

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <http://www.researchgate.net/publication/277344414>

Su Dağıtım Borularının Doğal Afetlere Karşı Koruyucu Bakımı: PM₄WAT Projesi Uygulaması

CONFERENCE PAPER · JUNE 2011

DOWNLOADS

9

VIEWS

8

11 AUTHORS, INCLUDING:



Selcuk Toprak

Pamukkale University

51 PUBLICATIONS 131 CITATIONS

SEE PROFILE



Cem Koc

Pamukkale University

25 PUBLICATIONS 31 CITATIONS

SEE PROFILE



George Tsakiris

National Technical University of Athens

92 PUBLICATIONS 678 CITATIONS

SEE PROFILE



Harris Vangelis

National Technical University of Athens

21 PUBLICATIONS 284 CITATIONS

SEE PROFILE

BORU HASARLARININ DEĞERLENDİRİLMESİNDE KÜMELEME TEKNİKLERİNİN KULLANIMI

CLUSTERING TECHNIQUES APPLIED TO EVALUATION OF PIPELINE DAMAGES

Selçuk TOPRAK¹, Engin NACAROĞLU² ve Abdullah Cem KOÇ³

ÖZET

Alt yapı sistemlerinin önemli bir kısmını oluşturan gömülü boru hatları depremlerde ciddi hasarlar görebilmektedir. Boruların hasar görmesinde boru malzeme özellikleri, birleşim şekilleri, zemin koşulları ve sismik etkiler gibi faktörler rol oynamaktadır. Oluşan hasarların dağılımı incelendiğinde ise özellikle belli bölgelerde yoğunlaşmalar olduğu göze çarpmaktadır. Bu çalışmada kümeleme analizlerinin bu yoğunlaşmaların yorumlanmasında kullanımı gösterilmekte ve tartışılmaktadır. Kümeleme analizi, bir veri setine ait elemanların, benzer özelliklerine göre homojen gruplara ayrılmasını sağlayan çok değişkenli istatistik teknikler içinde yer alan bir analiz yöntemidir. Analiz sonucu elde edilen kümeler yüksek düzeyde küme içi homojenlik ve yüksek düzeyde kümeler arası heterojenlik gösterirler. Bu çalışmada özellikle bulanık c-ortalama kümeleme analizi ve çıkarımlı kümeleme algoritmaları üzerinde durulmuştur. Analizlerde 1994 Northridge depremi ve Los Angeles şehri içme suyu boru hasar verileri kullanılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Kümeleme, Boru Hasarları, Deprem

ABSTRACT

Buried pipelines which are important part of infrastructure systems, may experience severe damages during earthquakes. Some of the factors that affect pipeline damage are: pipe types, joints types, soil conditions and seismic effects. The areas of intense pipeline damage stand out when the distribution of damages in earthquake stricken regions are investigated. In this study, interpretation of these intense pipeline damage areas are illustrated and discussed by using cluster analysis. Cluster analysis is one of the analyses methods which belongs to a multivariate statistical techniques and it can be used to separate the elements in a homogeneous groups according to similar characteristics. Clusters are obtained as a result of analysis, show a high level of intra-cluster homogeneity and a high level of between clusters heterogeneity. In this study especially two main clustering algorithms, namely fuzzy c-means and subtractive clustering have been utilized. The water distribution pipeline damage caused by the 1994 Northridge earthquake in the city of Los Angeles was used in analysis.

Keywords: Clustering, Pipeline damages, Earthquake

GİRİŞ

Kümeleme analizi, bir veri setine ait elemanların, benzer özelliklerine göre homojen gruplara ayrılmasını sağlayan çok değişkenli istatistik teknikler içinde yer alan bir analiz yöntemidir. Analiz

¹ Doçent Dr., Pamukkale Üniversitesi, Denizli, stoprak@pau.edu.tr

² Araştırma Görevlisi, Pamukkale Üniversitesi, Denizli, enacaroglu@pau.edu.tr

³ Yardımcı Doçent Dr., Pamukkale Üniversitesi, Denizli, a_c_koc@pau.edu.tr

sonucu elde edilen kümeler yüksek düzeyde küme içi homojenlik ve yüksek düzeyde kümeler arası heterojenlik gösterirler (Sharma 1996). Son yıllarda gittikçe popüler hale gelen kümeleme analizi; örüntü tanıma, yapay zekâ, bilgi teknolojisi, görüntü işleme, biyoloji ve tıp gibi birçok bilimsel alanda kullanılmasına rağmen altyapı sistemlerinde kullanılmasına rastlanılmamıştır. İlk olarak kümeleme analizinin bu alanda kullanılmasını Toprak ve diğ. (2009) gerçekleştirmiştir.

Kümeleme analizi birçok alt kola ayrılmakla beraber bu çalışmada bazı kümeleme algoritmaları açıklandıktan sonra bulanık kümeleme analizi ve çıkarımlı kümeleme analizi yöntemleri üzerinde durulmuştur. Özellikle bu kümeleme yöntemlerinin gömülü boru hatlarındaki deprem hasarlarının değerlendirilmesinde ve hasarların yoğun olduğu alanların belirlenmesinde kullanılması hususu incelenmiştir.

KÜMELEME ANALİZİ ALGORİTMALARI

Bulanık C-Ortalamalar Algoritması

Bulanık c-ortalamalar (BCO) algoritması bulanık kümeleme metotlarından en iyi bilinen ve en yaygın olarak kullanılan algoritmadır. Dunn (1973) tarafından ortaya atılmış ve Bezdek (1981) tarafından geliştirilmiştir. Belirli sayıda farklı kümelerin çok boyutlu uzayda yerleştirilmesi ve veri noktalarının nasıl gruplandırıldığını gösterilmesini sağlayan bir metottur. Bu metot klasik kümeleme metotlarının aksine bir veri noktasının, kümelerin her birine $[0,1]$ arasında değişen ve üyelik derecesi olarak adlandırılan bir değerle ait olmasına dayanır. Herhangi bir veri hangi küme merkezine en yakınsa o kümeye ait üyelik derecesi en büyük olur. Söz konusu verinin üyelik dereceleri toplamı ise bire eşittir. BCO algoritması öklid uzaklığını kullanır. Öklid uzaklığının denklemi aşağıda verilmiştir.

$$d(x_i, x_j) = \left(\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2 \right)^{1/2} = \|x_i - x_j\| \quad (1)$$

İki veya üç boyutlu uzayda nesnelerin yakınlığını değerlendirmek için kullanılan öklid uzaklığı, kümeler sıkı veya izole bir şekilde ise iyi sonuçlar vermektedir (Mao ve Jain, 1996).

Temel olarak k-ortalamalar metoduna benzemekle beraber başlıca farklılığı, klasik kümeleme yöntemlerinde olduğu gibi verilerin her birinin yalnızca bir kümeye aitlik zorunluluğunun olmamasıdır. BCO yöntemi de birçok bulanık kümeleme yönteminde olduğu gibi amaç fonksiyonunun minimize edilmesine dayanmaktadır. Amaç fonksiyonunun denklemi aşağıda denkleme verilmiştir.

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (2)$$

Burada m , 1 den büyük bir reel sayı olmak üzere bulanıklık indeksi; u_{ij} , j . kümedeki x_i nin üyelik derecesi; x_i , d boyutlu ölçülen verinin i . verisi; c_j , d boyutlu kümenin merkezi ve $\|*\|$ herhangi bir veri ile küme merkezi arasındaki benzerliğin bir ölçümüdür ve norm adı verilir. BCO' da öklid uzaklık normu kullanılır. Bulanık bölümlenme yukarıda gösterilen amaç fonksiyonunun tekrarlı optimizasyonunu, u_{ij} ve c_j küme merkezlerinin üyeliklerinin güncellenmesi ile gerçekleştirilir.

U üyelik matrisi rastgele atanarak algoritma başlatılır. İkinci adımda ise merkez vektörleri hesaplanır. Merkezler aşağıdaki denkleme göre hesaplanır.

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m} \quad (3)$$

Hesaplanan küme merkezlerine göre U matrisi denklem (4) kullanılarak yeniden hesaplanır. Eski U matrisi ile yeni U matrisi karşılaştırılır.

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (4)$$

Aşağıdaki şart sağlandığında döngü duracaktır.

$$\max_{ij} \left\{ \left| u_{ij}^{(k+1)} - u_{ij}^{(k)} \right| \right\} < \varepsilon \quad (5)$$

Burada ε , değeri 0 ve 1 arasında olan sonlandırma ölçütü ve k ise tekrarlanma sayısıdır. Bu işlem sayesinde J_m yerel bir minimuma veya dönüm noktasına yakınsar.

Çıkarımlı Kümeleme Algoritması

Çıkarımlı kümeleme yöntemi, Yager ve Filev (1992) tarafından önerilen dağ kümeleme yönteminin gelişmiş bir modeli olarak Chiu (1994) tarafından literatüre girmiştir. Aşağıda dağ algoritmasından kısaca bahsedilip, çıkarımlı kümeleme algoritmasıyla farkı anlatılmıştır.

Dağ kümeleme algoritması, küme merkezlerinin sayısını ve başlangıç konumlarını kolay ve etkili bir şekilde belirleyen bir algoritmadır. Bu algoritma veri alanından grid sistemi oluşturarak her bir grid noktasının asıl veri noktalarına olan uzaklığını ölçer. Yakınında fazla sayıda veri noktası olan grid noktasının küme merkezi olma potansiyel değeri daha fazladır. En yüksek potansiyel değere sahip grid noktası ilk küme merkezi olarak seçilir. Seçilen ilk grid noktasının yakınındaki noktaların potansiyel değeri hızlıca düşürülüp, ikinci küme merkezi seçimi için aynı işlem tekrarlanır. İlk başta belirlenen eşik değerine kadar algoritma devam ettirilir. Dağ kümeleme yöntemi kolay ve etkili bir yöntem olmakla beraber veri seti büyüdükçe işlem hacmi çok arttığı için büyük bir dezavantajı vardır. Bu yüzden çalışmada potansiyel küme merkezleri için grid noktalarını kullanmak yerine asıl veri noktalarını kullanan çıkarımlı kümeleme metodu tercih edilmiştir. Çıkarımlı kümeleme metodunda her bir veri noktası potansiyel küme merkezi olarak farz edilir ve her veri noktasını çevreleyen veri noktalarının, yoğunluğuna dayalı olarak küme merkezi olma ihtimalinin derecesi hesaplanır. Daha fazla komşu verisine sahip olan verinin, küme merkezi olma şansı, daha az komşu veriye sahip olan veriye göre fazladır. Algoritması ise;

- i) En yüksek potansiyele sahip veri noktasını ilk küme merkezi olarak seç,
- ii) İlk küme merkezinin yakınında olan tüm veri noktalarını (komşuluk yarıçapı olarak tanımlanır), sıradaki küme merkezini tanımlamak ve yerini bulmak için kaldır,
- iii) Bu aşamaları tüm veriler, küme merkezi komşuluk yarıçapı dâhilinde olana kadar devam ettir, şeklindedir.

Her bir veri noktasının potansiyel değeri etrafındaki veri noktalarının yoğunluğuna dayanarak Chiu (1994) tarafından aşağıdaki gibi hesaplanmıştır.

$$P_i = \sum_{j=1}^n e^{-4 * \|x_i - x_j\|^2 / R_a^2} \quad (6)$$

Formülde x_i , x_j , veri noktaları ve R_a ise komşuluğu belirten pozitif bir katsayıdır. Bu sınırın dışında kalan verilerin potansiyele az etkisi vardır. Tüm verilerin potansiyellerinin hesaplanmasından sonra en yüksek potansiyele sahip veri noktası ilk küme merkezi olarak seçilir. Eğer x_1 ilk küme merkezinin

yeri ve P_1^* bunun potansiyel değeri ise geriye kalan veri noktalarının x_i , potansiyeli, R_b nin pozitif olduğu yerde ($R_b > R_a$) aşağıdaki gibi düzenlenir.

$$P_i \Rightarrow P_i - P_1^* e^{-4 * \|x_i - x_1\|^2 / R_b^2} \quad (7)$$

Genellikle, k-inci küme merkezi elde edildikten sonra, her veri noktasının potansiyeli aşağıdaki gibi düzenlenir.

$$P_i \Rightarrow P_i - P_k^* e^{-4 * \|x_i - x_k\|^2 / R_b^2} \quad (8)$$

Böylece ilk küme merkezinin yakınındaki veri noktalarının potansiyeli büyük ölçüde azalacak ve bundan dolayı sıradaki küme merkezi seçilme ihtimali çok düşük olacaktır. R_b katsayısı komşuluğu tanımlayan yarıçap olup, potansiyeldeki ölçülebilir azalmalara sahip olacaktır. Birbirine yakın küme merkezlerini elde etmekten kaçınmak için R_b , R_a ' dan daha büyük seçilerek işleme başlanır. R_a ve R_b parametreleri birbirleriyle çok yakın ilişkili ve R_b her zaman R_a ' dan büyük olduğundan, R_b parametresi, R_a ve R_b arasındaki oran olan çarpım faktörü (SF) diye adlandırılan başka bir parametreyle değiştirilebilir. Çarpım faktörünün denklemi şu şekildedir.

$$SF = \frac{R_b}{R_a} \quad (9)$$

Yukarda tanımlanan süreç daha fazla küme merkezi bulunmayana kadar devam eder. Veri noktasının küme merkezi olarak seçilip seçilmediğine gelince burada kabul oranı (AR) ve çıkarma oranı (RR) olarak adlandırılan iki parametre işleme dâhil olur. Bu iki parametreyle beraber etki aralığı ve çarpım faktörü küme merkezlerinin seçimi için belirlenir.

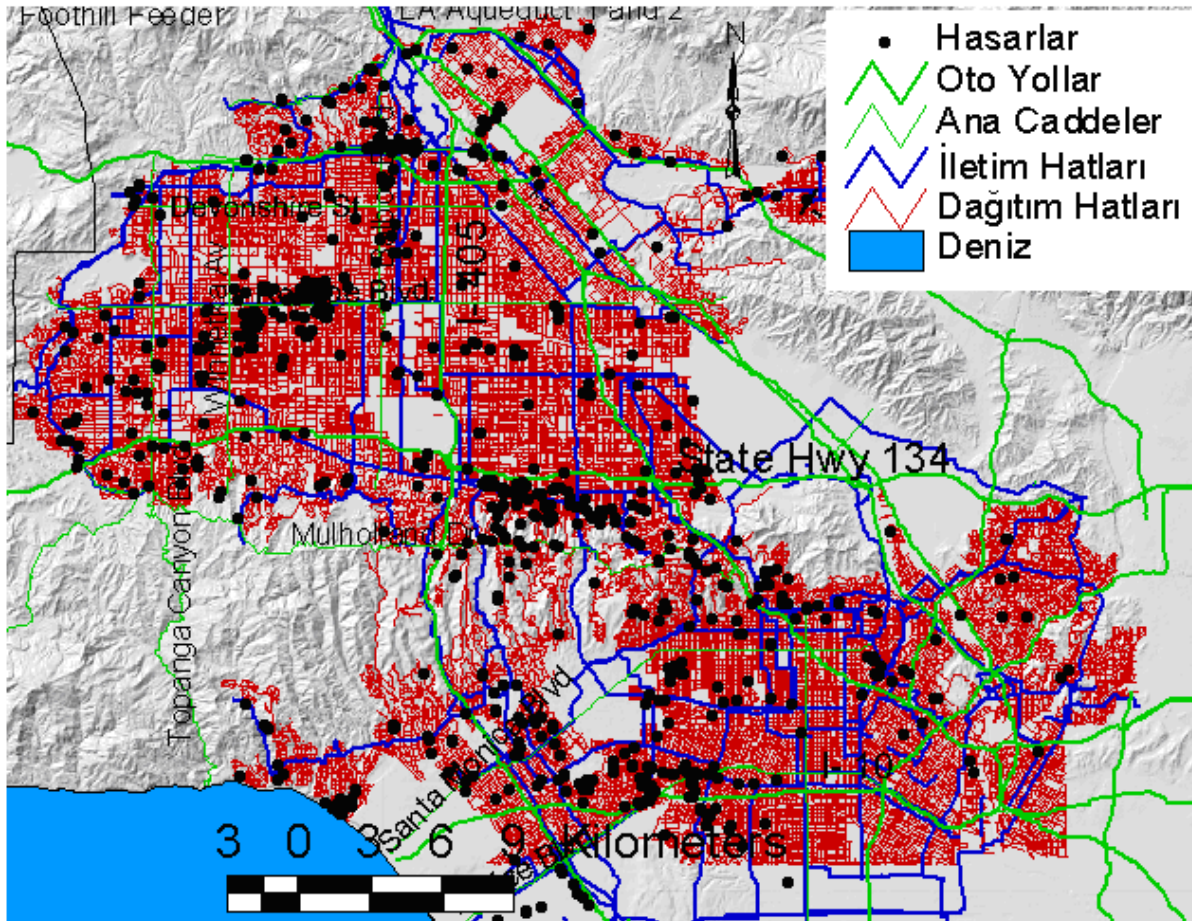
KONUMA GÖRE KÜMELEME

Yerleşim bölgelerine yakın olarak gerçekleşen geçmiş depremlerde hasar gören boru hatlarındaki gözlemler, hasarların belli noktalarda daha fazla yoğunlaştıklarını göstermiştir (yüksek hasar bölgeleri). Hasarların yoğunlaştığı bölgelerin belirlenmesi özel bir öneme sahiptir, çünkü bu bölgeler zemin açısından problemlili alanlara (örneğin, sıvılaşma veya zemin oturması) ve/veya ilgili alan içinde boru hatlarının bazı zayıflıklara (örneğin boru malzemesi, boru çapı, ve boru ekleri) sahip olduğuna işaret etmektedir. Burada analizlerde ve yöntemin uygulanmasında elimizde verisi bulunan 1994 Northridge, A.B.D. depremi ve Los Angeles şehri su boru hatları hasar verisi kullanılmıştır (Şekil 1). Bu çalışmalar boru hatlarının gelecek depremlerde gösterecekleri performansı incelemek için geliştirebilecek yaklaşımlar açısından önem teşkil etmektedir.

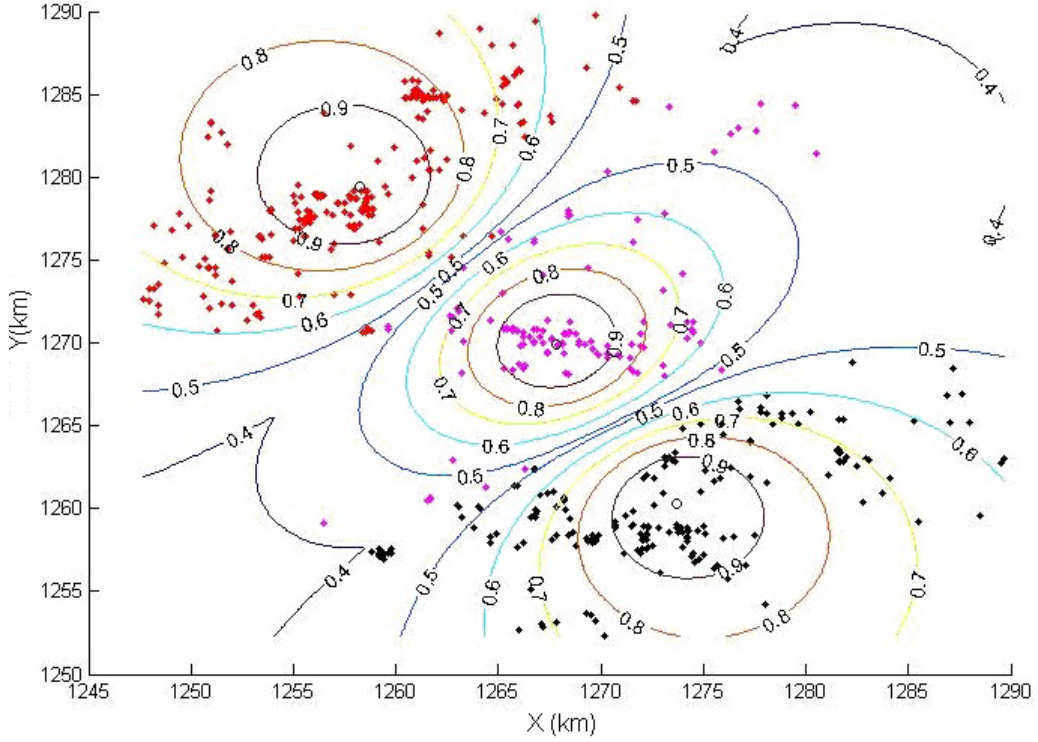
Boru hasarlarının yoğunlaştığı bölgelerin belirlenmesi değişik şekillerde gerçekleştirilebilir (Toprak ve diğ., 2009). Bir kişi boru hasarlarını gösteren bir haritaya baktığında (örneğin, haritanın üzerinde hasarlar noktasal veri olarak gösterilsin) algılanan benzerliklere göre onları sınıflandırıp manalı gruplara bölmeye çalışır. Bu şekliyle kümeleme benzer objelerin gruplanması veya bir araya getirilmesi olarak düşünülebilir. Kümeleme analizleri temelde veri topluluğu içinde yapıların keşfi ve gruplanması ile uğraşmaktadır. Kümeleme açıklandığı üzere gözle yapılabilir ama kümeleme yöntemlerinin kullanılması pek çok avantaj getirmektedir. Örnek olarak grupların oluşturulması için bir hedef fonksiyonu tanımlayarak standart gruplamanın yapılabilmesi ve büyük veri tabanlarını hızlı bir şekilde değerlendirebilmek verilebilir. Kümeleme algoritmalarının veriyi organize edebilmesindeki hız, güvenilirlik ve tutarlılığı bu yöntemlerin kullanılması için ağırlıklı sebepleri oluşturmaktadır (Jain ve Dubes, 1988).

Bulanık C-Ortalamalar Kümeleme Analizi ile Boru Hasarlarının Değerlendirilmesi

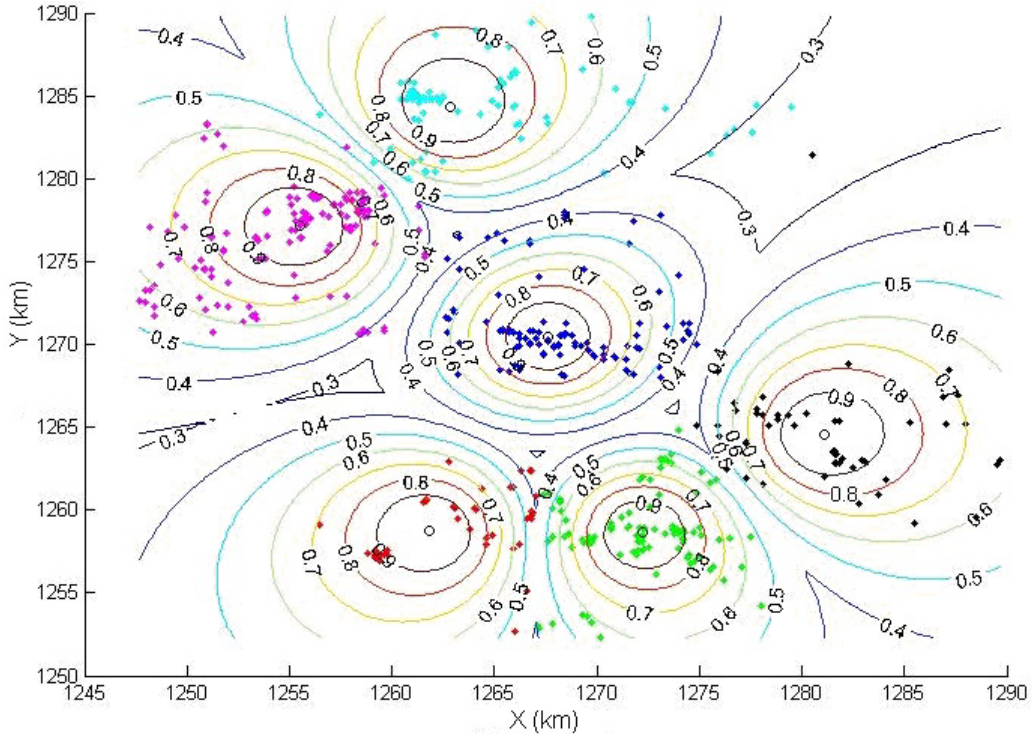
Bulanık c-ortalamalar kümeleme analizi daha öncede bahsedildiği gibi bulanık kümeleme algoritmalarından en yaygın şekilde kullanılan analiz yöntemidir. Bu analiz yöntemiyle boru hasarları üzerinde değerlendirme için burada öncelikle konuma göre kümeleme yaklaşımı seçilmiştir. Boru hasarlarında konum denilen parametre her bir hasarın x ve y koordinatlarından oluşan iki boyutlu veri seti olarak alınmıştır. Örnek olması açısından Şekil 1’de gösterilen hasarlardan font borulara ait olan hasarların kümelenmesi çalışılmış ve sunulmuştur. Los Angeles içme suyu şebekesinde font boru hasarlarının sayısı 734 adet olarak tespit edilmiştir. Los Angeles Şehri su şebekesinde 1994 Northridge depremi etkisiyle meydana gelen hasarlar hakkında kapsamlı bilgi O’Rourke ve Toprak (1997) ve Toprak (1998) çalışmalarından elde edilebilir. Şekiller 2, 3 ve 4 boru hasarlarının sırasıyla 3, 6 ve 10 kümeye bölünmesini göstermektedir. Şekillerde her bir kümeye ait olan elemanlar aynı renkle gösterilmiştir. Şekillerdeki eğriler üyelik derecelerini belirten çizgilerdir ve küme merkezleri de ayrıca gösterilmiştir. Üyelik dereceleri 0.1 aralıklarla verilmiştir. Küme sayısı arttıkça birbirinden ayrık olarak konumlanan farklı hasar yoğunlaşmalarının tespit edilebildiği gözükmektedir. Hasarların yoğunlaştığı bölgeler, boruların sismik performansını etkileyen olumsuz özelliklerin belirginleştiği alanlara işaret etmektedir.



Şekil 1. Los Angeles İçme Suyu Boruları ve Hasarları (Toprak ve diğ., 1999)



Şekil 2. Boru Hasarlarının Bulanık C-Ortalamalar ile 3 Kümeye Bölünmesi

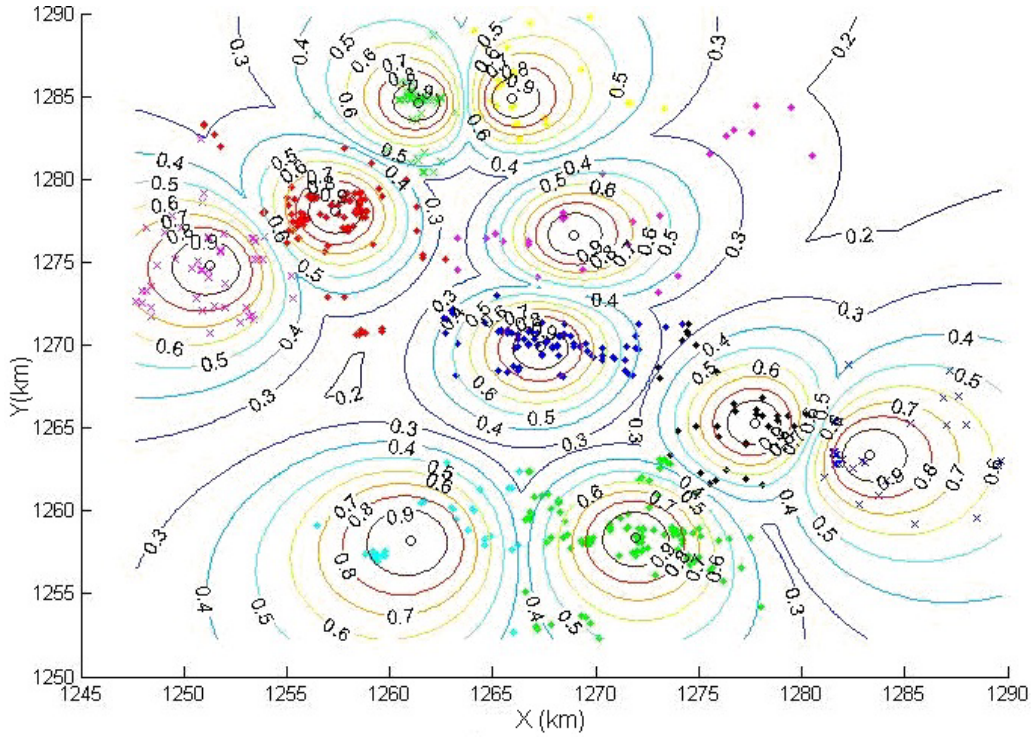


Şekil 3. Boru Hasarlarının Bulanık C-Ortalamalar ile 6 Kümeye Bölünmesi

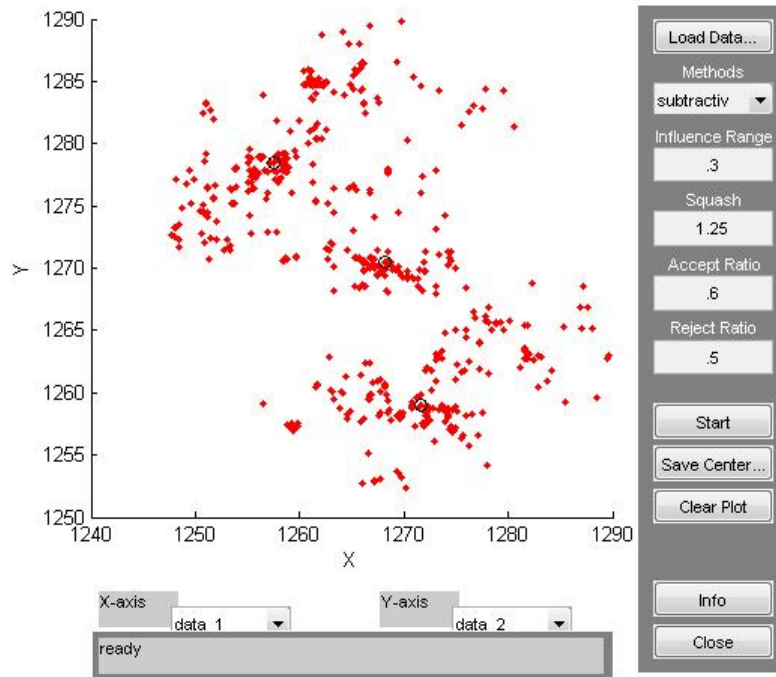
Çıkarımlı Kümeleme Analizi İle Boru Hasarlarının Değerlendirilmesi

Çıkarımlı kümeleme analizi, bazı parametreler yardımıyla veri setinin küme merkezlerini bulmaya yarayan hızlı ve etkili bir kümeleme metodudur. Bu çalışmada MATLAB programının hazır grafik

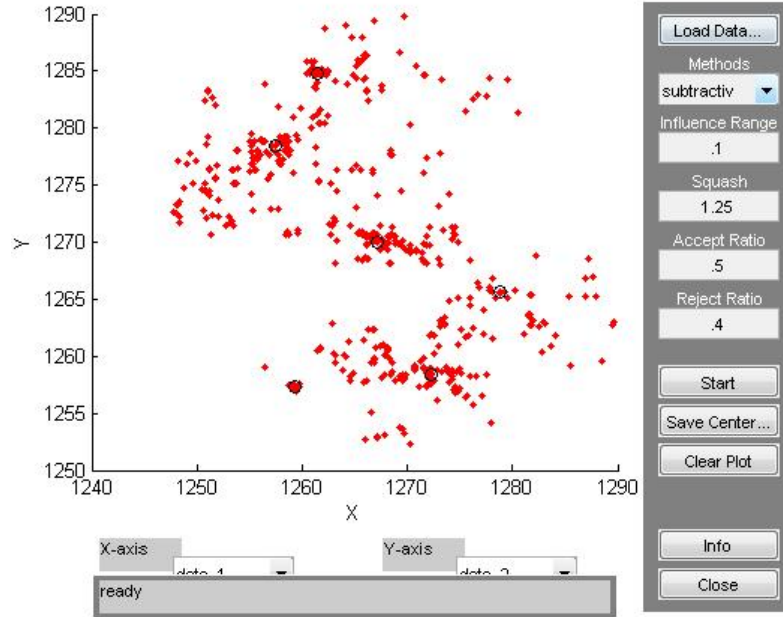
arayüzü kullanılarak, dört farklı parametre girildikten sonra çıkarımlı kümeleme analizleri yapılmıştır. Bu parametreler etki aralığı (influence range, IR), çarpım faktörü (squash factor, SF), kabul oranı (accept ratio, AR) ve çıkarma oranı (reject ratio, RR) olarak tanımlanmıştır. Boru hasarlarının çıkarımlı kümeleme analiziyle değerlendirilmesi Toprak ve diğ. (2009, 2010) ve Nacaroglu (2010) tarafından sunulmuştur. Şekiller 5, 6 ve 7 boru hasarlarının 3,6 ve 10 kümeye bölünmesi durumu için küme merkezlerini göstermektedir.



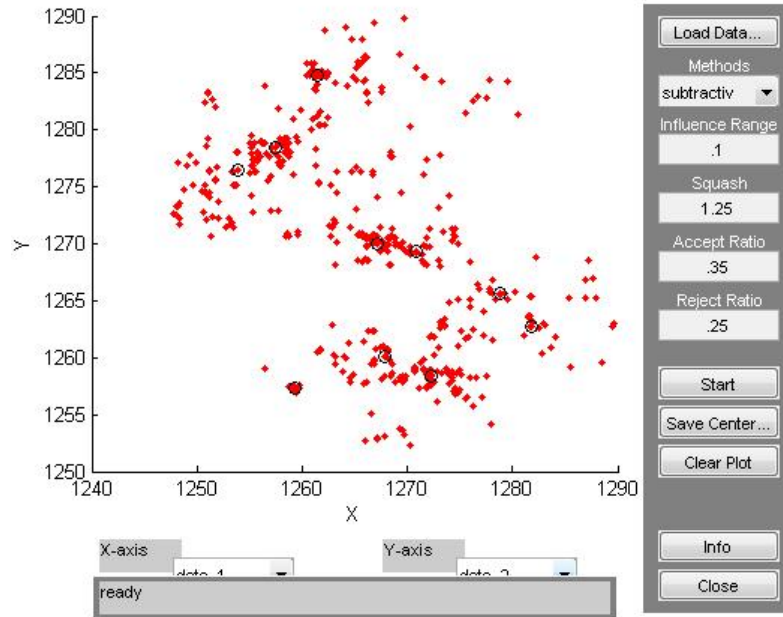
Şekil 4. Boru Hasarlarının Bulanık C-Ortalamalar ile 10 Kümeye Bölünmesi



Şekil 5. Boru Hasarlarının Çıkarımlı Kümeleme Analizi ile 3 Kümeye Bölünmesi



Şekil 6. Boru Hasarlarının Çıkarımlı Kümeleme Analizi ile 6 Kümeye Bölünmesi



Şekil 7. Boru Hasarlarının Çıkarımlı Kümeleme Analizi ile 10 Kümeye Bölünmesi

Çıkarımlı kümelemeye, etki aralığı (IR), çarpım faktörü (SF), kabul oranı (AR) ve çıkarma oranı (RR) olmak üzere dört farklı parametre etki etmektedir. Bu parametrelerden SF birden büyük, AR ise RR'den büyük olmalıdır. Toprak ve diğ. (2010), çıkarımlı kümeleme parametrelerinin kümeleme analizine etkisini ayrıntılı olarak anlatmış ve parametrelere bağlı olarak küme sayısının çıkartılmasında pratik bir grafik yöntem geliştirmiştir. Şekil 8'de SF=1.25 ve AR=0.3 için küme merkezlerinin IR'ye bağlı olarak değişimi gösterilmiştir.



Şekil 8. SF=1.25 ve AR=0.3 için IR'ye bağlı olarak küme merkezleri (Toprak ve diğ., 2010)

SONUÇ

Yerleşim bölgelerine yakın olarak gerçekleşen geçmiş depremlerde hasar gören boru hatlarındaki gözlemler, hasarların belli noktalarda daha fazla yoğunlaştıklarını göstermiştir. Hasarların yoğunlaştığı bölgelerin belirlenmesi özel bir öneme sahiptir, çünkü bu bölgeler zemin açısından problemlili alanlara (örneğin, sıvılaşma veya zemin oturmaları) ve/veya ilgili alan içinde boru hatlarının bazı zayıflıklara (örneğin boru malzemesi, boru çapı ve boru ekleri) sahip olduğuna işaret etmektedir. Bu çalışmada son yıllarda gittikçe popüler hale gelen kümeleme analizi tekniklerinden bulanık c-ortalamlar ve çıkarımlı kümeleme tekniklerinin altyapı sistemleri üzerinde uygulaması yapılmıştır. Çalışmada 1994 Northridge, A.B.D. depremi ve Los Angeles şehri su boru hatları hasar verisi kullanılmıştır. Her iki kümeleme tekniği de konuma göre iki boyutlu veri seti üstünde uygulanmıştır. Ayrıca çıkarımlı kümeleme parametrelerinin kümeleme analizine etkisi tartışılmıştır.

Teşekkür

Bu çalışma TÜBİTAK 106M252 nolu proje ve PAUBAP 2010FBE017 nolu proje ile desteklenmiştir.

KAYNAKLAR

- Bezdek, JC (1981) Pattern Recognition With Fuzzy Objective Function, Plenum Press, New York
- Chiu SL (1994) "Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation". *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 2, John Wiley & Sons, 267-278
- Dunn JC (1973) "A Fuzzy Relative of The ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters", *Journal of Cybernetics* 3, 32-57
- Jain AK and Dubes RC (1988) Algorithms for Clustering Data, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ
- Mao J and Jain AK (1996) "A Self-Organizing Network for Hyperellipsoidal Clustering" (HEC), *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 7, No. 1, pp. 16-29
- Nacaroglu E (2010) Deprem etkisiyle oluşan boru hasarlarının coğrafi bilgi sistemi (cbs) ve kümeleme analizi ile değerlendirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, Türkiye
- O'Rourke TD and Toprak S (1997) "GIS Assessment of Water Supply Damage from The Northridge Earthquake", Frost, JD, Editor, *Geotechnical Special Publication*, ASCE New York, NY, 117-31
- Sharma S (1996) Applied Multivariate Techniques, John Wiley & Sons, Inc. Newyork
- Toprak S (1998) Earthquake effects on buried lifeline systems, PhD Thesis, Cornell University, Ithaca, NY
- Toprak S, Nacaroglu E, Cetin OA, Koc AC (2009) "Pipeline Damage Assessment Using Cluster Analysis", *TCLÉE 2009: Lifeline Earthquake Engineering in a Multihazard Environment Proceedings of the 2009 ASCE Technical Council on Lifeline Earthquake Engineering Conference* ASCE Conf. Proc. 357, 78
- Toprak S, Nacaroglu E, Koc AC and Cetin OA (2010) "Use of Subtractive Clustering Analysis in Pipeline Damage Assesment", *14th European Conference on Earthquake Engineering*, Ohrid, Republic of Macedonia, August 30- September 03
- Toprak S, O'Rourke TD and Tutuncu I (1999) "GIS Characterization of Spatially Distributed Lifeline Damage Optimizing Post-Earthquake Lifeline System Reliability", *Proceedings, Fifth U.S. Conference on Lifeline Earthquake Engineering*, Seattle, WA, ASCE, 110-119
- Yager RR and Filev DP (1992) Approximate clustering via the mountain method, 2nd Ed., Technical Report, MII-1305, IONA College, Machine Intelligence Institute, New Rochelle, NY10801