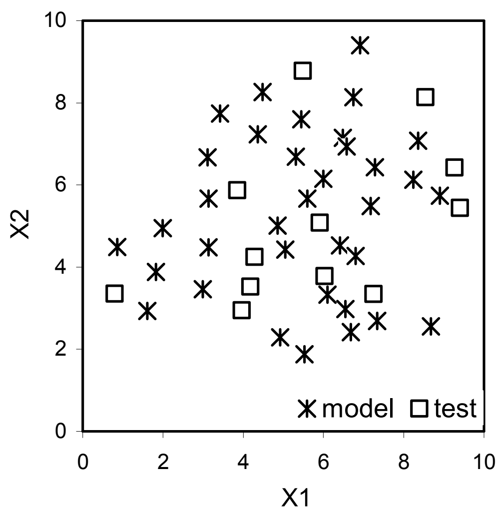
$$\beta_i = \prod_{j=1}^{n} \mu_{A_{ij}}(x_j), \quad i = 1,2,...,K \tag{10}$$

4. UYGULAMA

Bu bölümde TS bulanık modeli yardımıyla tenör kestirimini gösteren bir uygulama verilmiştir. Modelin genel yapısı Şekil 3 de verilmektedir. Uygulama için Adana Karsantı krom yatağından elde edilmiş olan (Köse, 2004) sondaj verilerinden yararlanılmıştır. Kümeleme işleminden önce veriler en büyük ve en küçük tenör değerleri dikkate alınarak [0.8-9.4] aralığında standartlaştırılmış ve verilerin yaklaşık olarak %75' lik bölümü (35 lokasyon) model (training), %25' lik bölümü ise (12 lokasyon) test (testing) için rastgele ayrılmıştır (Şekil 4).



Şekil 3. Oluşturulan model



Şekil 4. Verilerin saha üzerindeki yerleri

4.1. Kümeleme

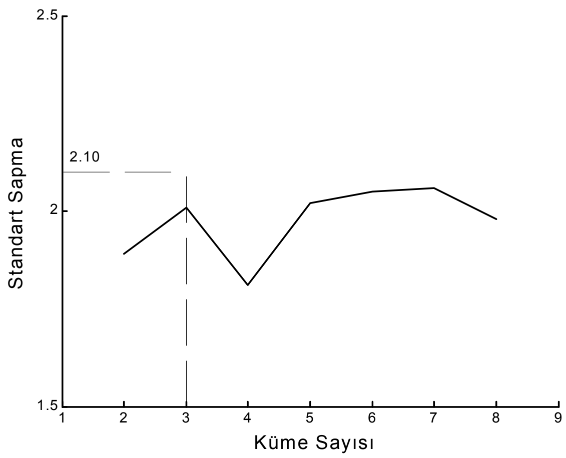
Bulanık kümeleme yordamında kullanılan veri dosyasında her lokasyona ait x_1 ve x_2 koordinatlarının yanı sıra bu noktalarda ölçülmüş tenör (%Cr_2O_3) değerleri bulunmaktadır. Kümeleme işleminde girdiler ve çıktı parametresi birarada işleme tabi tutulmuş ve 3 boyutlu analiz yapılmıştır. Elde edilen küme merkezleri Çizelge 2' de verilmektedir.

Kümeleme işleminde önemli bir konu en uygun küme sayısının belirlenmesidir. Bu optimizasyonu gerçekleştirmek için geliştirilmiş çeşitli yaklaşımlar mevcut olmasına karşın bu yaklaşımların veri değişkenliğini dikkate almadıkları görülmüştür. Yerbilimlerinde ve özellikle tenör kestiriminde veri değişkenliğinin kestirim işleminde dikkate alınması gerekmektedir. Bu nedenle bu çalışmada, Tutmez (2005) tarafından geliştirilen yeni bir kümeleme indeks yaklaşımından yararlanılmıştır. Yaklaşım, veri değişkenliğini küme merkezlerinin tenör değerleri arasında da aramakta ve en küçük küme sayısı ile işlem yapmayı hedeflemektedir. (11-12) ifadeleri indeksin amacını ve kısıtlarını vermektedir.

$$Std.sapma\left[x_j\right] \cong Std.sapma\left[v_i\right] \quad j = 1,...,n;\ i = 1,...,c \qquad (11)$$

$$\min(n_c) \quad n_c : \text{küme sayısı} \qquad (12)$$

Küme sayıları ve bunlara karşılık gelen değişkenlikler Şekil 5' te gösterilmektedir. Bu uygulama için yapılan optimizasyon sonucu en uygun küme sayısı 3 olarak bulunmuştur.



Şekil 5. Küme sayısı-standart sapma değişimi

4.2. Üyelik Fonksiyonları ve Kurallar

Üyelik fonksiyonları kural sisteminin içinde oluşturulan mantık döngüsünün sözlü ifadesidir. Literatürde çeşitli üyelik fonksiyonları bulunmasına karşın (üçgen, trapez, Normal dağılım fonksiyonu gibi) en uygun fonksiyonun seçilmesinde 2 kritere öncelikle dikkat edilmesi gerekir (Baglio vd., 1994):

- amaca uygunluk
- basitlik

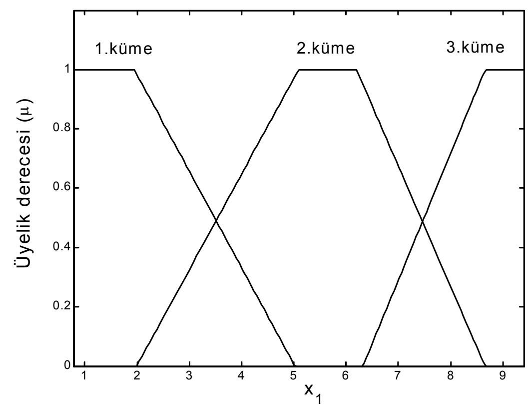
Bu uygulamada, kümeleme sonucunda elde edilen üyelik matrisinin elemanlarının projeksiyonu ve bazı temel istatistikler

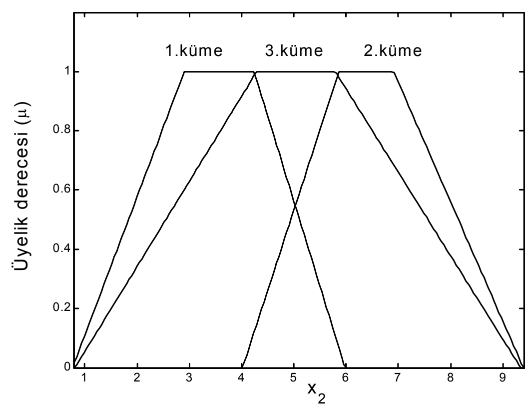
Çizelge 2. Kümeleme sonucunda elde edilen küme merkezleri.

X_1	X_2	Tenör
	2 Küme	
5.59	6.41	5.19
5.16	3.93	2.52
	3 Küme	
2.62	4.28	2.59
5.55	6.59	5.94
7.19	4.48	2.38
	4 Küme	
5.37	6.74	6.33
2.33	4.30	2.56
6.53	2.99	2.84
7.23	6.35	2.75
	5 Küme	
7.59	6.47	2.17
2.21	4.22	2.48
6.59	2.88	2.55
5.24	7.54	6.38
5.53	5.05	5.71
	6 Küme	
5.70	6.67	4.23
5.49	4.74	5.83
7.88	6.34	1.85
5.07	7.68	6.93
6.56	2.79	2.59
2.13	4.14	2.46
	7 Küme	
4.78	7.78	6.75
7.94	6.35	1.78
5.95	4.33	5.46
2.10	4.11	2.45
5.54	5.82	6.62
5.57	6.63	3.89
6.57	2.78	2.51
	8 Küme	
6.55	2.75	2.62
6.15	6.36	4.41
2.05	4.07	2.45
4.72	7.81	6.82
5.48	5.70	6.70
5.99	4.22	5.49
8.02	6.27	1.69
5.11	6.73	3.42

kullanılarak yapılan deneysel çalışmanın sonucunda, her küme için birer adet yamuk (trapezoid) üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Yamuk biçimindeki üyelik fonksiyonlarından yararlanılmasının nedeni; projeksiyonlar sonucunda elde edilen yapının, maksimum üyelik aşamasında ($\mu = 1$) bir aralık (interval) tanımlamayı zorunlu kılmasıdır. Öte yandan yamuk tipte fonksiyonlar sistemi basitleştirmeye de olanak tanımaktadır. Şekil 6' da tanımlı fonksiyonlar girdi (x_1 ve x_2 koordinatları) verilerini temsil etmektedir.

Yerbilimlerindeki saha çalışmalarında sondajların birbirine yakın olması durumunda benzerliklerinin artması, birbirlerinden uzaklaştıklarında benzerliklerinin azalması beklenir. Bu bilgiden hareketle elde edilen küme merkezleriyle sondaj lokasyonları arasında mantıksal bir ilişki kurulmuş ve bu kural sistemi içinde "yakın" ifadesi ile temsil edilmiştir.





Şekil 6. Girdi üyelik fonksiyonları

Her bir kümenin bir adet kuralla temsil edildiği mekanizmada girdi parametreleri, mantıksal kural operatörü ve her bir kümeyi temsil eden doğrusal denklem parametreleri yer almaktadır.

Kural 1 : EĞER verinin x_1 koordinatı 1. küme merkezinin x_1 koordinatına VE x_2 koordinatı 1. küme merkezinin x_2 koordinatına *"yakın"* İSE, tenör değeri:

$$t_1 = -0.722x_1 - 0.471x_2 + 1.552$$

Kural 2 : EĞER verinin x_1 koordinatı 2. küme merkezinin x_1 koordinatına VE x_2 koordinatı 2. küme merkezinin x_2 koordinatına *"yakın"* İSE, tenör değeri:

$$t_2 = -0.384x_1 – 0.316x_2 + 4.817$$

Kural 3 : EĞER verinin x_1 koordinatı 3. küme merkezinin x_1 koordinatına VE x_2 koordinatı 3. küme merkezinin x_2 koordinatına *"yakın"* İSE, tenör değeri:

$$t_3 = -1.073x + 1.046x_2 + 4.929$$

4.3. Kestirimlerin Değerlendirmesi

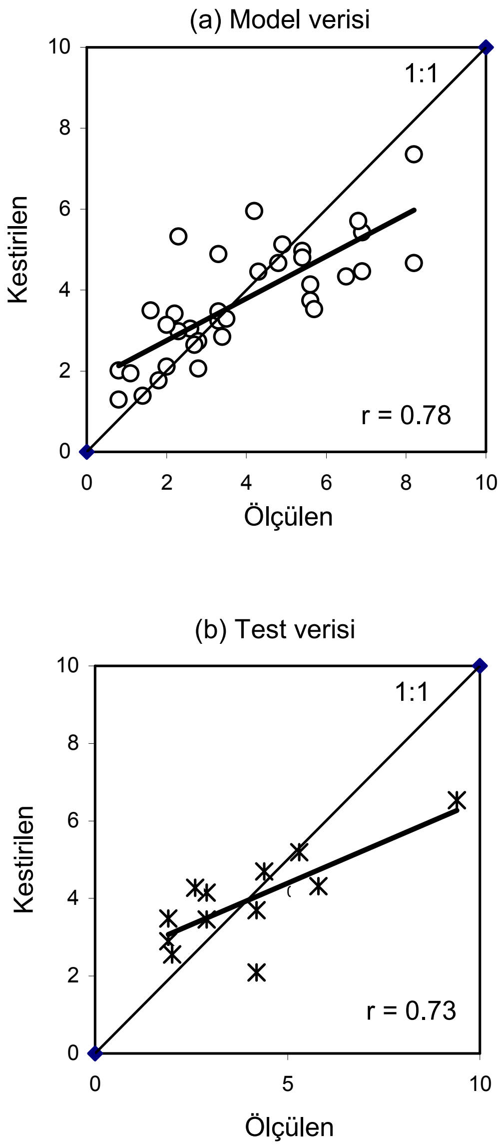
Model ve test verileri kullanılarak yapılan kestirimlerin performansı korelasyon katsayısı (r) kullanılarak Şekil 7' de gösterilmektedir. (r>0.7) değeri yerbilimleri problemleri için başarılı performansa işaret etmektedir (Swan ve Sandilans, 1995).

Modelin performansı kural sayısının artışına paralel olarak bir miktar daha yükseltilebilir. Yine de modelleme problemlerinde sistemin en genel biçimde ifade edilmesi amaçlandığından 3 kural kullanılarak oluşturulan modelin pratik avantajlar da sağlayacağı düşünülerek sonuçlar yeterli bulunmuştur.

5. SONUÇLAR

Bulanık mantık, esnek bir hesaplama tekniği olarak rezerv kestirimi problemine uygulanmıştır. Bulanık modelin şeffaflık ve esneklik özelliklerine ek olarak modele girilecek özellikleri de veri temelli olarak tanımlayabilmesi kullanım kolaylığı sağlamıştır.

Gerçek yataktan alınan model ve test verileri üzerinde yapılan çalışmalar, bulanık modelleme tekniğinin başarı ile uygulanabileceğini göstermiştir. Kümeleme yoluyla kural sayısı en aza indirebilmekte ve veri değişkenliğini dikkate alan bir kestirim yapılabilmektedir.



Şekil 7. Kestirimlerin performansı.

KATKI BELİRTME

Yazarlar, Erasmus University Rotterdam öğretim üyesi Dr. Uzay Kaymak'a ve Tübitak Münir Birsel Vakfı' na katkılarından dolayı teşekkür eder.

KAYNAKLAR

Babuska R., 1998; "Fuzzy Modeling for Control", Kluwer Academic Publication, Boston.

Baglio, S., Fortuna, L., Graziani, S., Muscato, G., 1994 ; "Membership Function Shape and the Dynamic Behaviour of Systems", International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, **8**, 369-377.

Bardossy, Gy., Fodor, J., 2001; "Traditional and New Ways to Handle Uncertainty in Geology", Natural Resources Research, **10**,(3), 169-187.

Bardossy, G., Fodor J., 2004; "Evaluation of Uncertainties and Risks in Geology", Springer, 221.

Bezdek, J.C., Ehrlich, R., Full, W., 1984; "FCM: The Fuzzy c-means Clustering Algorithm", Computers and Geosciences, **10**,(2-3), 191-203.

Diehl, P. 1997; "Quantification of the Term -Geological Assurance- in Coal Classification Using Geostatistical Methods", Schriftenreihe der GDMB, **H.79**, 187-203.

Gokceoglu, C., 2002; "A Fuzzy Triangular Chart to Predict the Uniaxial Compressive Strength of Ankara Agglomerates from Their Petrographic Composition", Engineering Geology, **66**, 39-51.

Gokceoglu, C., Zorlu, K., 2004; "A Fuzzy Model to Predict the Uniaxial Compressive Strength and the Modulus of Elasticity of a Problematic Rock", Engineering Applications of Artificial Intelligence, 61-72.

Goovaerts, P., 1997; "Geostatistics for Natural Resources Evaluation", Oxford University Press, New York, 483.

Grima M.A., Babuska, R., 1999; "Fuzzy Model for the Prediction of Unconfined Compressive Strength of Rock Samples", Int. J. Rock Mechanics and Mining Sciences, **36**, 339-349.

Jang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani, E., 1997; "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, 614.

Karakus, M., Tutmez, B., 2006; "Fuzzy and Multiple Regression Modeling for Evaluation of Intact Rock Strength Based on Point Load, Schmidt Hammer and Sonic Velocity", Rock Mech Rock Eng, **39**, (1), 45-57.

Kaymak, U., Babuska, R., 1995; "Compatible Cluster Merging for Fuzzy Modeling", In Proc. FUZZ-IEEE/IFES'95, Yokohama, Japan, 897-904.

Kesimal, A., Bascetin, A., 2002; “Application of Fuzzy Multiple Attribute Decision Making in Mining Applications”, Mineral Resources Engineering, **11**, 1, 59-72

Köse, A., 2004; “Bootstrap’a Dayalı Rezerv Kestirim Yöntemlerinin Geliştirilmesi”, Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara.

Pham, T.D., 1997; “Grade Estimation Using Fuzzy-Set Algorithms”, Mathematical Geology, **29**, 291-304.

Piegat, A., 2001; “Fuzzy Modeling and Control”, Physica-Verlag, 728.

Ross, T.J. 2004; “Fuzzy Logic with Engineering Applications”, McGraw-Hill.

Setnes, M., Babuska, R., Verbruggen, H.B., 1998; “Transparent Fuzzy Modelling”, Int. J. Human-Computer Studies, 159-179.

Sousa, J.M.C, Kaymak, U., 2002; “Fuzzy Decision Making in Modeling and Control, World Scientific,

Swan, A.R.H., Sandilands, M., 1995; “Introduction to Geological Data Analysis”, Blackwell, Oxford.

Takagi, T., Sugeno, M., 1985; “Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modelling and Control”, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, **15**, 116-132.

Tercan, A.E., Karayigit, A.İ. 2001; “Estimation of lignite reserve in the Kalburcayiri Field, Kangal Basin, Sivas, Turkey”, International Journal of Coal Geology, **47**, 91-100.

Tutmez, B., 2005; “Bulanık Küme Yaklaşımıyla Rezerv Kestirimi”, Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara.

Tutmez, B., Dag, A., 2006; “Use of Fuzzy Logic in Lignite Reserve Estimation”, Energy Sources, (kabul edildi).

Xie, X.L., Beni, G., 1991; “Validity Measure for Fuzzy Clustering”, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, **11**, 357-363.

Yager R., Filev D.P., 1994; “Essentials of Fuzzy Modeling and Control”, John Wiley&Sons.