

# ELEKTRİK DAĞITIM ŞEBEKESİNDE BULANIK MANTIK TABANLI TEKNİK OLMAYAN KAYIP TESPİTİ

Erman Terciyanlı<sup>a</sup>, Emre Eryiğit<sup>a</sup>, Sevil Çalışkan<sup>b</sup>, Tamer Emre<sup>c</sup>

<sup>a</sup>, Endoks Enerji Dağıtım Sis. San. İth. ve İhr. Ltd. Şti., Ankara

<sup>b</sup>, Endüstri Mühendisliği Bölümü, ODTÜ, Ankara

<sup>c</sup> Price Water House Coopers, İstanbul

## ÖZET

*Bu çalışmada elektrik dağıtım ağlarında teknik olmayan kayıpların tespiti için bir skor bazlı bir algoritma önerilmektedir. Yöntem üç adımdan oluşmaktadır. İlk adım, müşteriler yaşadıkları alan dikkate alınarak sayaç numaralarına bir skor atanmasıdır. İkinci adımda, benzer tüketim profilleri olan müşterileri belirlemek için, C-Ortalamalar tabanlı bulanık kümeleme algoritması kullanılmasıdır. Sonrasında, üyelik matrisleri hesaplanarak bulanık sınıflandırma yapılır. Farklı tarihlerdeki üyelik matrisleri kullanılarak her sayaç için Öklid mesafeleri hesaplanır ve bu mesafeler kullanılarak ikinci bir skor atanır. Üçüncü adımda ise, her müşterinin kurulu gücü göz önüne alınarak beklenen tüketimleri hesaplanır, gerçek tüketim ile karşılaştırılarak üçüncü skor atanır. Tüm skorlar kullanarak, son bir skor oluşturulur, yüksek skorlu sayaçların kontrol edilmesi önerilir. Algoritma gerçek veri seti ile test edilmiştir ve Hrmal olmayan kullanımların tespitinde iyi performans gösterdiği gözlenmiştir.*

*Dizin –Elektrik kaçakçılığı, bulanık kümeleme, teknik olmayan kayıplar.*

## 1. GİRİŞ

Enerji dağıtımında, teknik kayıplar normal kabul edilir ve hesaplanabilirler. Beklenenden fazla olan kayıplar, teknik olmayan kayıplardır. Teknik olmayan kayıplar ölçüm hataları, faturalandırılmamış tüketim, dolandırıcılık ve yasadışı tüketimlerle yakından ilişkilidir [1]. Bu makalede önerilen yöntem, bir alanın dağıtım sistemindeki teknik olmayan kayıpları tespit etmeyi ve teknik olmayan kayıplarla ilgili olabilecek müşterilerin anormal tüketimini tespit etmeyi amaçlamaktadır.

## 2. LİTERATÜR TARAMASI

Teknik olmayan kayıplar ve bunların tespiti yıllardır incelenen bir konudur. Elektrik hırsızlığı tespiti, elektrik tüketimi müşteri davranış analizi

başlıkları literatürde taranmıştır. [1], [5], [6] 'deki gibi anormallik tespiti için tüketim davranışını analiz etmek için müşteri tüketim verilerini kullanmak popüler bir yaklaşımdır. Ayrıca, elektrik hırsızlık tespiti için en çok uygulanan yöntemlerden biri olan Support Vector Machine (SVM) 'dir. [2] müşterileri üç farklı sınıfta sınıflandırmak için müşteri tüketim verilerine ön işlem uygulayarak hem SVM'yi hem de kurala göre sınıflandırma tetodunu kullanmıştır: potansiyel yasadışı müşteriler, şüpheli müşteriler ve normal müşteriler. [7], dolandırıcılık tespit modeline sahip olmak için tüketim verilerinde hem SVM hem de genetik algoritmayı kullanmıştır. [8] teknik kayıpları kullanarak elektrik hırsızlığını tespit etmeye çalışmıştır. Önce dağıtım şebekesinde teknik kayıp oranını belirlemiş, sonrasında teknik

olmayan kayıpları, müşterilerin toplam ölçülen kullanımı ve teknik kayıpların çıkarıldıktan sonra sağlanan toplam güç farkını kullanılarak hesaplamıştır. Tüketici kullanım alışkanlığı öğrenme ve hırsızlığa tespiti için SVM'yi veya Sinir Ağı (Artificial Neural Network) yaklaşımlarını uygulayan makaleler de mevcuttur [3], [9]. [1] müşteri tüketim alışkanlıklarındaki anormallikleri tespit etmek için farklı bir yaklaşım kullanmaktadır. Benzer tüketicileri gruplamak için verilere ön işlem uygulayarak bulanık c-ortalama algoritmaları kullanır. Tüketicileri grupladıktan (kümeledikten) sonra tüketim alışkanlıklarındaki değişiklikleri izler, yani grup değiştiren tüketicileri tespit eder. Anormal bir grup değişikliği için, müşterinin şüpheli olabileceğini iddia eder.

### **3. TÜRKİYE'DE ELEKTRİK DAĞITIMI**

Türkiye'de elektrik dağıtımı birbirine bağlıdır ve az miktarlar tüketen müşteriler distribütörlerini seçemezler [4]. Elektrik santralleri sisteme yüksek gerilim gücü sağlar ve bu güç transformatör merkezleri tarafından orta gerilime dönüştürülür. Orta gerilim, besleyiciler tarafından dağıtım merkezlerine aktarılır. Ardından, konutlar gibi düşük voltaj kullanıcıları için gerilimi düşürecek transformatörlere veya büyük üretim tesisleri gibi orta gerilim kullanıcılarına doğrudan güç sağlanır. Yüksek ve orta gerilim seviyelerinde, güç dağılımı, enerji izleme sistemleri tarafından izlenir.

Her bir trafo tarafından sağlanan toplam düşük voltaj gücü ve müşterilerin tükettiği toplam güç, Otomatik Sayaç Okuma Sistemleri (OSOS) ile izlenebilir. Farklı distribütörler tarafından farklı Müşteri Bilgi Sistemleri (MBS) kullanılmakta ve bir müşterinin bir

dönemdeki tüketim bilgilerine sistem kullanılarak erişilebilmektedir. Büyük şehirler, sayaç okunma takibinin kolaylaştırılması için daha küçük, coğrafi olarak yakın, karne olarak adlandırılan alanlara ayrılmıştır. Ayrıca, müşteriler konut kullanıcıları, endüstriyel kullanıcılar, ticari kullanıcılar, aydınlatma ve sulama olarak 5 ayrı grupta kategorize edilir. Her "karne" her müşteri türünü içerebilir.

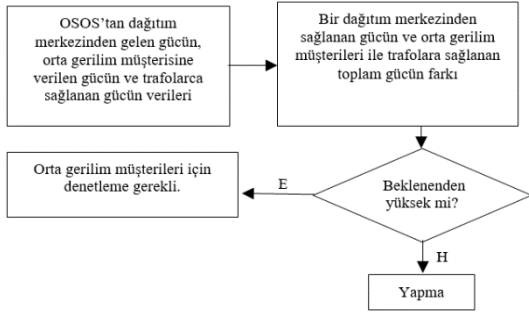
Türkiye'de tüketicilerin tüketimini ölçmek için kullanılan iki tip sayaç bulunmaktadır. Birinci tip, ayları herhangi bir zaman dilimine ayırmadan tüketimini ölçer. İkinci tip aylık kullanım miktarını 8-17, 17-22, 22-8 arası 3 farklı zaman aralığında ölçer. Elektrik fiyatı her periyotta farklılık gösterdiğinden, ikinci tip metreye sahip müşterilerin faturalandırılması periyot fiyatlarına göre yapılır.

### **4. ÖNERİLEN YÖNTEM**

#### **4.1. Orta Seviyede Kaçak Tespiti**

Orta gerilim seviyesi ve düşük gerilim seviyesi için farklı tespit yöntemleri kullanılır. OSOS cihazlarının orta gerilim fiderlerinde ve bu fiderlerden ayrılan dallarda bulunması, orta gerilim seviyesinde dolandırıcılık tespitini oldukça kolaylaştırır. Orta seviyede beslenen ve bu seviyeden gönderilen güç miktarı tamamen distribütör kontrolünde olduğu için, bu düzeydeki büyük bir kaybın tek nedeni, ölçülemeyen gücün orta düzey kullanıcıları olabilir. Potansiyel bir sahtekarlık, bir dağıtım merkezinden gelen güç ile orta gerilim müşterilerine verilen güç ve transformatörlere verilen güç verilerinin farkı kullanılarak tespit edilebilir. Fark beklenenden büyükse, orta gerilim müşterileri denetlenmelidir. Bir dağıtım merkezinin beklenen kayıp değeri, yani teknik kayıplar, distribütörler tarafından kararlaştırılır veya hesaplanır. Şekil 1'de,

orta gerilim seviyesinde herhangi bir anormallik tespit etmek için akış şeması görülebilir.



Şekil 1. Orta gerilim seviyesinde anormallik tespiti için akış şeması

#### **4.2. Düşük Gerilimde Kaçak Tespiti**

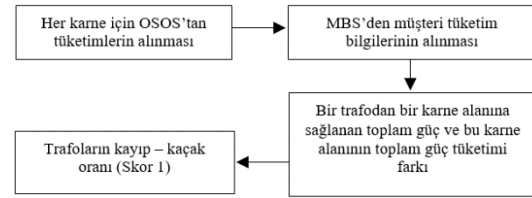
Alçak gerilim seviyesinde, Türkiye'deki dağıtım sistemi ve daha önce incelenmiş olan yöntemler göz önüne alınarak, her müşterinin yasadışı kullanımını olasılığını gösteren bir skor atanacağı bir sistem geliştirilmiştir.

Önerilen yöntemdeki yenilik, skor sayısının artırılmış olması ve denetim sonuçlarına göre ağırlıkları değiştirmek için yeni bir algoritma oluşturulmuş olmasıdır. Her müşteri için final skoru hesaplaması yapılırken, sistemin farklı yönleri dikkate alınmış ve üç farklı skor geliştirilmiştir.

- Skor-1, müşterinin yaşadığı alanın değerlendirmesidir; çünkü bütün bir yerleşim alanının yasadışı yollarla elektrik kullanması oldukça yaygındır.
- Skor-2, müşteri kullanım alışkanlığı değişikliği için,
- Skor-3, bir müşterinin ayda beklenen kullanımından sapma miktarının tespiti içindir.

#### **4.2.1 Skor – 1 Hesaplanması**

Skor - 1, OSOS'dan gelen her karne alanının tüketim verilerini ve MBS'deki müşteri tüketim verilerini kullanarak hesaplanacaktır. Bu noktada, her karnenin ihtiyacı olan gücün belirli bir trafodan temin edildiği kabul edilmektedir. Bir bölgedeki kullanıcıların toplam tüketiminin ve o bölgeye bir trafo ile sağlanan gücün farkı, bir alandaki toplam kaybı gösterir. Yüksek kayıp oranına sahip bir alanın müşterilerinden yasadışı kullanım beklemek anlamlı olacaktır. Bu yaklaşım, Şekil 3 'teki yaklaşımla çok benzerdir. Şekil 2, SKor - 1'in hesaplanması için akış çizelgesini gösterir.



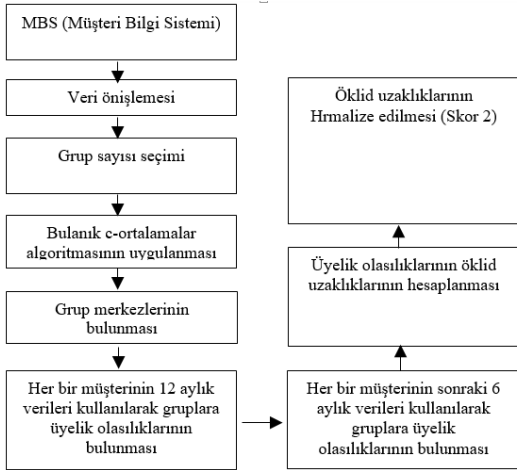
Şekil 2. Skor-1 Hesaplaması Akış Şeması

#### **4.2.2 Skor – 2 Hesaplaması**

Müşterilerin kullanım alışkanlığı tespiti için Bulanık C-Ortalama algoritması uygulanmaktadır. MBS'den alınan veriler, her müşteri için 12 aylık ortalama kullanım süresi, 12 aylık kullanımda standart sapma, 12 ayda maksimum kullanım değeri ve müşterinin profil grubunun 12 ay boyunca ortalama kullanımı hesaplanacak şekilde ön işleme tabi tutulmuştur.

[4]'te önerilen yöntemden farklı olarak, müşteriler profil gruplarına göre analiz edilmiştir. Bunun sebebi, farklı profil grupları arasında, örneğin konut kullanımı ve endüstri kullanımı arasında herhangi bir karşılaştırma önyargılı sonuçlar doğuracak olmasıdır.

Bulanık C-Ortalamalar algoritması kullanılarak, küme sayısını belirledikten sonra küme merkezleri hesaplanır. Bu çalışmada konut, sanayi, ticaret, aydınlatma ve sulama olmak üzere küme sayısı profil gruplarının sayısı olarak seçilmiştir. Her müşterinin, her bir kümenin merkezinden uzaklığını belirten üyelik değerleri oluşturulmuştur. Ardından gelecek altı aylık verilerle aynı hesaplamalar yapılır ve yine bir üyelik matrisi oluşturulur. Her müşteri için iki zaman periyodunun üyelik değerleri arasındaki Öklid mesafesi, tüketim düzenindeki değişimin göstergesi olarak değerlendirilir. Normalize edildikten sonra, bu değerler her müşteri için Skor - 2 değerleri olarak alınır. Aşağıdaki Şekil 3, Skor - 2'yi hesaplamak için akış şemasını göstermektedir.

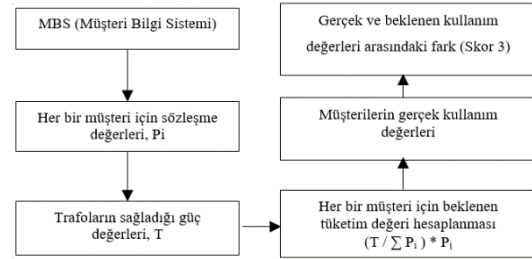


Şekil 3. Skor-2 Hesaplaması Akış Şeması

#### 4.2.3 Skor – 3 Hesaplaması

Skor-3, müşterilerin kurulu güç değerleri kullanılarak hesaplanmaktadır. Müşterilerin, kurulu güçleri ile orantılı olarak tüketmeleri beklenir, yani, daha büyük kurulu güçleri varsa, daha fazla tüketmelidirler. Bu varsayım, her bir müşterinin beklenen kullanım değerleri, bir alana sağlanan toplam gücün bölgedeki toplam kurulu güce bölünmesi

ve sonucun müşterinin kurulu gücü ile çarpılmasıyla hesaplanır. Ardından, beklenen kullanımlar gerçeklerle karşılaştırılır ve fark Hrmalize edildikten sonra her müşteri için Skor - 3 olarak kullanılır. Aşağıdaki Şekil 4, Skoru hesaplamak için akış şemasını göstermektedir.



Şekil 4. Skor-3 Hesaplaması Akış Şeması

#### 4.2.4 Final Skoru Hesaplaması

Hesaplamalardan sonra, her bir skor için farklı ağırlıklar kullanarak final skoru hesaplanır. Final skoru bir eşik değerden büyükse, distribütör müşteriye denetleme yapması için uyarılır. Denetleme sonuçları, her skorun ağırlığını tekrar hesaplamak için geri beslenir. Aşağıdaki Şekil 5, son puanlar hesaplamak için akış çizelgesini göstermektedir.

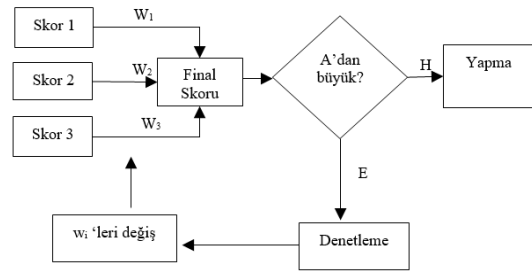


Figure 5. Final Skoru Hesaplaması Akış Şeması

#### 5. ÖN SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Skor - 1 hesabı için, bir karne alanında anormal kayıp seviyesinin distribütör tarafından verilmesi beklenmektedir. Bu değer, yüksek kayıp değerlerine sahip

alanlara daha yüksek puanlar verilmesi için gereklidir. Şimdilik basitlik açısından Skor - 1'i söz konusu karne için % 30 olarak alacağız.

Skor -2 hesaplamaları için, iki tür müşteri ile küçük bir karna alanı seçilmiştir: konut ve ticaret. Müşterilerin 12 ay boyunca ortalama kullanımı, bu dönemde maksimum kullanım miktarı, standart sapma ve karne profil tüketim ortalaması, her sayaç (müşteri) için hesaplanmıştır. Sonraki altı ay için de aynı değerler hesaplanarak, her iki veri kümesinde de bulunmayan sayaç numaraları ve 0 standart sapma olan sayaç numaraları veri setlerinden silinmiştir. İşlemlerden sonra, her iki veri setinde de 119 adeet sayaç kalmıştır. 12 aylık değerleri içeren veri setinin bir kısmı aşağıdaki Tablo 1'de görülebilir.

Tablo 1. 12 Aylık Değerleri İçeren Veri Seti Örneği

MeterNum	AvrCons	Maks	SD	TypeAvr
10700025	398.7273	1149	287.1933	306.5395
10700027	156.8182	279	48.0867	306.5395
10700044	231.2727	477	141.3127	306.5395
10700048	80.1	234	67.79004	306.5395
10700106	480.75	948	243.4783	306.5395
10700188	216.5	351	65.6563	306.5395

Bulanık-c algoritması için, R açık kaynaklı programlama dili kullanılmış ve bölgede iki tür müşteri olduğu için küme sayısı 2 olarak seçilmiştir. Kullanılan değerler, algoritma uygulanmadan önce normleştirilir. Uygulamadan sonra merkezler aşağıdaki Tablo 2'de olduğu gibi bulunmuştur.

Tablo 2. Küme Merkezleri

	AvrCons	Max	SD	ProfAvr
Clus 1	0.0968494	0.0762495	0.0652176	0.567802
Clus 2	0.2552067	0.2271091	0.2054784	0.583658

Daha sonra bu merkezleri kullanarak, 6 aylık veri seti için de üyelik matrisleri bulunmuştur. 12 aylık ve 6 aylık üyelik matrislerinin bir kısmı sırasıyla Tablo 3 ve Tablo 4'te görülebilir.

Tablo 3. 12 Aylık Değerler için Üyelik Matrisi

SayaçNum	Küme 1	Küme 2
10700025	0.0312	0.9688
10700027	0.9833	0.0167
10700044	0.9409	0.0591
10700048	0.9622	0.0378
10700106	0.0448	0.9552
10700188	0.9884	0.0115

Tablo 4. 6 Aylık Değerler için Üyelik Matrisi

SayaçNum	Küme 1	Küme 2
10700025	0.0636	0.9364
10700027	0.0631	0.9369
10700044	0.0589	0.9411
10700048	0.0579	0.9421
10700106	0.0438	0.9532
10700188	0.0251	0.9749

Bu iki matrisin öklid uzaklığı hesaplanmış ve her sayaç için normalize edilerek Skor-2 elde edilmiştir. Sayaçların bazıları için mesafe matrisi veya Skor-2 matrisi Tablo 5'de görülebilir.

Tablo 5. Skor-2 Matrisi

SayaçNum	Skor - 2
10700025	0.0323
10700027	0.925
10700044	0.8867
10700048	0.9091
10700106	0.0008
10700188	0.9685

Skor - 3, her sayacın kurulu güç değerleri ve aylık kullanım değerleri kullanılarak hesaplanır. Bu durumda, aylık kullanım, Skor-2 hesaplamasında yukarıda kullanılan altı aylık periyotun son ayı olarak alınır. Aşağıdaki formülasyon her sayacın beklenen aylık tüketim değerlerinin hesaplanması için kullanılır:

$$(T / \sum P_i) * P_j \quad (1)$$

Burada T, belirli bir trafodan karneye verilen toplam güçtür ve P, her sayacın kurulu gücüdür. Ardından, gerçek ve beklenen tüketim değerlerinin farkı hesaplanır ve normalize edilir ve Skor-3 elde edilmiş olur. Bazı sayaçların Skor-3 değerleri, Tablo 6'da görülebilir..

Tablo 6. Skor-3 Matrisi

MeterNum	Tüketim	Kurulu Güç	Beklenen Tük	Skor - 3
10700025	216	500	269.96824	0.5858
10700027	178.8	400	215.97459	0.5586
10700044	412.5	650	350.95871	0.3987
10700048	175.8	350	188.97777	0.5197
10700106	403	650	350.95871	0.4141
10700188	137	250	134.98412	0.4951

Final skoru, üç puana ağırlıklar atayarak ve ağırlıklı toplam olarak hesaplanır. Ağırlıklar, denetim sonuçları dikkate alınarak atanmalıdır. Başlangıç için

uygulama alanı ve tüketici davranışı açısından en yüksek önem arz eden puana en yüksek ağırlık verilebilir. Makaleden çalışılan bölge için, tüketici davranışı değişikliğine öncelik veren 0.3, 0.5 ve 0.2 ağırlıkları kullanılmıştır. Bazı sayaçların Final Skoru değerleri Tablo 7'de görülebilir.

Tablo 7. Final Skorları

SayaçNum	Skor - 1	Skor - 2	Skor - 3	Final Skoru
10700025	0.3	0.0323	0.5858	0.2233
10700027	0.3	0.925	0.5586	0.6642
10700044	0.3	0.8867	0.3987	0.6131
10700048	0.3	0.9091	0.5197	0.6485
10700106	0.3	0.0008	0.4141	0.1732
10700188	0.3	0.9685	0.4951	0.6733

Sayaç 10700188'in, Final Skoru yüksek kabul edilebilecek bir değer olan 0,67'dir. Skor -2 değeri ise 0.96'dır, bu da tüketim davranışında değişiklikler olduğunu göstermektedir. Aşağıda Tablo 8'deki değerler, aynı sayacın 12 aylık ve 6 aylık tüketim değerlerini göstermektedir. Ortalama tüketimdeki düşüş, yasadışı bir faaliyetin göstergesi olabilir.

Tablo 8. 10700188 No'lu Sayacın Farklı Zaman Periyotları için Tüketim Değerleri

MeterNum	OrtTuk_12	Maks_12	SS_12	ProfOrt_12
10700188	216.5	351	65.6563	306.5395

MeterNum	OrtTuk_6	Maks_6	SS_6	ProfOrt_6
10700188	137	210	48.79549	310

Mevcut herhangi bir denetim verisi olmadığından, önerilen metodu doğrulamanın tek yolu sayaçların tüketimin değerlerini kontrol etmektir. Yüksek puanlara sahip sayaçlar için tüketim alışkanlığının dikkate değer bir miktarda değiştiği görülmektedir. Son skorları hesaplarken Skor - 2 için daha yüksek ağırlık verildiğinden, tüketim

alışkanlıkları değişen müşteriler için daha yüksek puanlar elde etmek anlamlıdır. Ayrıca, Skor - 2'nin, [4]'de öne sürdüğü gibi sonuç verdiği de görülmektedir. Skor-3, karne alanı göz önüne alınarak hesaplandığından ve normalize edildiği için bölgesel bir skor olarak değerlendirilir. Karne bazlı hesaplama, tatil köylerinde olduğu gibi bölgesel veya mevsimsel etkilerin telafi edilmesine yardımcı olur. Normalize etmek, skorları yüksek ve düşük kullanıcıların skorları arasına dağıtır. Bu sebeple, denetim için eşik final skoru değerinin her bölge için değişmesi beklenir ve analistlerin ve distribütörün eşik final skoru değerini birlikte değerlendirmesi önerilir. Bu çalışmada, küçük bir karne alanı kullanılmış ve kullanıcılar iki profil türü olmuştur. Profil tiplerinin daha farklı kullanım alışkanlıklarına sahip olduğu geniş karnelerde, kümeler iyi oluşturulmaz ise, normalizasyon nedeniyle puanlar etkilenebilir. Ayrıca, yüksek puan alan sayaç çok sayıda olduğu takdirde, yüksek skorlu müşterilere denetim yapmak için bir maliyet analizine ihtiyaç duyulabilir [4].

## **6. GELECEK ÇALIŞMALAR**

Bu makalede, ön sonuçları görmek için yalnızca küçük bir veri kümesi kullanılmıştır. Önerilen yöntem diğer veri setleri üzerinde de test edilecek ve gerekirse geliştirilecektir. Bu makalede elde edilen sonuçlar sadece ilk gözlemlerdir.

Optimal küme sayısının tespiti için çalışmalar devam etmektedir. Şimdilik, küme sayısı müşteri profil grubu sayısı olarak seçilmesine karşın, bir profil grubunda farklı kullanım alışkanlıklarının olabileceği bilinmektedir. Böyle bir durumda müşteri profil numarasından daha büyük bir küme numarası gerekebilir. Bu gibi durumlar

için yeni bir algoritma geliştirilmektedir ve önerilen yöntem ekleneciktir.

## **7. SONUC**

Bu makalede, bir elektrik dağıtım şebekesinde teknik olmayan kayıpların tespiti için bir yöntem önerilmektedir. Bunu yapmadan önce, konuyla ilgili daha önce yapılan çalışmalar incelenmiş ve bazı yaklaşımlar, makalede tartışılan Türkiye bölgesi için geçerli bulunmuştur. Bu yaklaşımları göz önüne alarak, bulanık c-ortalama algoritmasına dayalı birçok değişkeni göz önüne alan karma bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntemin aylık tüketim verileri sağlayan ağlarda başarılı olması beklenmektedir. Yöntem halen çalışılmaktadır ve yakında daha fazla sonuç elde edilmesi beklenmektedir.

## **4. KAYNAKLAR**

- [1] E. W. Angelos, O. R. Saavedra, O. A. Cortés, and A. N. Souza, "Detection and identification of abnormalities in customer consumptions in power distribution systems," IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 26(4), pp. 2436-2442, 2011.
- [2] S. S. Depuru, L. Wang, V. Devabhaktuni, and R. C. Green, "High performance computing for detection of electricity theft," International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 47, pp. 21-30, Oct. 2012.(4)
- [3] J. Nagi, K. Yap, S. K. Tiong, S. Ahmed, and M. Mohamad, "Nontechnical loss detection for metered customers in power utility using support vector machines," IEEE Trans. Power Del., vol. 25, no. 2, pp. 1162-1171, Apr. 2010.
- [4] H. Tasdoven, B. A. Fiedler, and V. Garayev, "Improving electricity efficiency in Turkey by addressing illegal electricity consumption: A governance approach,"

Energy Policy, vol. 43, April 2012.  
doi:10.1016/j.enpol.2011.12.059

[5] D.Dangar, S.K.Joshi,” Electricity Theft Detection Techniques for Distribution System in GUVNL”, IJREDR 2014 — ISSN: 2321-9939

[6] A. Nizar, Z. Dong, M. Jalaluddin, and M. Raffles, “Load profiling method in detecting non-technical loss activities in a power utility,” in Proc. IEEE Int. Power Energy Conf., 2006, pp. 82–87

[7] J. Nagi, K.S. Yap, S. K. Tiong, S. K. Ahmed, and A. M. Mohammad, “Detection of abnormalities and electricity theft using genetic support vector machines,” in 2008 TENCON IEEE Region 10 Conference.

[8] D.N. Nikovski, Z. Wang, A. Esenther, H. Sun, K. Sugiura, T. Muso, and K. Tsuru, “Smart meter data analysis for power theft detection. machine learning and data mining in pattern recognition,” unpublished. Presented in 2013. doi:10.1007/978-3-642-39712-7\_29

[9] C. Muniz, M. Vellasco, R. Tanscheit, and K. Figueiredo, “A neurofuzzy system for fraud detection in electricity distribution,” presented at the Joint Int. Fuzzy Syst. Assoc. World Congr. Eur. Soc. Fuzzy Logic Technol. Conf., Lisbon, Portugal, 2009.