

PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONUNA
DAYALI BULANIK ZAMAN SERİSİ
YAKLAŞIMI

ALİ ZAFER DALAR

YÜKSEK LİSANS TEZİ
İSTATİSTİK ANABİLİM DALI

T.C.
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONUNA
DAYALI BULANIK ZAMAN SERİSİ
YAKLAŞIMI

ALİ ZAFER DALAR

YÜKSEK LİSANS TEZİ
İSTATİSTİK ANABİLİM DALI

AKADEMİK DANIŞMAN
Doç. Dr. Erol EĞRİOĞLU

SAMSUN – 2012

T.C.
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Bu çalışma jürimiz tarafından 06/08/2012 tarihinde yapılan sınav ile İstatistik Anabilim Dalı'nda YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan: Prof. Dr. Faruk ALPASLAN

Üye: Doç. Dr. Erol EĞRİOĞLU (Danışman)

Üye: Yrd. Doç. Dr. Ufuk YOLCU

ONAY:

Yukarıdaki imzaların adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.

.././2012

Prof. Dr. Recep TAPRAMAZ
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONUNA DAYALI BULANIK ZAMAN SERİSİ YAKLAŞIMI

ÖZET

Zamanla değişmez bulanık zaman serisi analizinde, bulanık mantık ilişki belirlemede genellikle bulanık mantık grup ilişki tabloları tercih edilmektedir. Bu tablolar kullanıldığında yoğun matris işlemlerine gerek duyulmamaktadır. Ancak bulanık mantık grup ilişki tablosu kullanıldığında bulanık kümelerin üyelik değerleri tamamen göz ardı edilmekte ve bulanık küme teorisine aykırı olarak sadece bulanık kümelerin 1 üyelik değerine sahip elemanları dikkate alınmaktadır. Bu durum bilgi kaybına ve modelin açıklama gücünün azalmasına neden olmaktadır. Bu sorunları çözmek için, bu çalışmada yeni bir zamanla değişmez bulanık zaman serisi öngörü yöntemi önerilmiştir. Önerilen yöntemde, bulanık ilişki matrisinin elemanları olan üyelik değerleri parçacık sürü optimizasyonu ile elde edilmiştir. Önerilen yöntem, literatürde bulanık ilişkilerin belirlenmesinde parçacık sürü optimizasyon algoritmasının kullanıldığı ilk yöntemdir. Ayrıca öngörü doğruluğunu arttırmak ve önerilen yaklaşımı daha sistematik yapmak için, önerilen yöntemdeki zaman serilerinin bulanıklaştırılmasında bulanık c-ortalamar kümeleme yöntemi kullanılmıştır. Önerilen yöntem, yöntemin öngörü performansını göstermek için literatürde iyi bilinen zaman serilerine uygulanmıştır. Bu zaman serileri, literatürde var olan diğer bazı öngörü yöntemleri tarafından da analiz edilmiştir. Önerilen yöntemden elde edilen sonuçlar, diğer yöntemlerden elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmış ve önerilen yöntemin en doğru öngörü verdiğini gözlemlenmiştir.

Anahtar Sözcükler: Bulanık zaman serileri, parçacık sürü optimizasyonu, bulanık ilişki belirleme, bulanık mantık grup ilişki tablosu, bulanık c-ortalamar, bulanık ilişki.

FUZZY TIME SERIES FORECASTING METHOD BASED ON PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

ABSTRACT

In the analysis of time invariant fuzzy time series, fuzzy logic group relationships tables have been generally preferred for determination of fuzzy logic relationships. The reason of this is that it is not need to perform complex matrix operations when these tables are used. On the other hand, when fuzzy logic group relationships tables are exploited, membership values of fuzzy sets are ignored. Thus, in defiance of fuzzy set theory, fuzzy sets' elements with the highest membership value are only considered. This situation causes information loss and decrease in the explanation power of the model. To deal with these problems, a novel time invariant fuzzy time series forecasting approach is proposed in this study. In the proposed method, membership values in the fuzzy relationship matrix are computed by using particle swarm optimization technique. The method suggested in this study is the first method proposed in the literature in which particle swarm optimization algorithm is used to determine fuzzy relations. In addition, in order to increase forecasting accuracy and make the proposed approach more systematic, the fuzzy c-means clustering method is used for fuzzification of time series in the proposed method. The proposed method is applied to well-known time series to show the forecasting performance of the method. These time series are also analyzed by using some other forecasting methods available in the literature. Then, the results obtained from the proposed method are compared to those produced by the other methods. It is observed that the proposed method gives the most accurate forecasts.

Keywords: Fuzzy time series, particle swarm optimization, determine of fuzzy relation, fuzzy logic group relationship, fuzzy c-means, fuzzy relation.

TEŐEKKÖR

Bu alıőmanın gerek anlamını bulabilmesi iin, Őu an bu satırları yazabilmemdeki en temel vesile olan ve hibir an desteęini, yardımını ve en önemlisi güvenini benden esirgemeyen sevgili hocam Do. Dr. Erol EęRİOęLU'na sonsuz minnetlerimi sunmalıyım.

Ayrıca, bu uzun ve yorucu alıőma dönemlerimde yanımda olan ve benden desteęini hibir zaman esirgemeyen Damla İLTER'e, İstatistik bölümündeki arkadaşlarıma ve öğretim üyelerine teşekkürlerimi bir bor bilirim.

Ve nihayet bugünlere gelmemde en büyük emeęe sahip olan, benden en zor anlarımda desteęini ve en ihtiyacım olan sevgi ve hoşgörülerini esirgemeyen sevgili anneme, babama ve kardeşime en içten dileklerle teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

| | | |
|----------|--|----|
| 1. | GİRİŞ | 1 |
| 2. | GENEL BİLGİLER | 4 |
| 2.1. | Bulanık Küme Kuramı | 4 |
| 2.1.1. | Bulanık Küme | 5 |
| 2.1.1.1. | Kesikli Bulanık Küme | 5 |
| 2.1.2. | Bulanık Küme İşlemleri | 6 |
| 2.1.2.1. | Bulanık Kesişim Kümesi | 7 |
| 2.1.2.2. | Bulanık Birleşim Kümesi | 8 |
| 2.1.2.3. | Bulanık Tümleyen Kümesi | 8 |
| 2.1.3. | Bulanık Bağıntı | 9 |
| 2.1.4. | Bulanık Bağıntılarda Bileşke İşlemi | 12 |
| 2.1.4.1. | Max-Min Bileşkesi | 12 |
| 2.1.4.2. | Max-Çarpım Bileşkesi | 13 |
| 2.1.4.3. | Max-Ortalama Bileşkesi | 13 |
| 2.1.4.4. | Min-Max Bileşkesi | 13 |
| 2.2. | Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) | 13 |
| 2.2.1. | Komşuluk Topolojileri | 16 |
| 2.2.2. | PSO Algoritması | 17 |
| 2.2.2.1. | PSO Parametreleri | 19 |
| 2.2.3. | PSO'nun Gelişimi | 20 |
| 2.2.4. | Geliştirilmiş PSO | 21 |
| 2.3. | Bulanık Zaman Serileri ve Temel Kavramlar | 24 |
| 2.3.1. | Literatürde Önerilen Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemleri | 27 |
| 2.3.1.1. | Song ve Chissom (1993a)'un Birinci Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi | 27 |
| 2.3.1.2. | Chen (1996)'in Birinci Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi | 30 |
| 2.3.1.3. | Huarng (2001)'in Ortalamaya ve Dağılıma Dayalı Yaklaşımları | 31 |
| 2.3.1.4. | Huarng ve Yu (2006a)'nın Orana Dayalı Yaklaşımı | 33 |
| 2.3.1.5. | Chen (2002)'in Yüksek Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi | 34 |

| | | |
|------|---|----|
| 3. | MATERYAL VE YÖNTEM | 38 |
| 3.1. | Bulanık C-Ortalamlar Yöntemi | 38 |
| 3.2. | Önerilen Yöntem | 39 |
| 4. | BULGULAR VE TARTIŞMA | 43 |
| 4.1. | Alabama Üniversitesi Kayıt Verisi Çözümlemesi | 43 |
| 4.2. | İMKB 100 Endeks Verisi Çözümlemesi | 47 |
| 4.3. | TAIFEX Verisi Çözümlemesi | 51 |
| 5. | SONUÇ VE ÖNERİLER | 54 |
| 6. | KAYNAKLAR | 56 |
| 7. | EKLER | 62 |
| 8. | ÖZGEÇMİŞ | 66 |

SİMGE VE KISALTMALAR LİSTESİ

| | |
|-------------|---|
| (a, b) | Açık aralık |
| α | Alfa |
| β | Beta |
| \cup | Birleşim |
| BCO | Bulanık c-ortalamlar |
| \tilde{A} | Bulanık küme |
| $>$ | Büyük |
| \geq | Büyük ve eşit |
| \notin | Elemanı değildir |
| \in | Elemanıdır |
| $=$ | Eşit |
| γ | Gamma |
| HKO | Hata kareler ortalaması |
| HKOK | Hata kareler ortalaması karekökü |
| HMYO | Hatanın mutlak yüzdelik oranı |
| İMKB | İstanbul menkul kıymetler borsası |
| $[a, b]$ | Kapalı aralık |
| \cap | Kesişim |
| $<$ | Küçük |
| \leq | Küçük ve eşit |
| $\{ \}$ | Küme |
| \circ | Max-min operatörü |
| max | Maksimum |
| min | Minimum |
| μ | Mu |
| Ω | Omega |
| PSO | Parçacık sürü optimizasyonu |
| PSO-C | Kısıtlamalı PSO |
| PSO-CI | Sabit eylemsizlik ağırlıklı PSO |
| PSO-CIV | Sabit eylemsizlik ağırlıklı ve maksimum hız sınırlamalı PSO |

| | |
|--------------------|---|
| PSO-LI | Lineer eylemsizlik ağırlıklı PSO |
| PSO-LIV | Lineer eylemsizlik ağırlıklı ve hız sınırlamalı PSO |
| PSO-S | Standart PSO |
| ϕ | Phi |
| R | İlişki matrisi |
| $^{\circ}\text{C}$ | Santigrat derece |
| TAIFEX | Tayvan vadeli işlemler borsası |
| θ | Teta |
| Σ | Toplam |
| \bar{A} | Tümleyen |
| YD | Yön doğruluğu |

ŞEKİLLER LİSTESİ

| <u>Şekil No</u> | <u>Şekil adı</u> | <u>Sayfa No</u> |
|------------------------|---|------------------------|
| Şekil 2.1. | Cisimlerin çarpışmaktan kaçınması | 14 |
| Şekil 2.2. | Cisimlerin hızlarını ayarlaması | 14 |
| Şekil 2.3. | Cisimlerin birbirlerine olan mesafeleri | 15 |
| Şekil 2.4. | Sırasıyla Halka, Von Neumann ve Yıldız Topolojileri | 17 |
| Şekil 2.5. | Geliştirilmiş PSO algoritmasının akış diyagramı | 23 |
| Şekil 3.1. | Bir parçacığın yapısı | 40 |
| Şekil 4.1. | 1971-1992 yılları Alabama Üniversitesi kayıt verisi | 44 |
| Şekil 4.2. | İMKB veri seti 1'in grafiği | 48 |
| Şekil 4.3. | İMKB veri seti 2'nin grafiği | 49 |
| Şekil 4.4. | TAIFEX zaman serisi grafiği | 52 |

TABLolar LİSTESİ

| <u>Tablo No</u> | <u>Tablo adı</u> | <u>Sayfa No</u> |
|------------------------|---|------------------------|
| Tablo 2.1. | Baz eşleştirme tablosu | 32 |
| Tablo 4.1. | Kayıt verisine ait değerler | 43 |
| Tablo 4.2. | Bulanık kümelerin merkez değerleri | 44 |
| Tablo 4.3. | BCO algoritmasıyla elde edilen kümelerin üyelik değerleri | 45 |
| Tablo 4.4. | Önerilen yöntemden elde edilen öngörüler | 46 |
| Tablo 4.5. | Elde edilen sonuçların karşılaştırılması | 47 |
| Tablo 4.6. | İMKB veri seti 1 | 48 |
| Tablo 4.7. | İMKB veri seti 2 | 49 |
| Tablo 4.8. | İMKB veri seti 1 için elde edilen sonuçlar | 50 |
| Tablo 4.9. | İMKB veri seti 2 için elde edilen sonuçlar | 51 |
| Tablo 4.10. | TAIFEX zaman serisi verisi | 52 |
| Tablo 4.11. | TAIFEX verisi için elde edilen sonuçlar | 53 |

EKLER LİSTESİ

| | | |
|--------------|--------------------------------------|----|
| Ek A. | Önerilen yöntem için MATLAB programı | 62 |
|--------------|--------------------------------------|----|

1. GİRİŞ

İlk olarak Song ve Chissom (1993a) tarafından önerilen bulanık zaman serisi yöntemleri, klasik yaklaşımlardaki kısıtlamalara ihtiyaç duymadığından, son yıllarda literatürde yaygın olarak çalışılmaktadır. Bulanık zaman serileri zamanla değişir ve zamanla değişmez olarak ikiye ayrılmaktadır. Zamanla değişmez bulanık zaman serilerinde zaman serisinin iç ilişkisinin zamana göre değişmediği, zamanla değişir bulanık zaman serilerinde ise değiştiği varsayılmaktadır. Bulanık zaman serileri çözüm yöntemleri genel olarak 3 temel aşamadan oluşmaktadır. Bu aşamalar sırasıyla bulanıklaştırma, bulanık ilişkilerin belirlenmesi ve berraklaştırma aşamalarıdır. Literatürde bu aşamaların her birine yapılan katkılar ile yeni yöntemler ortaya atılmaktadır.

Bulanık zaman serileri analizinde bulanıklaştırma aşaması için önerilen birçok yöntem vardır. Song ve Chissom (1993a, 1993b ve 1994), Chen (1996, 2002), Eğrioğlu ve ark. (2010, 2011a) çalışmalarında evrensel küme parçalanmasına dayalı bulanıklaştırma işlemi kullanılmıştır. Evrensel küme parçalanmasına dayalı bulanıklaştırma işlemi evrensel kümenin önceden belirlenen bir aralık uzunluğuna göre eşit veya eşit olmayan uzunluklu aralıklara bölünmesidir. Önceden belirlenen bu aralık uzunluğunun öngörü sonuçları üzerindeki etkisi Huarng (2001) tarafından gösterilmiştir. Huarng (2001), aralık uzunluğunun belirlenmesi için ortalamaya ve dağılıma dayalı iki yaklaşım önermiştir. Huarng ve Yu (2006a), çalışmasında aralık uzunluğunun sabit almak yerine belirlenen bir orana göre artırılmasını önermiştir. Böylece evrensel küme sabit aralık uzunlukları yerine değişen aralık uzunluklarına göre parçalanmış olmaktadır. Yolcu ve ark. (2009), Huarng ve Yu (2006a)'nın yöntemini oranın optimizasyonu ile geliştirilmiştir. Değişen aralık uzunluğu fikri daha sonraki çalışmaların da temel fikri olmuştur. Davari ve ark. (2009), Kuo ve ark. (2009, 2010), Park ve ark. (2010), Huarng ve ark. (2011), Hsu ve ark. (2010), Fu ve ark. (2010) çalışmalarında değişen aralık uzunlukları, parçacık sürü optimizasyonu yöntemi ile belirlenmiştir. Bulanıklaştırma aşamasında kullanılan bir diğer yöntem ise kümeleme algoritmalarının çalıştırılmasıdır. Cheng ve ark. (2008), Li ve ark. (2008) çalışmalarında bulanıklaştırma aşamasında bulanık c-ortalamar (BCO) yöntemini, Eğrioğlu ve ark. (2011b) çalışmasında bulanıklaştırma aşamasında Gustafson-Kessel bulanık kümeleme

yöntemini, Chen ve Tanuwijaya (2011), Bang ve Lee (2011) çalışmasında ise bulanık olmayan hiyerarşik kümeleme algoritmasını kullanmışlardır.

Berraklaştırma aşamasında Chen (1996), Huarng (2001), Huarng ve Yu (2006) çalışmalarında merkezileştirme yöntemini, Aladağ ve ark. (2010) çalışmasında merkezileştirme ile birlikte adaptif bekleyişler yöntemini, Song ve Chissom (1994) çalışmasında ise ileri beslemeli yapay sinir ağlarını kullanmıştır.

Zamanla değişmez bulanık zaman serisinde bulanık mantık ilişki bir tek bulanık ilişki matrisi ile gösterilebilmektedir. Chen (1996), Song ve Chissom (1993a) yönteminin bulanık ilişki belirleme aşamasını kolaylaştıran ve bulanık ilişki matrisi yerine bulanık mantık grup ilişki tablolarının kullanıldığı bir yaklaşım önermiştir. Huarng (2001), Yu (2005), Huarng (2006) ve Cheng ve ark. (2008) çalışmalarında da bulanık ilişki belirlemede bulanık mantık grup ilişki tablolarını kullanmışlardır. Huarng ve Yu (2006) ise bulanık ilişki belirlemede ileri beslemeli yapay sinir ağlarının kullanıldığı bir yöntem önermiştir. Aladağ ve ark. (2009), yüksek dereceli bulanık zaman serisi öngörü modelinin çözümlenmesinde bulanık ilişki belirleme için ileri beslemeli yapay sinir ağlarının kullanıldığı bir yaklaşım önermiştir. Aladağ ve ark. (2010b) ise Elman tipi geri beslemeli yapay sinir ağları ile bulanık zaman serilerinde bulanık ilişki belirleme işlemi gerçekleştirmiştir. Yu ve Huang (2010), Yolcu ve ark. (2012) çalışmalarında ileri beslemeli yapay sinir ağları ile bulanık ilişki belirlemede küme üyelik değerlerinin kullanıldığı farklı birer yaklaşım önermişlerdir. Eğrioğlu (2012) ise bulanık ilişki belirlemede genetik algoritmaya dayalı bir yaklaşım önermiştir.

Bu çalışmada, bulanık ilişki belirleme aşamasında parçacık sürü optimizasyonundan yararlanılmıştır. Bulanık ilişki belirlemede parçacık sürü optimizasyonunun kullanıldığı literatürdeki ilk yöntemdir. Önerilen yöntemde bulanık ilişki matrisinin elemanları parçacık sürü optimizasyonu ile elde edilmektedir.

Çalışmanın ikinci bölümünde genel bilgiler ana başlığı altında sırasıyla, bulanık küme kuramı, parçacık sürü optimizasyonu yöntemi ve bulanık zaman serileri ile ilgili temel tanımlar, üçüncü bölümde ise materyal ve yöntem ana başlığı altında BCO kümeleme yöntemi ve önerilen yöntem tanıtılmıştır. Çalışmanın dördüncü bölümünde bulgular ve tartışma ana başlığı altında, önerilen yönteme ait dört uygulama verilmiş ve son olarak beşinci bölümde ise elde edilen sonuçlar sonuç ve öneriler ana başlığı altında

değerlendirilerek, ortaya konabilecek yeni çalışmalarda üzerinde durulması gereken konulara kısaca değinilmiştir.

2. GENEL BİLGİLER

2.1. Bulanık Küme Kuramı

Nesneler hakkındaki bilgiyi düzenlemeye, özetlemeye ve genelleştirmeye yöneldiğimizde, çoğu zaman küme kavramını kullanırız. Ele alınan herhangi bir konuya ilişkin bilgi, küme terimiyle sistematik olarak bir araya toplanır. İyi tanımlı nesneler topluluğuna veya sınıfına *küme*, bir kümeyi oluşturan nesnelerin her birine kümenin *elemanları* (*öge*, *üye*) ve üzerinde çalıştığımız kümelerin her birini alt küme olarak kabul eden en geniş kümeye *evrensel küme* denir. Evrensel kümede yer alan nesneler, belirlenen özellikleri karşılayanlar ve karşılamayanlar şeklinde sınıflandırılır. Diğer bir deyişle, klasik bir kümenin elemanları, mantıkta yer alan ikiye bölme kuralına (1 veya 0, doğru veya yanlış, evet veya hayır vb.) dayanarak belirlenir (Özkan, 2003).

Klasik küme kuramında bir eleman o kümenin ya elemanıdır ya da değildir, kısmi üyelik söz konusu olamaz. Nesnenin üyelik değeri 1 ise kümenin tam elemanı, 0 ise elemanı değildir yani klasik kümelerde elemanların üyelikleri $\{0,1\}$ değerlerini alır (Elmas, 2003).

Örneğin, klasik kümelerde sıcaklığın belli bir $^{\circ}\text{C}$ 'nin altında olmasının soğuk, üstünde olmasının ise sıcak olarak nitelendirildiği görülmektedir. Bu sıcaklığa çok yakın değerler soğuk ya da sıcak olarak nitelendirilir. Doğal olarak bu mantığın esnekliği söz konusu değildir. Gerçek yaşamda, sınırlar bu kadar keskin çizgilerle nitelendirilememektedir.

Klasik kümelerdeki bu keskin durumun aksine, bulanık kümelerde elemanların üyelik dereceleri $[0,1]$ aralığında sonsuz sayıda değerler alabilir. Bir bulanık küme elemanı aynı değişken özelliğine sahip olmak üzere başka bir kümenin de elemanı olabilir. Bulanık küme için klasik kümelere göre belirsiz bulanık sınırı olan kümedir denebilir.

Bulanık küme teorisi, kısmi üyeliğe izin verip klasik küme teorisini genelleştirerek küme üyeliği için $[0,1]$ aralığında bir değeri kabul eder (Jamshidi, 1997). Yani, bulanık kümelerde klasik kümelerdeki karakteristik fonksiyon, $\mu_A: E \rightarrow \{0,1\}$ yerini üyelik fonksiyonuna bırakır ve şu şekilde gösterilir (Bezdek, 1993).

$$\mu_{\underline{A}}: E \rightarrow [0,1]$$

Bulanık küme kavramı ile sözel terimler tanımlanabilir. Soğuk-sıcak, hızlı-yavaş, aydınlık-karanlık gibi göz önünde tutulan kelimelerin veya ifadelerin temsil ettiği sayısal aralık o ifadeler hakkında bilgi sahibi kişiler tarafından belirlenebilir. Bu ifadeler bulanık mantıkta biraz soğuk, biraz sıcak, biraz aydınlık gibi esnek betimleyicilerle esnetilerek gerçek yaşam şartlarına benzetilirler.

2.1.1. Bulanık Küme

Ω herhangi bir küme ve \underline{A} , Ω 'nın bulanık alt kümesi olmak üzere, $\forall x \in \Omega$ için Ω kümesini $[0,1]$ aralığına eşleştiren, \underline{A} 'nın bir üyelik fonksiyonu $\underline{A}(x)$ ile gösterilsin. Örneğin $\underline{A}(x_0)=1$ ise x_0 , \underline{A} bulanık alt kümesine aittir, $\underline{A}(x_1)=0$ ise x_1 , \underline{A} bulanık alt kümesine ait değildir. Eğer $\underline{A}(x_2)=0.6$ ise x_2 'nin \underline{A} bulanık alt kümesine üyelik değeri 0.6'dır. \underline{A} 'nın bir üyelik fonksiyonu, $\underline{A}(x)$, daima 1 veya 0 değerleri alıyor ise, \underline{A} , Ω kümesinin bir bulanık olmayan (crisp) alt kümesidir. Bulanık kümelerin hemen hepsinde bulanık sayılar kullanılır (Buckley, 2006).

2.1.1.1. Kesikli Bulanık Küme

\underline{A} , Ω kümesinin bulanık alt kümesi olsun. Eğer $\underline{A}(x)$, Ω kümesindeki x değerlerinin sonlu sayısında sıfırdan farklı ise \underline{A} bulanık kümesi kesikli bulanık küme olarak isimlendirilir. Varsayalım ki $\underline{A}(x)$, yalnızca x_1, x_2, x_3, x_4 de sıfır değildir. Bu durumda bulanık küme aşağıdaki gibi ifade edilebilir,

$$\underline{A} = \left\{ \frac{\mu_1}{x_1}, \frac{\mu_2}{x_2}, \frac{\mu_3}{x_3}, \frac{\mu_4}{x_4} \right\} \quad (2.1)$$

Burada $i = 1, 2, 3, 4$ olmak üzere, μ_i , üyelik değerini göstermektedir ve üyelik fonksiyonu,

$$\tilde{A}(x_i) = \begin{cases} \mu_i, & i = 1, 2, 3, 4 \\ 0, & a.h. \end{cases} \quad (2.2)$$

şeklinde gösterilebilir.

2.1.2. Bulanık Küme İşlemleri

Klasik kümelerde kesişim, birleşim ve tümlenme şeklinde üç temel işlem vardır. A ve B ile gösterilen klasik kümelerin aynı evrensel kümede (U) tanımlı olduğunu kabul edelim. A ve B kümelerine göre kesişim, birleşim ve tümlenme işlemleri aşağıda verildiği gibi tanımlanabilir. Burada \bar{A} kümesi, A kümesinin tümlenyen kümesini gösterir (Özkan, 2003).

$$\text{Kesişim: } A \cap B = \{x | x \in A \text{ ve } x \in B, x \in U\} \quad (2.3)$$

$$\text{Birleşim: } A \cup B = \{x | x \in A \text{ veya } x \in B, x \in U\} \quad (2.4)$$

$$\text{Tümlenme: } \bar{A} = \{x | x \in U \text{ ve } x \notin A\} \quad (2.5)$$

Bu üç işlem üyelik fonksiyonlarına dayanarak da tanımlanabilir. Kesişim kümesi çoğunlukla cebirsel çarpım, sınırlı çarpım, Einstein çarpımı ve minimum işlemcileri ile belirlenir. Birleşim kümesini belirlemek için cebirsel toplam, sınırlı toplam, Einstein toplamı ve maksimum işlemcileri kullanılabilir. Bir kümenin tümlenyen kümesi ise deęilleme işlemcisi ile belirlenir. Söz konusu işlemciler aşağıda verildiği gibi formüle edilir (Özkan, 2003).

Kesişim:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \begin{cases} \mu_A(x) \times \mu_B(x) & : \text{ cebirsel çarpım} \\ \max(0, \mu_A(x) + \mu_B(x) - 1) & : \text{ sınırlı çarpım} \\ \frac{\mu_A(x) \times \mu_B(x)}{2 - (\mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \times \mu_B(x))} & : \text{ Einstein çarpımı} \\ \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) & : \text{ minimum} \end{cases} \quad (2.6)$$

Birleşim:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \begin{cases} \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \times \mu_B(x) & : \text{cebirsel toplam} \\ \min(1, \mu_A(x) + \mu_B(x)) & : \text{sınırlı toplam} \\ \frac{\mu_A(x) + \mu_B(x)}{1 + (\mu_A(x) \times \mu_B(x))} & : \text{Einstein toplamı} \\ \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) & : \text{maksimum} \end{cases} \quad (2.7)$$

$$\text{Tümlleme: } \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad : \text{değilleme} \quad (2.8)$$

Klasik kümelerdeki kesişim, birleşim ve tümlleme gibi mantıksal işlemler bulanık kümeler de uygulanabilir. Bulanık kümelerde kesişim, birleşim ve tümlleme işlemlerini gerçekleştirmek için sırasıyla minimum, maksimum ve değilleme işlemleri sıklıkla kullanılır. Bu işlemciler bulanık kümelerde aşağıdaki gibi tanımlanır (Özkan, 2003).

$$\text{Kesişim: } \mu_{\underline{A} \cap \underline{B}}(x) = \min(\mu_{\underline{A}}(x), \mu_{\underline{B}}(x)) \quad (2.9)$$

$$\text{Birleşim: } \mu_{\underline{A} \cup \underline{B}}(x) = \max(\mu_{\underline{A}}(x), \mu_{\underline{B}}(x)) \quad (2.10)$$

$$\text{Tümlleme: } \mu_{\bar{\underline{A}}}(x) = 1 - \mu_{\underline{A}}(x) \quad (2.11)$$

2.1.2.1. Bulanık Kesişim Kümesi

\underline{A} ve \underline{B} kümelerinin üyelik fonksiyonlarının sırasıyla $\mu_{\underline{A}}(x)$ ve $\mu_{\underline{B}}(x)$ olduğunu kabul edelim. \underline{A} ve \underline{B} kümelerine ilişkin üyelik fonksiyonlarını $\underline{A} \cap \underline{B}$ kesişim kümesinin üyelik fonksiyonuna dönüştüren eşleşme, $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ olarak tanımlanır. Buradaki her bir $[0,1]$ terimi sırasıyla \underline{A} , \underline{B} ve $\underline{A} \cap \underline{B}$ bulanık kümelerinin alabileceği üyelik değerlerini ifade eder. $[0,1]$ aralığında değerler alabilen \underline{A} ve \underline{B} bulanık kümelerinin kesişim kümesi de $[0,1]$ aralığında değerler alır. Buradan t eşleşmesi,

$$t[\mu_{\underline{A}}(x), \mu_{\underline{B}}(x)] = \mu_{\underline{A} \cap \underline{B}}(x) \quad (2.12)$$

olarak ifade edilir. Klasik küme durumunda, parametrik ve parametrik olmayan t -eşleşmeleri birbirlerine denk sonuçlar verir. Bulanık küme durumunda ise, parametrik t -eşleşmelerinin her bir sınıfı için, seçilen farklı parametre değeri ile yeni bir bulanık kesişim kümesi elde edilir. Söz konusu t -eşleşmelerinden bazıları (2.6) nolu formülde verilmiştir (Özkan, 2003).

2.1.2.2. Bulanık Birleşim Kümesi

\underline{A} ve \underline{B} kümelerinin üyelik fonksiyonlarının sırasıyla $\mu_{\underline{A}}(x)$ ve $\mu_{\underline{B}}(x)$ olduğu durumda \underline{A} ve \underline{B} kümelerinin üyelik fonksiyonlarını, $\underline{A} \cup \underline{B}$ birleşim kümesinin üyelik fonksiyonuna dönüştüren bir eşleşme aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$s \left[\mu_{\underline{A}}(x), \mu_{\underline{B}}(x) \right] = \mu_{\underline{A} \cup \underline{B}}(x) \quad (2.13)$$

Bulanık kesişimde olduğu gibi, bulanık birleşimi veren s -eşleşmeleri de $[0,1]$ aralığında üyelik değerleri alır. s -eşleşmelerinden bazıları (2.7) nolu formülde verilmiştir. Her bir s -eşleşmesi için dual bir t -eşleşmesi oluşur. Bu durum matematiksel olarak aşağıda verildiği gibi ifade edilir (Özkan, 2003).

$$t \left[\mu_{\underline{A}}(x), \mu_{\underline{B}}(x) \right] = 1 - s \left[\left(1 - \mu_{\underline{B}}(x) \right), \left(1 - \mu_{\underline{A}}(x) \right) \right] \quad (2.14)$$

$$s \left[\mu_{\underline{A}}(x), \mu_{\underline{B}}(x) \right] = 1 - t \left[\left(1 - \mu_{\underline{B}}(x) \right), \left(1 - \mu_{\underline{A}}(x) \right) \right] \quad (2.15)$$

2.1.2.3. Bulanık Tümlen Kümesi

$c: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ eşleşmesi, bulanık küme \underline{A} 'nın üyelik fonksiyonunu, bu kümenin tümlen kümesi $\overline{\underline{A}}$ 'nın üyelik fonksiyonuna dönüştüren bir eşleşme olarak tanımlanır. Bu eşleşme,

$$c \left[\mu_{\underline{A}}(x) \right] = \mu_{\overline{\underline{A}}}(x) \quad (2.16)$$

şeklinde ifade edilir (Özkan, 2003).

2.1.3. Bulanık Bağıntı

Klasik bir küme, tek boyutlu nesnelere topluluğu şeklinde tanımlanabilir. Örneğin, “uzun boylu insanlar” ifadesi ile oluşturulan bir küme, tek boyutlu klasik bir kümede bir araya getirilir. Bu kümenin elemanı olabilmek için aranan tek ölçüt kişilerin boyudur. Bununla birlikte, “uzun boylu ve zayıf insanlar” nitelemesi ile oluşturulan klasik bir küme, sıralı çiftlerden oluşan bir kümedir. Buradan hareketle, yüksek boyutlu evrensel kümeler üzerinde tanımlı olan sıralı nesnelere topluluğuna *bağıntı* denir. Klasik bir bağıntı, iki veya daha fazla nesne arasında gözlenen veya belirlenen bir ilişki olarak da ifade edilebilir (Özkan, 2003).

Klasik bir bağıntı, iki ya da daha fazla kümenin elemanları arasında bir bağlantı olup olmadığını gösterir. Diğer yandan bulanık bağıntılar, bu tür bağlantıların derecesine de olanak verir.

A ve B kümesinin elemanları x ve y değişkenleri ile gösterilerek, bu kümelerin sırasıyla U ve V evrenlerinde tanımlı olduğu kabul edilsin. Bu durumda, x ve y arasındaki ilişkiyi gösteren $R(x,y)$ bağıntısı kartezyen çarpım uzayı $U \times V$ üzerinde aşağıda verildiği gibi ifade edilir (Zimmermann, 1996).

$$R(x, y) = U \times V \rightarrow \mu_R(x, y) \quad (2.17)$$

Bu bağıntının üyelik fonksiyonu ise aşağıda verildiği gibi tanımlanır.

$$\mu_R(x, y) = \begin{cases} 1 & ; (x, y) \in R(x, y) \\ 0 & ; (x, y) \notin R(x, y) \end{cases} \quad (2.18)$$

Bir bağıntı küme olarak ele alınabildiği için, klasik bağıntılar bulanık kümeler durumuna genişletilebilir. Buna göre, iki veya daha fazla evrensel küme üzerinde tanımlanan bulanık bir kümeye *bulanık bağıntı* denir.

Belirlenen bir başlangıç değeriyle bir sınıftaki uzun boylu insanlar topluluğu, tek boyutlu klasik bir küme ile gösterilebilmesine rağmen, “oldukça uzun boylu insanlar”

nitelemesi doğal olarak tek boyutlu bulanık bir küme ile gösterilir. Burada, söz konusu bulanık kümenin elemanı olabilmek için aranan tek ölçütün insanların boyu olduğu açıktır. Bununla birlikte, “oldukça uzun boylu ve hemen hemen zayıf insanlar” nitelemesi ile oluşturulan bulanık bir küme, iki boyutlu bulanık bir bağıntıdır.

\underline{A} ve \underline{B} kümelerindeki elemanları sırasıyla x ve y değişkenleri ile niteleyelim. Ayrıca \underline{A} ve \underline{B} kümelerinin sırasıyla U ve V evrenlerinde tanımlı olduğunu kabul edelim. Yani $x \in \underline{A}$, $y \in \underline{B}$ ve $\underline{A} \in U$, $\underline{B} \in U$ olsun. Bu durumda, x ve y değişkenleri arasındaki bulanık bir bağıntı, kartezyen çarpım uzayı $U \times V$ üzerinde aşağıdaki gibi ifade edilir (Zimmermann, 1996).

$$\underline{R}(x, y) = U \times V \rightarrow \mu_{\underline{R}}(x, y) \quad (2.19)$$

Bulanık bir bağıntı, kartezyen çarpım uzayındaki her bir sıralı çiftin, $[0,1]$ aralığındaki bir sayı ile eşlendiği üyelik fonksiyonu olarak aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\mu_{\underline{R}}(x, y) \rightarrow [0,1] \quad (2.20)$$

Bulanık bağıntılarda (x, y) nesnesinin üyelik derecesi, 0 ve 1 arasındaki bir sayı ile açıklanır. Burada, 0 sayısı x ve y nesnelere arasında bir ilişki olmadığını, 1 sayısı x ve y nesnelere arasında tam bir ilişki olduğunu ifade eder. Bu iki değer arasındaki herhangi bir sayı ise, x ve y nesnelere arasında kısmi bir ilişki olduğunu gösterir. Bulanık bir bağıntı şu şekilde gösterilir.

$$\left[(x, y), \mu_{\underline{R}}(x, y) \right] \text{ veya } \mu_{\underline{R}}(x, y) / (x, y) \quad (2.21)$$

Evrensel kümenin sonlu ve sonsuz olması halinde bulanık bir bağıntı, sırasıyla (2.22) ve (2.23)'te gösterildiği gibidir.

$$\underline{R}(x, y) = \sum \frac{\mu_{\underline{R}}(x, y)}{(x, y)} ; (x, y) \in U \times V \quad (2.22)$$

$$\underline{R}(x, y) = \int_{U \times V} \frac{\mu_{\underline{R}}(x, y)}{(x, y)} \quad (2.23)$$

\underline{A} ve \underline{B} kümelerini sırasıyla $\mu_{\underline{A}}(x)$ ve $\mu_{\underline{B}}(x)$ üyelik fonksiyonlarıyla niteleyelim. Bu kümelerin tanımlı oldukları evrensel kümelerin (sırasıyla U ve V) gerçel sayı doğrusunun bir alt kümesi olması koşuluyla, $\underline{R}(x, y)$ bağıntısı \underline{A} ve \underline{B} kümeleri arasındaki bulanık bir bağıntı olarak tanımlanır (Zimmermann, 1996).

$$\mu_{\underline{R}}(x, y) \leq \mu_{\underline{A}}(x) ; \forall (x, y) \in U \times V \quad (2.24)$$

$$\mu_{\underline{R}}(x, y) \leq \mu_{\underline{B}}(y) ; \forall (x, y) \in U \times V$$

$\underline{R}(x, y)$ bağıntısının üyelik fonksiyonu \underline{A} ve \underline{B} kümelerinin üyelik fonksiyonundan aşağıda verilen ifade ile belirlenir.

$$\mu_{\underline{R}}(x, y) = \mu_{\underline{A} \times \underline{B}}(x, y) = \min(\mu_{\underline{A}}(x), \mu_{\underline{B}}(y)) \quad (2.25)$$

x ve y değişkenleri arasındaki $\underline{R}(x, y)$ bağıntısının tanımlı olduğu kartezyen çarpım uzayı sonlu ise, bu bağıntı bir matris şeklinde gösterilebilir. \underline{A} kümesinin x_1, x_2, x_3, x_4 elemanlarından, \underline{B} kümesinin y_1, y_2, y_3, y_4 elemanlarından oluştuğunu kabul edelim. Bu durumda, $\underline{R}(x, y)$ bağıntısını 4×4 boyutlu bir matris olarak gösterebiliriz.

$$\underline{R}(x, y) = \begin{bmatrix} \mu_{\underline{R}}(x_1, y_1) & \mu_{\underline{R}}(x_1, y_2) & \mu_{\underline{R}}(x_1, y_3) & \mu_{\underline{R}}(x_1, y_4) \\ \mu_{\underline{R}}(x_2, y_1) & \mu_{\underline{R}}(x_2, y_2) & \mu_{\underline{R}}(x_2, y_3) & \mu_{\underline{R}}(x_2, y_4) \\ \mu_{\underline{R}}(x_3, y_1) & \mu_{\underline{R}}(x_3, y_2) & \mu_{\underline{R}}(x_3, y_3) & \mu_{\underline{R}}(x_3, y_4) \\ \mu_{\underline{R}}(x_4, y_1) & \mu_{\underline{R}}(x_4, y_2) & \mu_{\underline{R}}(x_4, y_3) & \mu_{\underline{R}}(x_4, y_4) \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

$\underline{R}(x, y)$ ve $\underline{Q}(x, y)$ gibi iki bulanık bağıntı için temel küme işlemleri aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\text{Kesişim: } \mu_{\underline{R} \cap \underline{Q}}(x, y) = \min(\mu_{\underline{R}}(x, y), \mu_{\underline{Q}}(x, y)) \quad (2.27)$$

$$\text{Birleşim: } \mu_{\underline{R} \cup \underline{Q}}(x, y) = \max(\mu_{\underline{R}}(x, y), \mu_{\underline{Q}}(x, y)) \quad (2.28)$$

$$\text{Tümleme: } \mu_{\tilde{R}}(x, y) = 1 - \mu_{\tilde{R}}(x, y) \quad (2.29)$$

Bulanık bağıntılar aynı kartezyen çarpım uzayında tanımlı değilse, bağıntılar üzerindeki temel küme işlemleri genellikle anlamlı sonuçlar vermez. Böyle bir durumda bileşke işlemlerine başvurulur.

2.1.4. Bulanık Bağıntılarda Bileşke İşlemleri

Bileşke işlemi, bir kartezyen çarpım uzayını diğer bir kartezyen çarpım uzayın bağlayan bir köprü olarak düşünülebilir. Bulanık bağıntılara uygulanan bileşke işlemi, matrislerin çarpımına benzetilebilir. Bileşke işlem uygulanacak olan bağıntılar için kartezyen çarpım uzaylarının en azından bir boyutunun aynı olması gerekir. Bulanık bağıntılar çok boyutlu bulanık kümeler oldukları için, bulanık bir küme ile bulanık bir bağıntı arasında da bileşke işlemi kolaylıkla uygulanabilir. Söz konusu bu durum, bir vektörle bir matrisin çarpımını olarak da algılanabilir.

Bulanık bağıntılara uygulanan farklı bileşke işlemleri, farklı bulanık kümelerle sonuçlanır. Max-min, max-çarpım, max-ortalama ve min-max bileşkeleri literatürde yaygın olarak kullanılmaktadır. Sözü edilen bu bileşkeler $\tilde{R}(x, y)$ ve $\tilde{Q}(y, z)$ bağıntıları üzerinden sırası ile $U \times V$ ve $V \times W$ kartezyen çarpım uzaylarında tanımlı olduğu durumda incelenebilir.

2.1.4.1. Max-Min Bileşkesi

$\tilde{R}(x, y)$ ve $\tilde{Q}(y, z)$ bağıntılarının max-min bileşkesi, yeni bir bulanık bağıntı olan $\tilde{P}(x, z)$ ile sonuçlanır. $\tilde{P}(x, z)$ bağıntısı, $U \times W$ kartezyen çarpım uzayının bir alt kümesidir. $P = R \circ Q$ ile gösterilen max-min bileşkesi, üyelik fonksiyonlarına göre aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\mu_{\tilde{P}=\tilde{R} \circ \tilde{Q}}(x, z) = \max_{y \in V} \left[\min \left(\mu_{\tilde{R}}(x, y), \mu_{\tilde{Q}}(y, z) \right) \right]; \quad \forall x \in U \text{ ve } \forall z \in W \quad (2.30)$$

2.1.4.2. Max-Çarpım Bileşkesi

Max-min bileşkesinde minimum işlemcisi yerine cebirsel çarpım işlemcisi kullanılırsa, max-çarpım bileşkesine ulaşılır. $P = R \otimes Q$ ile gösterilen max-çarpım bileşkesi, üyelik fonksiyonlarına göre aşağıdaki ifade ile bulunur.

$$\mu_{\tilde{P}=\tilde{R}\otimes\tilde{Q}}(x, z) = \max_{y \in V} [\mu_{\tilde{R}}(x, y) \times \mu_{\tilde{Q}}(y, z)]; \quad \forall x \in U \text{ ve } \forall z \in W \quad (2.31)$$

2.1.4.3. Max-Ortalama Bileşkesi

Bulanık bağıntılarda bileşke işlemi gerçekleştirirken, minimum işlemcisi yerine üyelik derecelerinin aritmetik ortalaması da kullanılabilir. Bunun için $\tilde{R}(x, y)$ ve $\tilde{Q}(y, z)$ bağıntılarından ilgili elemanların üyelik dereceleri toplanır ve bu toplam ikiye bölünür. $P = R \oplus Q$ ile gösterilen max-ortalama bileşkesinin üyelik fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\mu_{\tilde{P}=\tilde{R}\oplus\tilde{Q}}(x, z) = \frac{1}{2} \left[\max_{y \in V} \{ \mu_{\tilde{R}}(x, y) + \mu_{\tilde{Q}}(y, z) \} \right]; \quad \forall x \in U \text{ ve } \forall z \in W \quad (2.32)$$

2.1.4.4. Min-Max Bileşkesi

Max-min bileşkesinin duali olan bileşkeye min-max bileşkesi denir. $P = R \Delta Q$ ile gösterilen min-max bileşkesi aşağıdaki gibidir.

$$\mu_{\tilde{P}=\tilde{R}\Delta\tilde{Q}}(x, z) = \min_{y \in V} \max [\mu_{\tilde{R}}(x, y), \mu_{\tilde{Q}}(y, z)]; \quad \forall x \in U \text{ ve } \forall z \in W \quad (2.33)$$

2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

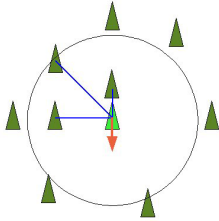
Basit kurallarla hareket eden çok sayıda parçacığın kompleks davranışları oluşturmak amacıyla kullanılma fikri, ilk olarak doğal olayları taklit eden bilgisayar animasyonlarında görüntülerin birleştirilmesi problemini çözmek amacıyla

kullanılmıştır. Reeves, 1983 yılında Lucasfilm’de çalışmasının bir bölümü olarak, bulut veya patlama gibi bulanık bir objenin oluşturmasını gerçekleştirmek için birlikte çalışan çok sayıda bireyi kullanan bir parçacık sistemi uygulamıştır (Reeves, 1983). Bir parçacık sistemi, stokastik olarak hareket eden bir noktalar dizisini üretir ve bunlara tipik olarak daha önceden belirlenmiş noktalar başlangıç değerleri olarak atanır. Aynı zamanda her parçacığa bir başlangıç hız vektörü atanmaktadır. Her parçacık, hız vektörünü kullanarak mevcut pozisyonundan hareketi daha gerçekçi yapan sınırlı bir açı içerisinde ayarlama yapmak suretiyle hareket ettirilir. Bazı animasyonlarda, basit parçacıklardan çok daha yüksek seviyeli dinamiklerle grup davranışını bir araya getirmek gerekmektedir.

Reynolds (1987), modellenen cisim açısından çok daha yüksek dereceli sürü algoritmasına temel olarak Reeves’in tanımladığı parçacık sistemini kullanmıştır. Reynolds, parçacık hareketini alıp buna oryantasyon ve iç-cisim iletişimini dahil etmiştir. Bu ilave davranışlar, bireysel kuş-benzeri cisimlerin bazı basit sürü kurallarını takip etmesini mümkün kılmıştır.

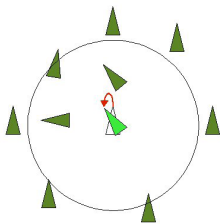
Cisimler,

- yakındaki cisimlerle çarpışmaktan kaçınmalı



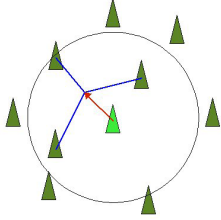
Şekil 2.1. Cisimlerin çarpışmaktan kaçınması

- birbirlerinin hız vektörlerini uygunlaştırmak için çaba sarf etmeli



Şekil 2.2. Cisimlerin hızlarını ayarlaması

- birbirlerine yakın kalmaya çalışmalıdırlar.



Şekil 2.3. Cisimlerin birbirlerine olan mesafeleri

Kennedy ve Eberhart (1995), sosyal davranışları tanımlamak amacıyla Reynolds'ın modelini geliştirmek istemişlerdir. Daha önemlisi, alternatif bir sürü algoritması tanımlayan Heppner ve Grenander (1990) tarafından önerilen basit hedefi çok daha gerçekçi bir hedefle yani “yiycek araştırma” hedefiyle yer değiştirmişlerdir. Böylece parçacık sürü optimizasyonu algoritması ortaya çıkmıştır (Karaboğa, 2011).

Parçacık sürü optimizasyonu yaklaşımı, parçacıkların sürü halindeki toplu hareketlerinden yararlanan bir tekniktir. Sürü, popülasyona karşılık gelmekte ve parçacıklar popülasyondaki bireylere benzemektedir. Bir başka deyişle, parçacıklar çok boyutlu araştırma uzayı boyunca akış içerisindeyler ve her bir parçacığın pozisyonu kendi ve komşularının tecrübelerine göre ayarlanmaktadır. Bir optimizasyon tekniği olarak amacı, belirli bir çözüm uzayında tanımlanmış bir uygunluk fonksiyonunun global optimum noktasını bulmaktır. Doğrusal olmayan problemlerin çözümü için tasarlanmıştır. Çok parametrelili ve çok değişkenli optimizasyon problemlerine çözüm bulmak için kullanılmaktadır. PSO'nun klasik optimizasyon tekniklerinden en önemli farklılığı türev bilgisine ihtiyaç duymamasıdır.

Bu tekniğe kaynak oluşturan sosyal benzetim şu şekilde özetlenebilir: Bir toplumun bireyleri, bir çözüm uzayının parçası olan ve her mümkün birey tarafından paylaşılan fikirlere sahiptir. Bireyler bu “fikir” kavramını üç faktöre bağlı olarak değiştirebilir:

- Çevre bilgisi (uygunluk değeri)
- Bireyin geçmişe yönelik deneyimleri (belleği)

- Komşuların geçmişe yönelik deneyimleri

Bir bireyin komşusu birkaç yolla belirlenebilir ki bu da bireyin bir şekilde “sosyal ağı”nın biçimlendirilmesi anlamına gelmektedir. Bireyin, popülasyonun tümüyle, bir kısmıyla veya yalnız bir bireyiyle etkileşim içinde olup olmasına göre çeşitli komşuluk topolojileri olabilir (Cura, 2008).

2.2.1. Komşuluk Topolojileri

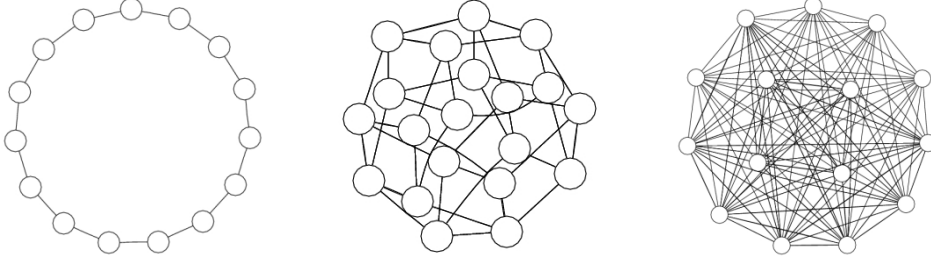
PSO’da iki komşuluk türü vardır:

- *geniyi* (*gbest*) olarak adlandırılan sürüde tüm parçacıklar birbirinin komşusudur. Böylece parçacıkların hareket hızları güncellenirken, tüm sürü içerisinde en iyi uygunluk değerine sahip olan komşu dikkate alınır. Sürüdeki tüm parçacıklar arama uzayının en iyi kısmına eş zamanlı olarak yönlendirildiğinden, hızla sonuca yaklaşacağı düşünülür. Ancak global optimum nokta en iyi parçacığın yakınında değilse, diğer parçacıklar en iyi olan parçacıktan fazla uzaklaşmayacak ve sürü yerel optimum noktasında takılacaktır.
- *leniyi* (*lbest* ya da *pbest*) olarak adlandırılan sürüde, bir parçacığın komşuları belirli sayıda parçacık olarak tanımlanır. Böylece tüm sürü içerisinde en iyi olan parçacık değil, her bir parçacığa göre değişen bir alt grubun en iyisi hız güncellemesinde dikkate alınır. Daha yavaş sonuca yaklaşır ancak global optimuma yönelme şansı fazladır.

Her iki topolojide de parçacıklar arasındaki ilişkiler arama uzayındaki pozisyonlarında bağımsız ancak “harici” ilişkilere bağımlıdır. Bu nedenle “*geniyi*” ve “*leniyi*” topolojileri sosyal komşuluklar olarak görülebilir. Alternatif sosyal komşuluk topolojileri için bir inceleme Kennedy ve Mendes (2002) tarafından yapılmıştır. Watts (1999)’a göre farklı komşuluklar iki faktöre bağlı olarak karakterize edilebilir:

- Bir parçacığın komşu sayısı olan bağlantırlık ölçüsü k ,
- Bir parçacığın aynı zamanda birbirinin de komşusu olan komşuların sayısını gösteren kümeleme miktarı C .

Örneğin; *leniyi* topolojisinde $k=2$ olur ve her parçacık kendisine en yakın sağındaki ve solundaki parçacıkla komşu olursa buna “halka topolojisi” denir. Benzer biçimde $k=4$ olur ve her parçacık kendinse en yakın sağındaki, solundaki, altındaki ve üstündeki parçacıklarla komşu olursa buna da *Von Neumann* topolojisi denilmektedir. Görüldüğü gibi birçok komşuluk topolojisi burada anlatılmış olan temelden üretilir (Cura, 2008).



Şekil 2.4. Sırasıyla Halka, Von Neumann ve Yıldız Topolojileri

2.2.2. PSO Algoritması

Daha önce de bahsedildiği üzere PSO, kuş sürülerinin davranışlarının bir benzetimidir. Kuşların, uzayda yerini bilmedikleri yiyeceği aramaları bir probleme çözüm aramaya benzetilir. Kuşlar yiyecek ararken yiyeceğe en yakın olan kuşu takip ederler. Parçacık olarak adlandırılan her tekil çözüm, arama uzayındaki bir kuştur. Parçacık hareket ettiğinde, kendi koordinatlarını bir fonksiyona gönderir ve böylece parçacığın uygunluk değeri ölçülmüş olur. Yani yiyeceğe ne kadar uzaklıkta olduğu ölçülmüş olur. Bir parçacık, koordinatlarını, hızını, şimdiye kadar elde ettiği en iyi uygunluk değerini ve bu değeri elde ettiği koordinatları hafızasında tutmalıdır. Çözüm uzayındaki her boyuttaki hızının ve yönünün her seferinde nasıl değişeceği, komşularının en iyi koordinatları ve kendi kişisel en iyi koordinatlarının bir birleşimi olacaktır.

Çözüm uzayı, problemdeki değişken veya bilinmeyen sayısına bağlı olarak çok boyutta olabilir. Örneğin; $7x^2 + 3y^3 - (z/2t)^3 + 5w^2$ fonksiyonunun çözüm uzayı x , y , z , t ve w bilinmeyenlerinden dolayı 5 boyutludur. Bu problemin çözüm uzayında tanımlanan bir parçacığın pozisyonu 5 koordinat ile $P = [x, y, z, t, w]$ şeklinde belirtilmektedir. Görsel olarak insanların resmedemediği 4 veya daha fazla boyutlu

karmaşık problemlerde çalışmanın PSO için herhangi bir zorluğu bulunmamaktadır. Örneğin PSO, bir yapay sinir ağının optimal ağırlıklarının belirlenmesinde kullanılacaksa ve ağda 50 tane bağlantı ağırlığı mevcutsa problem 50 boyutlu bir uzayda çözülecektir.

PSO, bir grup rasgele çözümle (parçacık sürüsü) başlatılır ve güncellemelerle optimum çözüm bulunmaya çalışılır. Her iterasyonda parçacık konumları, iki en iyi değere göre güncellenir. İlki; o ana kadar parçacığın elde ettiği en iyi çözümü sağlayan koordinatlardır. Bu değer “*pbest*” olarak adlandırılır ve hafızada saklanmalıdır. Diğer en iyi değer ise, popülasyonda o ana kadar tüm parçacıklar tarafından elde edilen en iyi çözümü sağlayan koordinatlardır. Bu değer global en iyidir ve “*gbest*” ile gösterilir. Örneğin, D adet parametreden oluşan n adet parçacık olduğunu varsayalım. Bu durumda popülasyon parçacık matrisi eşitlik (2.34)’deki gibidir.

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & \cdots & x_{1D} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & \cdots & x_{2D} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & \cdots & x_{nD} \end{bmatrix}_{n \times D} \quad (2.34)$$

Matrise göre i 'inci parçacık $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$ olarak ifade edilir. Önceki en iyi uygunluk değerini veren i 'inci parçacığın pozisyonu $pbest_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]$ olarak ifade edilir. $gbest$ ise her iterasyonda tüm parçacıklar için tektir ve $gbest = [p_1, p_2, \dots, p_D]$ şeklinde gösterilir. i 'inci parçacığın hızı $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$ olarak ifade edilir. İki en iyi değer bulunmasından sonra parçacık hızları ve konumları aşağıda verilen (2.35) ve (2.36) nolu denklemlere göre güncellenir.

$$v_{ij}^{k+1} = v_{ij}^k + c_1 rand_1^k [pbest_{ij}^k - x_{ij}^k] + c_2 rand_2^k [gbest_j^k - x_{ij}^k] \quad (2.35)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \quad (2.36)$$

Denklem (2.35)'de, c_1 ve c_2 sırasıyla bilişsel ve sosyal parametreler (öğrenme faktörleridir) olup, her parçacığı $pbest$ ve $gbest$ pozisyonlarına doğru çeken, stokastik hızlanma terimlerini ifade eden sabitlerdir. c_1 , parçacığın kendi tecrübelerine göre hareket etmesini, c_2 ise sürüdeki diğer parçacıkların tecrübelerine göre hareket etmesini sağlar. Düşük değerler seçilmesi parçacıkların hedef bölgeye doğru çekilmeden önce,

bu bölgeden uzak yerlerde dolaşmalarına imkân verir. Ancak hedefe ulaşma süresi uzayabilir. Diğer yandan, yüksek değerler seçilmesi, hedefe ulaşmayı hızlandırırken, beklenmedik hareketlerin oluşmasına ve hedef bölgenin es geçilmesine sebep olabilir. Kennedy ve Eberhart (1999)'ın çalışmasında da olduğu gibi, birçok çalışmada algoritma üzerinde yapılan denemelerde $c_1 = c_2 = 2$ olarak alınarak iyi sonuçlar elde edildiği görülmektedir. Denklemdaki $rand_1$ ve $rand_2$, $[0,1]$ arasında düzgün dağılımlı rasgele sayılardır. k ise iterasyon sayısını belirtmektedir.

2.2.2.1. PSO Parametreleri

PSO'nun avantajlarından birisi reel sayılarla çalışıyor olmasıdır. Genetik algoritmalarındaki gibi hesaplama yapabilmek için ikili kodlamadan dönüştürme yapılması ya da bazı özel kullanılması zorunlu operatörlere ihtiyaç duyulmaz. Aşağıda parametrelerin listesi ve tipik değerleri verilmiştir.

Parçacık sayısı: 20 ile 40 arasındadır. Birçok problem için 10 parçacık kullanmak yeterlidir. Bazı zor veya özel problemlerde ise 100 veya 200 parçacık kullanılması gerekebilir.

Parçacık boyutu: Optimize edilecek probleme göre değişmektedir.

Parçacık aralığı: Optimize edilecek probleme göre değişmekle birlikte farklı boyutlarda ve aralıklarda parçacıklar tanımlanabilir.

V^{max} : Bir iterasyonda, bir parçacıkta meydana gelecek maksimum değişikliği (hız) belirler. Genellikle parçacık aralığına göre belirlenir. Örneğin x_1 parçacığı $(-10,10)$ aralığında ise $V^{max} = 20$ ile sınırlandırılabilir.

Öğrenme Faktörleri: c_1 ve c_2 genellikle 2 olarak seçilir. Fakat farklı da seçilebilir. Genellikle c_1, c_2 ' ye eşit ve $[0, 4]$ aralığında seçilir.

Durdurma Koşulu: Maksimum iterasyon sayısına ulaşıldığında veya değer fonksiyonu istenilen seviyeye ulaştığında algoritma durdurulabilir (www.emo.org.tr, 07.12.2011).

2.2.3. PSO'nun Gelişimi

Parçacık Sürü Optimizasyonu, 1995'te tanıtılmasından sonra üzerinde çeşitli gelişmeler yapılmış ve uygulamalar gerçekleştirilmiştir. Standart PSO üzerindeki çoğu modifikasyon PSO'nun yakınsama hızını geliştirmeye ve sürünün farklılaşmasının artırılmasına yöneliktir.

Standart PSO (PSO-S)'da ilk değişiklik Shi ve Eberhart (1998a) tarafından yapılmıştır. Burada hız güncellemesi

$$v_{ij}^{k+1} = w \times v_{ij}^k + c_1 rand_1^k [pbest_{ij}^k - x_{ij}^k] + c_2 rand_2^k [gbest_j^k - x_{ij}^k] \quad (2.37)$$

şeklinindedir. w eylemsizlik ağırlığı olup, $w < 1$ olarak seçilmeli ve her iterasyonda doğrusal olarak azaltılmalıdır. PSO'da eylemsizlik ağırlığı global ve yerel arama yeteneğini dengelemek için kullanılır. Büyük eylemsizlik ağırlığı global arama, küçük eylemsizlik ağırlığı ise yerel arama yapılmasını kolaylaştırır. Eylemsizlik ağırlığı yerel ve global araştırma arasındaki dengeyi sağlar ve bunun sonucunda optimal sonuca daha az iterasyonda ulaşılır. Buradaki her parçacık; sürüdeki sadece en iyi parçacığın değil sürüdeki diğer tüm parçacıkların tecrübelerinden de yararlanmış olur. Önerilen yöntem PSO-CI olarak atfedilmiştir (Ali ve Kaelo, 2008).

Shi ve Eberhart (1998b), arama boyunca doğrusal olarak değişen eylemsizlik ağırlığı önermiştir. Eylemsizlik ağırlığı arama boyunca doğrusal olarak azalmaktadır. Bu yöntem, başlangıç aşaması boyunca global aramayı ve son aşama boyunca da yerel aramayı sağlar. Yöntem PSO-LI olarak atfedilmiştir (Ali ve Kaelo, 2008).

Ayrıca her bir parçacığın hızını, belirlenmiş bir maksimum hız ile sınırlandırmayı önermişlerdir. Maksimum hız V^{max} , x^u üst sınır ve x^l alt sınır olmak üzere arama uzayının sınırları arasındaki uzaklığın bir parçası olan γ ($0 < \gamma \leq 1$) yardımıyla hesaplanır (Ali ve Kaelo, 2008).

$$V^{max} = \gamma(x^u - x^l) \quad (2.38)$$

PSO-CI ve PSO-LI'nin (2.38) ile birleşmesinden oluşan yöntemler PSO-CIV ve PSO-LIV isimlerini almıştır (Ali ve Kaelo, 2008).

Clerk ve Kennedy (2002) tarafından PSO-S'ye (2.35) nolu formüldeki üç bileşeni de kontrol eden bir K kısıtlama katsayısı ilave edilmiştir. Bu katsayı, arama sürecinde hızın azalmasında bir etkiye sahiptir. Bu değişiklikle, hız güncellemesi

$$v_{ij}^{k+1} = K(v_{ij}^k + c_1 rand_1^k [pbest_{ij}^k - x_{ij}^k] + c_2 rand_2^k [gbest_j^k - x_{ij}^k]) \quad (2.39)$$

ve

$$K = \frac{2}{|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}|}, \quad \phi = c_1 + c_2 > 4 \quad (2.40)$$

şeklinde dir. Yöntem PSO-C olarak adlandırılmıştır (Ali ve Kaelo, 2008).

2.2.4. Geliştirilmiş PSO

Shi ve Eberhart (1999); araştırma boyunca 0.9'dan 0.4'e doğru azalan eylemsizlik ağırlığının, Ratnaweera ve ark. (2004) araştırma boyunca bilişsel bileşenin 2.5'ten 0.5'e, sosyal bileşenin ise 0.5'ten 2.5'e değişmesi gerektiğini göstermişlerdir. Bu gelişmeler sonucunda oluşan geliştirilmiş PSO algoritması adımları aşağıda verilmiştir.

Adım 1. Parçacıkların pozisyonları ($x_i^k, i = 1, 2, \dots, d; k = 1, 2, \dots, pn$) rasgele olarak belirlenir ve X 'de depolanır.

$$X = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_d^k\}, k = 1, 2, \dots, pn \quad (2.41)$$

Burada pn parçacık sayısını, d ise her bir parçacıktaki pozisyon sayısını göstermektedir.

Adım 2. Hızlar rastgele belirlenir ve V 'de saklanır.

$$V = \{v_1^k, v_2^k, \dots, v_d^k\} \quad (2.42)$$

Adım 3. Performans fonksiyonuna bağlı olarak $pbest$ ve $gbest$ oluşturulur.

$$pbest_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}) \quad i = 1, 2, \dots, d \quad (2.43)$$

$$pbest_g = gbest = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$$

Burada $pbest$ her bir parçacığın ayrı ayrı iterasyonlar içinde en iyi olduğu pozisyonlar, $gbest$ ise tüm parçacıkların içerisinde iterasyonlardaki en iyi pozisyonlardır.

Adım 4. w eylemsizlik ağırlığı, c_1 ve c_2 sırasıyla bilişsel ve sosyal bileşen katsayıları için muhtemel değerlerin aralıkları belirlenir. Eylemsizlik ağırlığı, bilişsel ve sosyal bileşen katsayıları her iterasyonda aşağıda verilen formüllere göre hesaplanarak elde edilir.

$$c_1 = (c_{1f} - c_{1i}) \frac{t}{maxt} + c_{1i}$$

$$c_2 = (c_{2f} - c_{2i}) \frac{t}{maxt} + c_{2i} \quad (2.44)$$

$$w = (w_2 - w_1) \frac{maxt-t}{maxt} + w_1$$

Burada (c_{1i}, c_{1f}) bilişsel bileşen katsayısı için, (c_{2i}, c_{2f}) sosyal bileşen katsayısı için, (w_1, w_2) eylemsizlik parametresi için muhtemel başlangıç ve bitiş değerleridir. $maxt$, maksimum iterasyon sayısı, t ise geçerli iterasyon sayısını göstermektedir.

Adım 5. Aşağıda verilen formüllere göre yeni hızlar ve pozisyonlar hesaplanır.

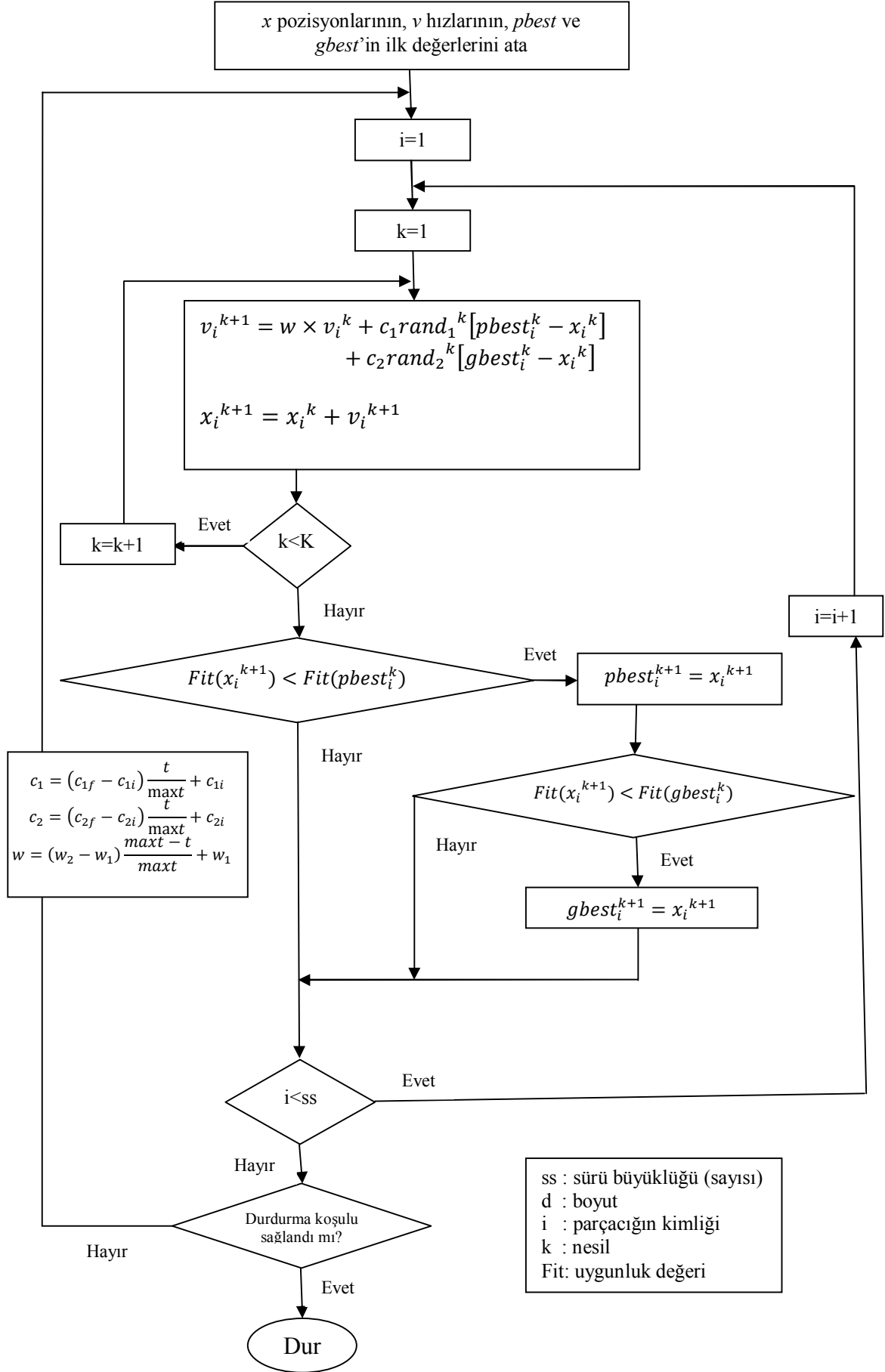
$$v_{id}^{k+1} = [w \times v_{id}^k + c_1 \times rand_1 \times (pbest_{id} - x_{id}) + c_2 \times rand_2 \times (pbest_{gd} - x_{id})] \quad (2.45)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id} + v_{id}^{k+1} \quad (2.46)$$

Burada $rand_1$ ve $rand_2$ 0 ile 1 arasından üniform dağılımdan seçilen rasgele değerlerdir.

Adım 6. Adım 1-5 önceden belirlenen iterasyon sayısı ($maxt$) kadar tekrar edilir.

Bu algoritmanın akış diyagramı Şekil 2.5.'te verilmiştir.



Şekil 2.5. Geliştirilmiş PSO algoritmasının akış diyagramı

2.3. Bulanık Zaman Serileri ve Temel Kavramlar

Klasik zaman serisi kestirim modellerinin çözümlenmesinde doğrusallık, durağanlık, tersinirlik ve gözlem sayısı gibi birçok kısıtın olmasının nedeni, zaman serisinin sadece bir olasılıksal süreç olarak ele alınmasından kaynaklanmakta, ilgilenilen olayın kendisinden kaynaklanan belirsizlik dikkate alınmamaktadır. Fakat bulanık zaman serisi yöntemleri, ilgilenilen olayın kendisindeki belirsizliği ortaya çıkaran yaklaşımları içerdiğinden, gözlemleri belirsizlik içeren gerçek hayat zaman serilerinin çözümlenmesinde daha gerçekçi yöntemlerdir. Bulanık zaman serisi yöntemleri, klasik zaman serisi yöntemlerinde gerekli olan kısıtları gerektirmediğinden doğrusal olmayan, durağan olmayan ve az sayıda gözleme sahip zaman serilerine de uygulanabilmektedir.

Bulanık zaman serisi yaklaşımları bazı temel kavram ve tanımlara bağlıdır. Bu tanım ve kavramlar aşağıda özetlenmiştir.

Tanım 1. Bulanık kümeler,

$$A_i = f_{A_i}(u_1)/u_1 + f_{A_i}(u_2)/u_2 + \dots + f_{A_i}(u_b)/u_b \quad (2.47)$$

şeklinde tanımlanır. (2.47)'de evrensel küme $U = \{u_1, u_2, \dots, u_b\}$ olmak üzere, u_i 'ler U evrensel kümesinin belirlenen bir aralık uzunluğuna göre parçalanması ile elde edilen alt aralıklarıdır. Bunun yanında, $1 \leq a \leq b$ olmak üzere $f_{A_i}(u_a)$; u_a alt aralığının A_i bulanık kümesine ait olmasının üyelik derecesi olup, $f_{A_i}(u_a) \in [0,1]$ olmalıdır (Song ve Chissom, 1993a).

Tanım 2. $Y(t)$, ($t = \dots, 0, 1, 2, \dots$) reel değerli zaman serisi olsun. $Y(t)$ zaman serisine uygun evrensel küme tanımı ve alt aralıkların tespit edilmesinden sonra bunlara bağlı olarak $f_j(t)$ (A_j bulanık kümesinin fonksiyonları) alt küme fonksiyonları elde edilir. $F(t)$; $f_1(t), f_2(t), \dots$ bulanık alt kümelerinin bir kümesi olup, bulanık zaman serisi olarak adlandırılır.

$F(t)$ bulanık zaman serisi hakkında, Tanım 2 gereğince şunlar söylenebilir,

- i. $F(t)$, $Y(t)$ 'nin zamana bağlı bulanık fonksiyonudur.

- ii. $F(t)$, bulanık kümeler tarafından temsil edilen dilsel değerlere sahiptir. Bu nedenle, dilsel değişkenler olarak ifade edilebilir (Song ve Chissom, 1993a).

Tanım 3. $F(t - 1)$ ile $F(t)$ arasındaki $R(t, t - 1)$ bulanık ilişkisini dikkate alalım. Herhangi bir t için, $R(t, t - 1)$ t 'den bağımsız ise, $R(t, t - 1) = R(t - 1, t - 2)$ olacaktır. Bu durumda, $F(t)$ zamanla değişmeyen bulanık zaman serisi, aksi durumda zamanla değişen bulanık zaman serisi olarak adlandırılır (Song ve Chissom, 1993a).

Tanım 4. $F(t)$ bulanık zaman serisi yalnızca bir gecikmeli $F(t - 1)$ bulanık zaman serisinden etkileniyorsa, $F(t - 1)$ ile $F(t)$ arasındaki bulanık ilişki,

$$F(t - 1) \rightarrow F(t) \quad (2.48)$$

şeklinde ifade edilir ve birinci dereceden bulanık zaman serisi kestirim modeli olarak adlandırılır. (2.48)'deki ifade $R(t, t - 1) = R$, $F(t - 1)$ ile $F(t)$ arasındaki bulanık ilişkiyi göstermek üzere,

$$F(t) = F(t - 1) \circ R \quad (2.49)$$

biçiminde de ifade edilebilir. (2.49)'deki, " \circ " operatörünü Song ve Chissom (1993a) max-min operatörü olarak belirlemişlerdir.

Tanım 5. Eğer $F(t)$ bulanık zaman serisi, gecikmeli $F(t - 1), F(t - 2), \dots, F(t - n)$ bulanık zaman serilerinden etkilenmekte ise, $F(t)$ bulanık zaman serisi ile $F(t - 1), F(t - 2), \dots, F(t - n)$ bulanık zaman serileri arasındaki bulanık ilişki,

$$F(t - n), \dots, F(t - 2), F(t - 1) \rightarrow F(t) \quad (2.50)$$

ifadesi ile verilebilir ve n 'inci dereceden bulanık zaman serisi kestirim modeli olarak adlandırılır (Chen, 2002).

Tanım 6. İki bulanık zaman serisi $F_1(t)$ ve $F_2(t)$ olsun. $F_1(t)$ bulanık zaman serisi, gecikmeli $F_1(t - 1), F_2(t - 1)$ bulanık zaman serilerinden etkilenmekte ise, $F_1(t)$ bulanık zaman serisi ile $F_1(t - 1), F_2(t - 1)$ bulanık zaman serileri arasındaki bulanık ilişki,

$$F_1(t - 1), F_2(t - 1) \rightarrow F_1(t) \quad (2.51)$$

ifadesi ile verilebilir ve birinci dereceden iki deęişkenli (iki faktör) bulanık zaman serisi kestirim modeli olarak adlandırılır. Burada $F_1(t)$ ana faktör, $F_2(t)$ ise ikincil faktör olarak anılmaktadır.

Tanım 7. İki bulanık zaman serisi $F_1(t)$ ve $F_2(t)$ olsun. $F_1(t)$, gecikmeli $F_1(t - 1)$, $F_1(t - 2), \dots, F_1(t - n)$ ve $F_2(t - 1), F_2(t - 2), \dots, F_2(t - n)$ bulanık zaman serilerinden etkileniyorsa n 'inci dereceden iki deęişkenli bulanık zaman serisi kestirim modeli,

$$\left. \begin{array}{l} (F_1(t - n), F_2(t - n)), \\ \vdots \\ (F_1(t - 2), F_2(t - 2)), \\ (F_1(t - 1), F_2(t - 1)) \end{array} \right\} \rightarrow F_1(t) \quad (2.52)$$

biçiminde ifade edilebilir. (2.52)'de de $F_1(t)$ ana faktör, $F_2(t)$ ise ikincil faktör olarak adlandırılır.

Tanım 8. $F_1(t), F_2(t), \dots, F_m(t)$, m adet bulanık zaman serisi olmak üzere, $F_1(t)$, bulanık zaman serisi $(F_1(t - 1), F_2(t - 1), \dots, F_m(t - 1)), (F_1(t - 2), F_2(t - 2), \dots, F_m(t - 2)), \dots, (F_1(t - n), F_2(t - n), \dots, F_m(t - n))$ gecikmeli bulanık zaman serilerinden etkileniyorsa n 'inci dereceden m deęişkenli (m -faktör) bulanık zaman serisi kestirim modeli,

$$\left. \begin{array}{l} (F_1(t - n), F_2(t - n), \dots, F_m(t - n)), \\ \vdots \\ (F_1(t - 2), F_2(t - 2), \dots, F_m(t - 2)), \\ (F_1(t - 1), F_2(t - 1), \dots, F_m(t - 1)) \end{array} \right\} \rightarrow F_1(t) \quad (2.53)$$

olarak verilebilir. Burada, $F_1(t)$ ana faktör, $F_2(t), F_3(t), \dots, F_m(t)$ ise ikincil faktör olarak adlandırılır (Jilani ve Burney, 2008).

2.3.1. Literatürde Önerilen Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemleri

2.3.1.1. Song ve Chissom (1993a)'un Birinci Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi

Song ve Chissom (1993a)'un birinci dereceden zamanla değişmeyen (Tanım 3) bulanık zaman serisi kestirim yöntemi, literatürde bulanık zaman serilerinin çözümlenmesinde önerilen ilk yöntemdir. Song ve Chissom (1993a, 1993b, 1994), yaptıkları çalışmalarda temel bulanık zaman serisi tanımlarını yapmış ve Alabama Üniversitesi kayıt verisi için önerdikleri bulanık zaman serisi yaklaşımının literatürdeki klasik yaklaşımlardan daha doğru kestirim sonuçları verdiğini göstermiştir. Song ve Chissom (1993a)'un bulanık ilişkileri, üyelik değerlerini dikkate alarak oluşturması, literatürde önerilen birçok bulanık kestirim yöntemine göre gerçeğe en yakın sonuçların elde edilmesini sağlayan üstün bir özelliktir. Ancak, verilerin her bir bulanık kümeye ait olmasının üyelik derecesi başlangıçta sezgisel olarak verildiğinden, eğer uygun üyelik değerleri verilmişse performansı yüksek kestirimler, aksi takdirde diğer yöntemlere göre performansı daha düşük kestirimler elde edilebilmektedir. Ayrıca, karmaşık matris işlemleri kullanılarak çözümlene yapıldığından, yöntemin uygulanması sırasında pratik olmayan yoğun matematiksel işlemler söz konusudur. Song ve Chissom (1993a) yönteminin çözüm algoritması aşağıda adımlar halinde verilmiştir (Koçak, 2012).

Adım 1. Evrensel küme (U) ve alt aralıkları ($u_i, i = 1, 2, \dots, b$) tanımlanır.

Evrensel kümenin belirlenmesinde ilk yapılması gereken, mümkün değerleri içeren başlangıç ve bitiş noktalarının belirlenmesidir. Sonraki adım ise evrensel kümenin araştırmacıya bağlı olarak uygun uzunluklu alt aralıklara ayrılmasıdır. Belirlenen aralık uzunluğunun, alt aralık sayısı üzerinde etkili olduğu bilinmelidir. Zaman serisinin en küçük değeri X_{min} , en büyük değeri X_{max} ve ayrıca keyfi iki sayı D_1 ve D_2 olmak üzere evrensel küme,

$$U = [X_{min} - D_1, X_{max} + D_2] = [Başlangıç, Bitiş] \quad (2.54)$$

kapalı aralığı şeklinde tanımlanır. $i = 1, 2, \dots, b$ için belirlenen u_i alt aralıkları evrensel küme U 'nun alt aralıkları olup,

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_b\} \quad (2.55)$$

olarak ifade edilir.

Adım 2. Evrensel küme (U) ve parçalanmalara (u_i 'lere) bağlı olarak bulanık kümeler tanımlanır.

Bulanık kümeler, Tanım 1'deki açıklamalara dayanan (2.47)'deki formül ile

$$A_i = f_{A_i}(u_1)/u_1 + f_{A_i}(u_2)/u_2 + \dots + f_{A_i}(u_b)/u_b, \quad i = 1, 2, \dots, b \text{ için} \quad (2.56)$$

biçiminde ifade edilir. Burada $i = 1, 2, \dots, b$ olmak üzere,

$$f_{A_i}(u_i) = \begin{cases} 1, & k = i \\ 0.5, & k = i - 1 \text{ ve } i + 1 \\ 0, & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (2.57)$$

olmaktadır.

Adım 3. Gözlemler bulanıklaştırılır.

Zaman serisinin her bir değerinin Adım 2'de tanımlanan bulanık kümelerin ($A_i; i = 1, 2, \dots, b$) her biri için üyelik değerleri vektörü belirlenir. Üyelik değerleri vektörü belirlenirken, ilgili gözlemin bulunduğu alt aralığın içinde kalan bulanık kümenin üyelik değeri en yüksek değer (normal bulanık kümelerde 1 değeri) olarak, diğer bulanık kümelerin üyelik değerleri sezgisel olarak belirlenir. Benzer olarak, her bir zaman serisi gözleminin her bir bulanık küme için ait olma dereceleri belirlenerek, n gözlemlili zaman serisinin t . gözlemine ait $1 \times b$ boyutundaki satır vektörü,

$$B_t = [g_{A_i}(u_i)]_{1 \times b} \quad (2.58)$$

şeklinde tanımlanır. (2.58)'de verilen B_t ($t = 1, 2, \dots, n$) vektörü " t . gözlemin üyelik değerleri vektörü" olarak adlandırılabilir. Her hangi bir gözlemin bulanık değeri ise, gözlemin üyelik değerleri vektöründeki en yüksek üyelik değerine sahip olduğu bulanık küme olarak belirlenir.

Adım 4. Bulanık ilişkiler belirlenir.

Adım 2'deki (2.56) formülü ile tanımlanan herhangi bir A_i bulanık kümesi, üyelik değerlerinden oluşan $1 \times b$ boyutunda bir satır vektörü olarak ifade edildiğinde herhangi bir $A_i \rightarrow A_j$ bulanık mantık ilişkisi,

$$R_k = (r_{ij})_k = A_i^T X A_j, \quad i, j = 1, 2, \dots, b \text{ ve } k = 1, 2, \dots, l \quad (2.59)$$

biçiminde ifade edilebilir. (2.59)'de A_i^T bulanık küme vektörünün transpozunu, b Adım 2'de tanımlanan bulanık küme sayısını ve l tanımlanabilecek bulanık mantık ilişki sayısını göstermek üzere, R_k herhangi bir k . bulanık mantık ilişkiyi gösteren $b \times b$ boyutunda bir kare matristir. " X " ise $\min(A_i, A_j)$ işlemini gerçekleştiren bir minimum operatörüdür. Böylece, $b \times b$ boyutundaki bulanık ilişki matrisi,

$$R(t, t - 1) = R = \bigcup_{k=1}^l R_k \quad (2.60)$$

olarak tanımlanır. \cup birleşim işlemini göstermektedir.

Adım 5. Bulanık kestirimler elde edilir.

Bulanık kestirimler, Adım 3.'te belirlenen üyelik değerleri vektörleri kullanılarak,

$$A_t = B_{t-1} \circ R, \quad t = 2, 3, \dots, n \text{ için} \quad (2.61)$$

formülü ile hesaplanır. Burada, B_{t-1} Adım 3.'te verilen (2.58) formülüne göre hesaplanan $1 \times b$ boyutlu üyelik değerleri vektörünü ve R Adım 4.'te (2.60) formülü ile hesaplanan $b \times b$ boyutlu bulanık ilişki matrisini göstermek üzere, A_t ilk gözlem hariç herhangi bir t . gözlemin $1 \times b$ boyutlu üyelik değerleri vektörünü göstermektedir.

Adım 6. Berraklaştırma işlemi uygulanır.

Berraklaştırmada merkezileştirme yöntemi kullanılır. Adım 5'te belirlenen A_t vektörünün birbirine eşit en büyük üyelik değerine sahip olan (normal bulanık kümeler için 1 değerine sahip olan) evrensel küme alt aralıklarının orta noktalarının ortalaması berraklaştırılmış kestirim olarak elde edilir.

2.3.1.2. Chen (1996)'in Birinci Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi

Chen (1996)'in birinci dereceden bulanık zaman serisi kestirim yöntemi, Song ve Chissom (1993a)'un algoritmasındaki karmaşık bileşke işlemlerine gerek duymayan, bulanık ilişki belirleme aşamasında bulanık mantık grup ilişki tablolarının kullanıldığı ve bulanık zaman serisi çözümlerini kolaylaştıran bir yaklaşımdır. Bulanık ilişkilerin belirlenme aşamasında üyelik değerlerinin kullanılması gerçek hayat zaman serileri için daha gerçekçi bir yaklaşımdır. Lakin Song ve Chissom (1993a) yönteminde bulanık kümelerin başlangıç üyelik değerleri sezgisel olarak farklı değerler olarak atandığında, birbirinden oldukça farklı sonuçlar elde edilebilmektedir. Chen (1996)'in yöntemi, bu sorunu ortadan kaldırarak Song ve Chissom (1993a)'un çözümlemesinin sonuçlarına göre performansı daha yüksek kestirimler elde etmiş ve üyelik değerlerini kullanmadan bulanık ilişkileri belirleyen yeni yöntemlere (Chen, 2002; Aladağ ve ark., 2009; Eğrioğlu ve ark., 2010, 2011) temel oluşturmuştur. Chen (1996)'in çözüm algoritması adımlar halinde aşağıda verilmiştir (Koçak, 2012).

Adım 1. Evrensel küme (U) ve alt aralıkları ($u_i, i = 1, 2, \dots, b$) tanımlanır.

Bu aşamadaki işlemler Song ve Chissom (1993a)'un çözüm algoritmasının Adım 1'inde açıklandığı gibi (2.54) ve (2.55) formülleri kullanılarak yapılır.

Adım 2. Evrensel küme (U) ve parçalanmalara (u_i' lere) bağlı olarak bulanık kümeler tanımlanır.

Bu aşamadaki işlemler Song ve Chissom (1993a)'un çözüm algoritmasının Adım 2'sinde açıklandığı gibi (2.56) ve (2.57) formülleri kullanılarak yapılır.

Adım 3. Gözlemler bulanıklaştırılır.

Her bir gözlemin bulunduğu alt aralık (u_i) belirlenir. Belirlenen alt aralığın en yüksek üyelik değerine sahip olduğu bulanık küme A_i belirlenir. Gözlemin bulanık değeri belirlenen bu bulanık kümedir.

Adım 4. Bulanık ilişkilerin belirlenmesi amacıyla, bulanık mantık ilişkileri belirlenir ve bulanık mantık grup ilişki tablosu oluşturulur.

Örneğin, bulanık mantık ilişkiler $A_2 \rightarrow A_3$, $A_2 \rightarrow A_2$, $A_2 \rightarrow A_5$ şeklinde iken, A_2 bulanık değeri için bulanık mantık grup ilişkisi $A_2 \rightarrow A_2$, A_3 , A_5 şeklindedir.

Adım 5. Bulanık kestirimler elde edilir.

Kestirim elde etmede $F(t - 1) = A_j$ olmak üzere, söz konusu olan 3 durum aşağıda verilmiştir.

Durum 1. Bulanık grup ilişki tablosunda sadece $A_i \rightarrow A_j$ ilişkisi söz konusu ise bulanık kestirim A_j olur. Örneğin; A_1 için grup ilişkisi $A_1 \rightarrow A_2$ ise bulanık kestirim A_2 'dir.

Durum 2. Bulanık grup ilişki tablosunda $A_i \rightarrow A_i, A_j, \dots, A_k$ ise bulanık kestirim A_i, A_j, \dots, A_k olur. Örneğin; A_2 için grup ilişkisi $A_2 \rightarrow A_2, A_3, A_5$ ise bulanık kestirim A_2, A_3, A_5 olarak belirlenir.

Durum 3. Bulanık grup ilişki tablosunda $A_i \rightarrow boş$ ise bulanık kestirim A_i olur. Örneğin; A_3 için grup ilişkisi $A_3 \rightarrow boş$ ise bulanık kestirim A_3 'tür.

Adım 6. Berraklaştırma işlemi uygulanır.

Berraklaştırmada merkezileştirme yöntemi kullanılır. Adım 5.'te belirtilen Durum 1 ve Durum 3 için bulanık kestirim A_j olduğunda durulaştırılmış kestirim, A_j bulanık kümesinin en yüksek üyelik değerine sahip olduğu u_j alt aralığının orta noktası olmaktadır. Durum 2 için ise durulaştırılmış kestirim, her bir A_i, A_j, \dots, A_k bulanık kümelerinin en yüksek üyelik değerine sahip olan u_i, u_j, \dots, u_k aralıklarının orta noktalarının aritmetik ortalaması olarak elde edilir.

2.3.1.3. Huarng (2001)'in Ortalamaya ve Dağılıma Dayalı Yaklaşımları

2001 yılına kadar önerilen bulanık zaman serisi yöntemleri, çok sayıda aralık uzunluğu denenerek en iyi kestirim performansına sahip kestirimlerin elde edilmesini sağlayan aralık uzunluğunun seçilerek çözümlene yapıldığı çok sayıda uygulama gerektiren ve araştırmacının sezgilerine dayanarak aralık uzunluğunun belirlendiği bir

yaklaşımı ortaya koymaktadır. Bu nedenle, Huarng (2001), aralık uzunluğunun seçiminin kritik bir karar olduğunu ifade etmiş ve dağılıma ve ortalamaya dayalı iki yaklaşım önermiştir. Huarng (2001) çalışmasında, aralık uzunluğunun çok büyük seçiminin zaman serisindeki dalgalanmayı yok edeceğini, çok küçük seçiminin ise klasik analizle bulanık zaman serisi yaklaşımı arasındaki ayırımı ortadan kaldıracığını belirtmiş ve geliştirdiği ortalamaya ve dağılıma dayalı yaklaşımları ile aralık uzunluğunun çok büyük ve çok küçük değerler olarak seçilme riskini ortadan kaldıracığını savunmuştur. Bununla birlikte, Huarng (2001)'in ortalamaya ve dağılıma dayalı yaklaşımları, tek bir uygulama gerektirdiğinden ve aralık uzunluğunun keyfi seçimini ortadan kaldırarak bir sistematige bağlamasından dolayı, bulanık zaman serilerinde önemli bir adımdır.

Huarng (2001), önerdiği bu iki yaklaşım ile önce en uygun aralık uzunluğunu hesaplamakta ve daha sonra Chen (1996)'in birinci dereceden bulanık zaman serisi kestirim yöntemini kullanarak tek bir uygulamada kestirimleri elde etmektedir. Aralık uzunluğunun belirlenmesinde Huarng (2001)'in önerdiği dağılıma dayalı yaklaşım algoritması aşağıda verilmiştir (Koçak, 2012).

Adım 1. Zaman serisinin birinci dereceden farklarının mutlak değerlerinin aritmetik ortalaması hesaplanır.

Adım 2. Adım 1'de hesaplanan aritmetik ortalamaya göre Tablo 2.1.'de verilen baz eşleştirme tablosundan uygun baz değeri ve bu baz değerine göre uygun aralık uzunlukları belirlenir.

Tablo 2.1. Baz eşleştirme tablosu

| Aralık | Baz değeri |
|----------|------------|
| 0.1-1 | 0.1 |
| 1.1-10 | 1 |
| 11-100 | 10 |
| 101-1000 | 100 |

Adım 3. Aralık uzunluğu zaman serisinin birinci dereceden farkların en az yarısından daha büyük olan, en küçük aralık uzunluğu olarak seçilir.

Adım 4. Adım 3'te seçilen uygun aralık uzunluğu değerine göre Chen (1996) yöntemine göre çözümleme yapılır.

Aralık uzunluğunun belirlenmesinde, çözüm algoritmasının bazı adımları dağılıma dayalı yaklaşımdaki adımlarla aynı olan Huarng (2001)'in ortalamaya dayalı yaklaşımının algoritması aşağıda verilmiştir.

Adım 1. Dağılıma dayalı yaklaşımın Adım 1'indeki işlemler uygulanır.

Adım 2. Adım 1'de hesaplanan aritmetik ortalama \bar{f}_t 'nin yarısı alınır.

Adım 3. Adım 2'deki hesaplamaya göre Çizelge 3.4.'den uygun baz değeri belirlenir.

Adım 4. Adım 2'de belirlenen değer Adım 3'te seçilen baz değerine göre yuvarlanarak aralık uzunluğu seçme işlemi tamamlanır.

Adım 5. Adım 4'te seçilen uygun aralık uzunluğu değerine göre Chen (1996) yöntemine göre çözümleme yapılır.

2.3.1.4. Huarng ve Yu (2006a)'nın Orana Dayalı Yaklaşımı

Bulanık zaman serisi çözümlerinin bulanıklaştırma aşamasında aralık uzunluğunun seçimi kritik bir karar olup, literatürdeki çalışmalarda çözümleme sırasında farklı aralık uzunluklarının denenerek en uygun aralık uzunluğunun belirlendiği yaklaşım günümüzde hala yaygın bir kullanıma sahiptir. Huarng (2001)'in ortalamaya ve orana dayalı yaklaşımları aralık uzunluğunun seçimine bir sistematiklik kazandırmakla birlikte, en yüksek kestirim performansının elde edilmesini garanti edememiştir. Bu nedenle, en uygun aralık uzunluğunun tek bir uygulamada belirlenmesine yönelik birçok çalışma (Huarng ve Yu, 2006a; Cheng ve ark., 2008 ; Li ve ark., 2008 ; Yolcu ve ark., 2009, 2011 ; Eğrioglu ve ark., 2010, 2011) söz konusudur. Bu çalışmalardan Huarng ve Yu (2006a)'nın sabit bir aralık uzunluğu belirlemek yerine, her bir evrensel küme parçalanmasının üstel olarak değişkenlik gösteren farklı aralık uzunluklarına sahip olarak belirlendiği orana dayalı yaklaşımı, sonradan yapılan birçok çalışmaya yol gösterici nitelikte önemli bir yöntemdir. Huarng ve Yu (2006a)'

nun aralıkların uzunluklarının orana dayalı belirlenmesi için önerdiği algoritma aşağıdaki gibi özetlenebilir (Koçak, 2012).

Adım 1. n gözlemlili zaman serisinin ardışık gözlemleri arasındaki farkın mutlak değerleri alınarak, $n - 1$ gözlemlili $|X_t - X_{t-1}|$ serisi elde edilir.

Adım 2. $t = 1, 2, \dots, n - 1$ olmak üzere, t . fark oranı aşağıdaki biçimde hesaplanır.

$$r_t = \frac{|X_t - X_{t-1}|}{X_{t-1}} \quad (2.62)$$

Adım 3. $\min(r_1, r_2, \dots, r_{n-1})$ değerine göre baz tablosundan uygun baz değeri belirlenir.

Adım 4. Adım 3'te belirlenen baz değerine göre, r_t 'nin birikimli dağılımı elde edilir.

Adım 5. Aralıklar hesaplanır. Başlangıç değeri belirlenerek, aralıklar aşağıdaki formüller yardımıyla hesaplanır.

$$ust_0 = \text{başlangıç} \quad (2.63)$$

$$\begin{aligned} j &\geq 1 \\ alt_j &= ust_{j-1} \\ ust_j &= (1 + oran)^j \times ust_0 \\ u_j &= [alt_j, ust_j] \end{aligned} \quad (2.64)$$

Huang ve Yu (2006a) tarafından önerilen yöntem aralıkları yukarıdaki algoritmaya göre belirlendikten sonra çözümlemenin kalan kısmını Chen (1996)'in yöntemindeki gibi gerçekleştirmektedir.

2.3.1.5. Chen (2002)'in Yüksek Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi

Birçok gerçek hayat zaman serisi için, birinci dereceden bulanık zaman serisi yerine yüksek dereceden bulanık zaman serisi yaklaşımları kullanılarak çözümleme yapmak daha uygun olmaktadır. Çünkü bu tür zaman serilerinde zaman serisi X_t sadece

zaman serisinin bir gecikmeli X_{t-1} değeriyle değil, zaman serisinin diğer gecikmeli değerleriyle de (X_{t-2}, X_{t-3}, \dots gibi) ilişkili olabilmektedir. Bu nedenle, Chen, 2002 yılında yaptığı çalışmada Chen (1996) yöntemini temel alan, yüksek dereceden bulanık zaman serisi yaklaşımını önermiştir. Chen (2002)'in yaklaşımı, bulanık zaman serisi tanımlarından Tanım 3' de verilen (2.52)'deki formüle göre 2., 3., 4., ... dereceden modeller için bulanık mantık grup ilişki tablolarına dayanmaktadır. Chen (2002)'in yüksek dereceden bulanık zaman serisi yönteminin çözüm algoritması adımlar halinde aşağıda verilmiştir (Koçak, 2012).

Adım 1. Evrensel küme (U) ve alt aralıkları ($u_i, i = 1, 2, \dots, b$) tanımlanır.

Bu aşamadaki işlemler Song ve Chissom (1993a)'un çözüm algoritmasının Adım 1'inde açıklandığı gibi (2.54) ve (2.55) formülleri kullanılarak yapılır.

Adım 2. Evrensel küme (U) ve parçalanmalara (u_i' lere) bağlı olarak bulanık kümeler tanımlanır.

Bu aşamadaki işlemler Song ve Chissom (1993a)'un çözüm algoritmasının Adım 2'sinde açıklandığı gibi (2.56) ve (2.57) formülleri kullanılarak yapılır.

Adım 3. Gözlemler bulanıklaştırılır.

Gözlemlerin bulanıklaştırılması Chen (1996)'nın çözüm algoritmasının Adım 3'ünde açıklandığı gibi yapılır.

Adım 4. Bulanık ilişkilerin belirlenmesi amacıyla, bulanık mantık ilişkileri belirlenir ve bulanık mantık grup ilişki tablosu oluşturulur.

Genel bir ifade ile n . dereceden bulanık mantık ilişkiler,

$$\begin{aligned} A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} &\rightarrow A_{j1} \\ A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} &\rightarrow A_{j2} \\ &\vdots \\ A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} &\rightarrow A_{jp} \end{aligned} \quad (2.65)$$

şeklinde verilmişken, bulanık mantık grup ilişkisi,

$$A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp} \quad (2.66)$$

olarak elde edilir. Örneğin 2. dereceden bir model için $F(t - 2) = A_1$ ve $F(t - 1) = A_2$ olmak üzere, bulanık değerler arasında $A_1, A_2 \rightarrow A_2$ ve $A_1, A_2 \rightarrow A_3$ bulanık mantık ilişkileri varsa, $(F(t - 2), F(t - 1)) = (A_1, A_2)$ bulanık değeri için bulanık mantık ilişkisi $A_1, A_2 \rightarrow A_2, A_3$ olarak elde edilir.

Adım 5. Bulanık kestirimler elde edilir.

n . dereceden bulanık zaman serisi kestirim modeli için bulanık kestirimler elde edilir iken üç durum söz konusudur.

Durum 1. n . dereceden bulanık mantık grup ilişki tablosunda, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_j$ ilişkisi mevcut ise bulanık kestirim, A_j olarak belirlenir. Örneğin; 2. dereceden bir modelde bulanık mantık ilişki $A_1, A_2 \rightarrow A_2$ ise bulanık kestirim A_2 olur.

Durum 2. n . dereceden bulanık mantık grup ilişki tablosunda, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp}$ ilişkisi mevcut ise bulanık kestirimde belirsizlik söz konusudur ve bulanık kestirimin elde edilebilmesi için belirsizlik giderilene kadar incelenen derecenin bir üst derecesine bakılarak $m > n$ olmak üzere, $A_{im}, A_{i(m-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_j$ ilişkisini veren m aranır ve bu durumda bulanık kestirim, A_j olarak belirlenir.

Durum 3. n . dereceden bulanık mantık grup ilişki tablosunda, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow \text{boş}$ ilişkisi mevcut ise bulanık kestirim $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1}$ olarak ifade edilir.

Adım 6. Berraklaştırma işlemi uygulanır.

Berraklaştırmada merkezileştirme yöntemi kullanılır. Adım 5'te belirtilen Durum 1 ve Durum 2 için bulanık kestirim A_j olduğundan, durulaştırılmış kestirim, A_j bulanık kümesinin en yüksek üyelik değerine sahip olduğu u_j alt aralığının orta noktası olmaktadır. Durum 3 için ise durulaştırılmış kestirim, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1}$ bulanık kümelerinin en yüksek üyelik değerine sahip olduğu $u_{in}, u_{i(n-1)}, \dots, u_{i1}$ alt aralıklarının orta noktaları $m_{in}, m_{i(n-1)}, \dots, m_{i1}$ olmak üzere,

$$\frac{1 \times m_{in} + 2 \times m_{i(n-1)} + \dots + n \times m_{i1}}{1 + 2 + \dots + n} \quad (2.67)$$

formülü ile bir ağırlıklı ortalama hesaplaması yapılarak elde edilir.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Bulanık C-Ortalamalar Yöntemi

BCO algoritması, amaç fonksiyonuna dayanan bulanık kümeleme tekniklerinin temelini oluşturmaktadır. BCO algoritması sonuçlandığında, p boyutlu uzaydaki noktalar küresel bir şekil halini alır ve bu kümelerin yaklaşık olarak aynı boyutta olduğu varsayılır. Her bir kümeyi, küme merkezleri temsil eder.

Bu tekniğin uygulanabilmesi için, küme sayısının ve bireylerin kümeye üyelik derecelerinin önceden bilinmesi gerekmektedir. Bu tür parametrelerin önceden bilinmesi zor olduğundan, bu değerler deneme yanılma yoluyla ya da geliştirilen bazı tekniklerle bulunabilir.

Bu kümeleme yöntemi için kullanılan amaç fonksiyonu şu şekildedir:

$$J_{\beta}(X, U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{t=1}^n u_{it}^{\beta} d^2(x_t, v_i) \quad (3.1)$$

Burada n parametresi gözlem sayısını, c ise küme sayısını gösterir. u_{tj}^{β} ise t . kümedeki x_j 'nin üyeliği, β bulanıklık indeksi, $\beta > 1$ olacak şekilde alınan bir sabittir. $d(x_t, v_i)$; veri ile küme merkezi arasındaki benzerlik ölçüsüdür. J_{β} 'nin en küçüklemesinde aşağıdaki kısıtlarda dikkate alınır.

- i) $0 \leq u_{it} \leq 1, \forall i, t$ için
- ii) $0 < \sum_{t=1}^n u_{it} \leq n$
- iii) $\sum_{i=1}^c u_{it} = 1, \forall t$ için

BCO yönteminde bu en küçükleme yinelemeli bir algoritma ile sağlanır. Her bir yinelemede u_{it} ve $v_{i,j}$ değerleri aşağıdaki formüller ile güncellenir.

$$v_{i,j} = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^{\beta} x_{kj}}{\sum_{i=1}^n u_{it}^{\beta}} \quad (3.2)$$

$$u_{it} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d(x_t, v_i)}{d(x_t, v_j)} \right)^{2/(\beta-1)}} \quad (3.3)$$

BCO algoritması uygulandıktan sonra hangi bireyin hangi kümeye gireceğine karar vermek için üyelik dereceleri kullanılır. Her bir bireyin hangi kümeye olan üyeliğinin en büyük olduğuna bakılır ve bu bireyler o kümeye dâhil edilir. Ancak her bir birey diğer kümelere de belli bir üyelik dereceleri ile girebilir.

3.2. Önerilen Yöntem

Zamanla değişmez bulanık zaman serileri analizinde, bulanık mantık ilişki belirleme ve bulanıklaştırma aşaması öngörü performansı üzerinde oldukça etkilidir. Bulanık ilişki belirlemede literatürde en sık kullanılan bulanık mantık grup ilişki tabloları, üyelik değerlerini göz ardı etmektedir. Bu durum da bulanık mantığın temel fikrinden uzaklaşılmasına sebep olmaktadır. Song ve Chissom (1993b)'un bulanık ilişki belirleme aşaması, aslında R ilişki matrisinin elde edilmesi anlamına gelmektedir. Ancak Song ve Chissom (1993b), R 'nin belirlenmesinde bir takım matris operasyonlarından yararlanmaktadır. Bu matris operasyonlarının getirdiği bazı yaklaşık hesaplamalarda öngörü performansını olumsuz etkilemektedir. Bulanık zaman serisi öngörü modelinde hesaplanan R matrisi, basit doğrusal regresyon modelindeki eğim katsayısı ve sabit terime karşılık gelmektedir. Dolayısıyla R matrisinin de tıpkı regresyon modelinde olduğu gibi tahmin edilmesi mümkündür. Bu çalışmada R matrisinin PSO yöntemi ile optimize edildiği bir yeni bulanık zaman serisi öngörü modeli önerilmiştir. PSO'daki bir parçacığın pozisyonları, R matrisinin elemanları olarak alınmıştır.

Sonuç olarak, önerilen yöntemin bulanıklaştırma aşamasında BCO algoritması ve bulanık ilişkilerin belirlenmesinde PSO yöntemi kullanılmıştır. Önerilen yöntemin algoritması adımsal olarak şu şekilde verilebilir.

Adım 1. BCO kümeleme yöntemi kullanılarak bulanık gözlemlerin elde edilmesi

c , bulanık kümelerin sayısı olsun ($2 \leq c \leq n$). Zaman serisine BCO yöntemi uygulanır. Böylece c adet kümenin merkezi ve gözlemlerin bu kümelere ait olmasının üyelik değerleri belirlenmiş olur. Bulanık kümeler merkezlere göre küçükten büyüğe sıralanır ve gözlemlerin üyelik değerleri de bu sıralamaya göre düzenlenir.

Adım 2. Geliştirilmiş PSO'nun parametrelerinin belirlenmesi

Geliştirilmiş PSO'nun parametreleri olan pn , c_{1i} , c_{1f} , c_{2i} , c_{2f} , w_1 ve w_2 belirlenir. Hata kareler ortalaması karekökü (3.4) nolu formüldeki gibi hesaplanır.

$$HKOK = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3.4)$$

y_t , \hat{y}_t ve n sırasıyla crisp zaman serilerini, durulaştırılmış öngörülerini ve öngörülerin sayısını temsil etmektedir.

Adım 3. Rasgele başlangıç popülasyonunun oluşturulması

Her bir sürü, elemanları pozisyonlar (konumlar) olan parçacıklardan meydana gelir. Bir parçacıktaki eleman sayısı, bulanık küme sayısı c 'nin karesine eşittir. Her bir parçacık, bulanık ilişki matrisi R 'yi temsil etmektedir ($R = [r_{ij}]$, $i = 1, 2, \dots, c$, $j = 1, 2, \dots, c$). Bir parçacığın pozisyonları ise R 'nin elemanlarıdır. Bulanık kümelerin sayısı c için bir parçacığın yapısı aşağıdaki gibi temsil edilir.

| | | | | | | | | | | | | |
|----------|----------|-----|----------|----------|----------|-----|----------|-----|----------|----------|-----|----------|
| r_{11} | r_{12} | ... | r_{1c} | r_{21} | r_{22} | ... | r_{2c} | ... | r_{c1} | r_{c2} | ... | r_{cc} |
|----------|----------|-----|----------|----------|----------|-----|----------|-----|----------|----------|-----|----------|

Şekil 3.1. Bir parçacığın yapısı

Bu adımda, başlangıç popülasyonu için tüm parçacıkların r_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, c$) değerleri $[0, 1]$ aralığından rasgele elde edilmiştir.

Adım 4. Güncel sürüdeki tüm parçacıkların HKOK değerlerinin hesaplanması

Her parçacık için HKOK değerlerinin hesaplanma yöntemi Adım 4.1, 4.2 ve 4.3 ile gösterilmiştir.

Adım 4.1. Eşitlik (2.49)'u kullanarak bulanık öngörülerin hesaplanması

Bulanık öngörüler, bulanık ilişki matrisi R ve Adım 1 de elde edilen bulanık gözlemler kullanılarak hesaplanmıştır. Örneğin; t zamanında, $(t-1)$ 'inci bulanık gözlem ve bulanık ilişki matrisi R aşağıdaki gibi verilebilir:

$$F(t-1) = [1 \ 0.5 \ 0.3 \ 0 \ 0], \quad R = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Bulanık öngörü $\hat{F}(t)$ 'nin, eşitlik (2.49) kullanılarak hesaplanması aşağıdaki gibidir:

$$\hat{F}(t) = F(t-1) \circ R = [1 \ 0.5 \ 0.3 \ 0 \ 0] \circ \begin{bmatrix} 1 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = [1 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.3 \ 0]$$

Adım 4.2. Bulanık öngörülerin berraklaştırılması

- Bulanık öngörünün üyelik değerleri sadece bir maksimuma sahipse, bu kümenin orta değeri berraklaştırılmış öngörü değeri olarak alınır.
- Bulanık öngörünün üyelik değerleri iki ya da daha fazla maksimuma sahipse, bu kümelerin orta değerlerinin aritmetik ortalaması berraklaştırılmış öngörü değeri olarak alınır.
- Aksi taktirde, bulanık çıktılar standartlaştırılır ve bulanık kümelerin merkez değerleri öngörü değeri olarak kullanılır.

Adım 4.3. Eşitlik (3.4)'ü kullanarak tüm parçacıklar için HKOK değerlerinin hesaplanması

Adım 5. HKOK'ne göre, (2.43)'te verilen $pbest$ ve $gbest$ parçacıkları belirlenir.

Adım 6. Bilişsel bileşen c_1 , sosyal bileşen c_2 ve eylemsizlik ağırlığı w (2.44)'deki formüller kullanılarak güncellenir.

Adım 7. Parçacıkların yeni pozisyonları (konumları) (2.45) ve (2.46) formülleri kullanılarak hesaplanır.

Adım 8. Maksimum iterasyon sayısına ($maxt$) ulaşıncaya kadar Adım 4 – 7 tekrarlanır.

Elde edilen sonuçların karşılaştırılmasında, tablolarda yöntemlerden test kümesi için elde edilen öngörüler ve bu öngörülerden hesaplanan eşitlik (3.4)'te verilen HKOK,

formülleri aşağıda verilen hatanın mutlak yüzdelerik ortalaması (HMYO) ve yön doğruluğu (YD) ölçütlerinin değerleri kullanılmıştır.

$$HMYO = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right| \quad (3.5)$$

$$YD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n a_t \quad (3.6)$$

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Önerilen yeni yöntem, sırasıyla, literatürde sıkça kullanılan 1971-1992 yıllarına ait Alabama Üniversitesi okula kayıt olan öğrenci sayısı verisine, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (İMKB) 100 endeksinden oluşan 01.10.2009-31.12.2009 ve 01.10.2010-23.12.2010 tarihleri arasındaki iki farklı veri setine ve son olarak literatürde iyi bilinen bir zaman serisi olan TAIEX zaman serisi verisine uygulanmıştır.

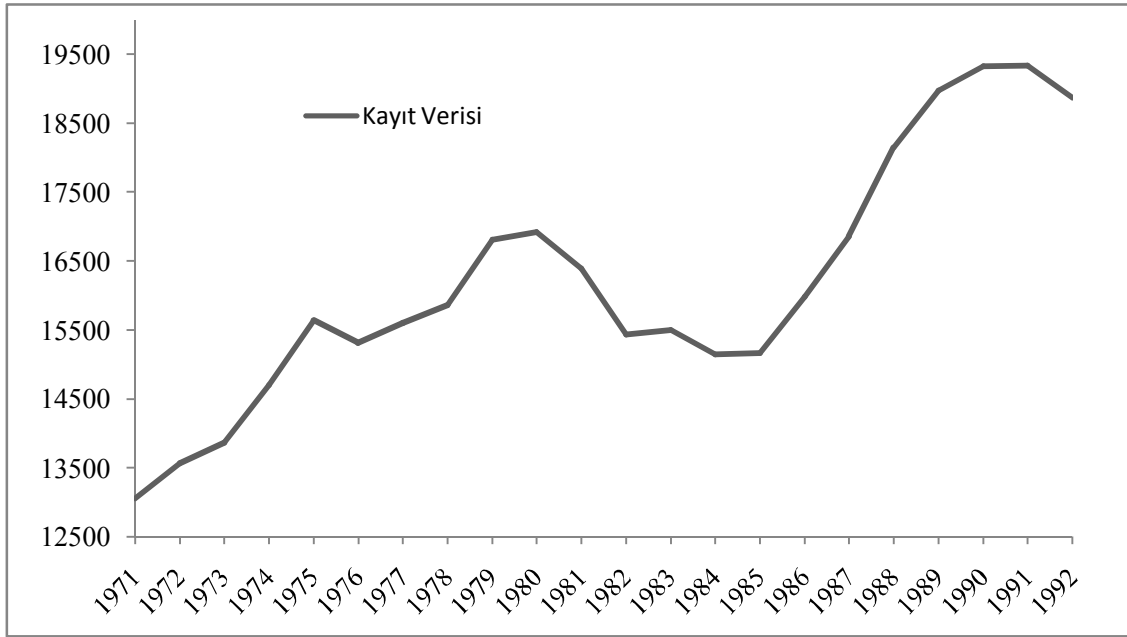
Çözümleme aşamasında MATLAB programlama dilinde yazılmış program kullanılmış olup, önerilen yöntemin programının açık kodları Ek A.'da verilmiştir. Uygulamalardaki her bir veri setinde, geliştirilmiş parçacık sürü optimizasyonunun parametreleri $(c_{1i}, c_{1f}) = (1, 2)$, $(c_{2i}, c_{2f}) = (1, 2)$, $(w_1, w_2) = (0.4, 0.9)$, $pn = 30$ ve $maxt = 100$ olarak belirlenmiştir.

4.1. Alabama Üniversitesi Kayıt Verisi Çözümlemesi

Önerilen yöntem ilk olarak literatürde sıkça kullanılan, grafiği Şekil 4.1.'de verilen ve 1971-1992 yıllarına ait Tablo 4.1.'de verilen Alabama Üniversitesi okula kayıt olan öğrenci sayısı verisine uygulanmıştır.

Tablo 4.1. Kayıt verisine ait değerler

| Yıl | Değer | Yıl | Değer |
|------|-------|------|-------|
| 1971 | 13055 | 1982 | 15433 |
| 1972 | 13563 | 1983 | 15497 |
| 1973 | 13867 | 1984 | 15145 |
| 1974 | 14696 | 1985 | 15163 |
| 1975 | 15640 | 1986 | 15984 |
| 1976 | 15311 | 1987 | 16859 |
| 1977 | 15603 | 1988 | 18150 |
| 1978 | 15861 | 1989 | 18970 |
| 1979 | 16807 | 1990 | 19328 |
| 1980 | 16919 | 1991 | 19337 |
| 1981 | 16388 | 1992 | 18876 |



Şekil 4.1. 1971-1992 yılları Alabama Üniversitesi kayıt verisi

Bulanık kümelerin merkez değerleri ve BCO algoritmasından elde edilen üyelik değerleri sırasıyla Tablo 4.2. ve Tablo 4.3.'te verilmiştir.

Tablo 4.2. Bulanık kümelerin merkez değerleri

| Küme Merkezleri | | | | | | |
|-----------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| v_1 | v_2 | v_3 | v_4 | v_5 | v_6 | v_7 |
| 13448,89 | 14671,38 | 15183,12 | 15493,34 | 15999,63 | 16873,43 | 19065,34 |

Tablo 4.3. BCO algoritmasıyla elde edilen kümelerin üyelik değerleri

| Yıl | Küme 1 | Küme 2 | Küme 3 | Küme 4 | Küme 5 | Küme 6 | Küme 7 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 1971 | 0,86763 | 0,05152 | 0,02972 | 0,02264 | 0,01552 | 0,00923 | 0,00373 |
| 1972 | 0,97765 | 0,01036 | 0,00485 | 0,00342 | 0,00214 | 0,00116 | 0,00042 |
| 1973 | 0,66603 | 0,17995 | 0,06722 | 0,04402 | 0,02560 | 0,01288 | 0,00431 |
| 1974 | 0,00039 | 0,99561 | 0,00254 | 0,00095 | 0,00036 | 0,00013 | 0,00003 |
| 1975 | 0,00027 | 0,00175 | 0,01420 | 0,97941 | 0,00374 | 0,00055 | 0,00008 |
| 1976 | 0,00299 | 0,02532 | 0,63335 | 0,31152 | 0,02184 | 0,00424 | 0,00073 |
| 1977 | 0,00222 | 0,01185 | 0,05832 | 0,85504 | 0,06536 | 0,00637 | 0,00086 |
| 1978 | 0,00270 | 0,01112 | 0,03424 | 0,11640 | 0,81866 | 0,01535 | 0,00153 |
| 1979 | 0,00039 | 0,00095 | 0,00165 | 0,00252 | 0,00668 | 0,98695 | 0,00085 |
| 1980 | 0,00017 | 0,00041 | 0,00069 | 0,00102 | 0,00244 | 0,99482 | 0,00045 |
| 1981 | 0,00863 | 0,02531 | 0,05138 | 0,09319 | 0,49453 | 0,31654 | 0,01041 |
| 1982 | 0,00086 | 0,00582 | 0,05405 | 0,92688 | 0,01051 | 0,00163 | 0,00026 |
| 1983 | 0,00000 | 0,00002 | 0,00014 | 0,99978 | 0,00005 | 0,00001 | 0,00000 |
| 1984 | 0,00049 | 0,00634 | 0,97893 | 0,01172 | 0,00195 | 0,00048 | 0,00009 |
| 1985 | 0,00014 | 0,00166 | 0,99377 | 0,00369 | 0,00057 | 0,00014 | 0,00003 |
| 1986 | 0,00004 | 0,00014 | 0,00038 | 0,00101 | 0,99809 | 0,00031 | 0,00003 |
| 1987 | 0,00002 | 0,00004 | 0,00007 | 0,00011 | 0,00028 | 0,99943 | 0,00004 |
| 1988 | 0,01880 | 0,03434 | 0,04721 | 0,05887 | 0,08986 | 0,25498 | 0,49594 |
| 1989 | 0,00030 | 0,00049 | 0,00063 | 0,00075 | 0,00102 | 0,00206 | 0,99475 |
| 1990 | 0,00193 | 0,00308 | 0,00389 | 0,00455 | 0,00604 | 0,01110 | 0,96940 |
| 1991 | 0,00206 | 0,00328 | 0,00414 | 0,00483 | 0,00641 | 0,01176 | 0,96751 |
| 1992 | 0,00119 | 0,00198 | 0,00257 | 0,00306 | 0,00424 | 0,00874 | 0,97821 |

Önerilen yöntemde, PSO ile elde edilen optimal R matrisi aşağıda verildiği gibidir. Bulanık ve duru öngörüler Tablo 4.4.'te verilmiştir.

$$R = \begin{bmatrix} 1,0000 & 1,0000 & 0,7323 & 0,6801 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 \\ 1,0000 & 0,0000 & 1,0000 & 0,0000 & 0,0111 & 0,9831 & 0,2499 \\ 0,0000 & 0,0000 & 1,0000 & 0,9935 & 1,0000 & 0,0000 & 0,4172 \\ 1,0000 & 0,0000 & 0,0841 & 0,0000 & 1,0000 & 0,8583 & 0,0000 \\ 0,6469 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 & 1,0000 & 0,0000 \\ 0,0001 & 0,9869 & 0,0000 & 0,9956 & 0,9898 & 1,0000 & 1,0000 \\ 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 & 0,8374 \end{bmatrix}$$

Tablo 4.4. Önerilen yöntemden elde edilen öngörüler

| Yıl | Bulanık Öngörüler | | | | | | | Berrak Öngörüler |
|------------|--------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|-------------------------|
| 1972 | 0,86763 | 0,86763 | 0,73234 | 0,68005 | 0,02972 | 0,05152 | 0,05152 | 14060,14 |
| 1973 | 0,97765 | 0,97765 | 0,73234 | 0,68005 | 0,01036 | 0,01036 | 0,01036 | 14060,14 |
| 1974 | 0,66603 | 0,66603 | 0,66603 | 0,66603 | 0,06722 | 0,17995 | 0,17995 | 14699,18 |
| 1975 | 0,99561 | 0,00039 | 0,99561 | 0,00254 | 0,01107 | 0,98309 | 0,24991 | 15465,66 |
| 1976 | 0,97941 | 0,00055 | 0,08411 | 0,01420 | 0,97941 | 0,85830 | 0,01420 | 15391,72 |
| 1977 | 0,31152 | 0,00424 | 0,63335 | 0,63335 | 0,63335 | 0,31152 | 0,41716 | 15558,70 |
| 1978 | 0,85504 | 0,00637 | 0,08411 | 0,05832 | 0,85504 | 0,85504 | 0,05832 | 15508,43 |
| 1979 | 0,64692 | 0,01535 | 0,08411 | 0,03424 | 0,11640 | 0,81866 | 0,03424 | 16873,43 |
| 1980 | 0,00668 | 0,98694 | 0,00252 | 0,98695 | 0,98695 | 0,98695 | 0,98695 | 16857,93 |
| 1981 | 0,00244 | 0,98694 | 0,00102 | 0,99482 | 0,98977 | 0,99482 | 0,99482 | 16422,11 |
| 1982 | 0,49453 | 0,31654 | 0,08411 | 0,31654 | 0,31654 | 0,49453 | 0,31654 | 15782,37 |
| 1983 | 0,92688 | 0,00163 | 0,08411 | 0,05405 | 0,92688 | 0,85830 | 0,05405 | 15467,35 |
| 1984 | 0,99978 | 0,00001 | 0,08411 | 0,00014 | 0,99978 | 0,85830 | 0,00014 | 15364,56 |
| 1985 | 0,01172 | 0,00049 | 0,97893 | 0,97893 | 0,97893 | 0,01172 | 0,41716 | 15558,70 |
| 1986 | 0,00369 | 0,00014 | 0,99377 | 0,99352 | 0,99377 | 0,00369 | 0,41716 | 15987,33 |
| 1987 | 0,64692 | 0,00031 | 0,00101 | 0,00038 | 0,00101 | 0,99809 | 0,00038 | 16873,43 |
| 1988 | 0,00028 | 0,98694 | 0,00011 | 0,99564 | 0,98977 | 0,99943 | 0,99943 | 17969,38 |
| 1989 | 0,08986 | 0,25498 | 0,05887 | 0,25498 | 0,25498 | 0,25498 | 0,49594 | 19065,34 |
| 1990 | 0,00102 | 0,00206 | 0,00075 | 0,00206 | 0,00206 | 0,00206 | 0,83741 | 19065,34 |
| 1991 | 0,00604 | 0,01110 | 0,00455 | 0,01110 | 0,01110 | 0,01110 | 0,83741 | 19065,34 |
| 1992 | 0,00641 | 0,01176 | 0,00483 | 0,01176 | 0,01176 | 0,01176 | 0,83741 | 19065,34 |

Önerilen yöntemden eğitim kümesi için elde edilen HKO değeri ve Song ve Chissom (1993b), Sullivan ve Woodall (1994), Chen (1996), Tsaur ve ark. (2005), Singh (2007), Cheng ve ark. (2008a), Cheng ve ark. (2008b) tarafından elde edilen HKO değerleri Tablo 4.5.'te verilmiştir. Önerilen zamanla değişmez bulanık zaman serisi tahmin yöntemi ve karşılaştırmada kullanılan diğer yöntemler birinci dereceden modellerdir.

Tablo 4.5. Elde edilen sonuçların karşılaştırılması

| Yöntem | HKO |
|----------------------------|------------|
| Song ve Chissom (1993b) | 412499 |
| Sullivan ve Woodall (1994) | 386055 |
| Chen (1996) | 407507 |
| Tsaur ve ark. (2005) | 134923 |
| Singh (2007) | 133700 |
| Cheng ve ark. (2008a) | 228918 |
| Cheng ve ark. (2008b) | 192086 |
| Önerilen yöntem | 46422 |

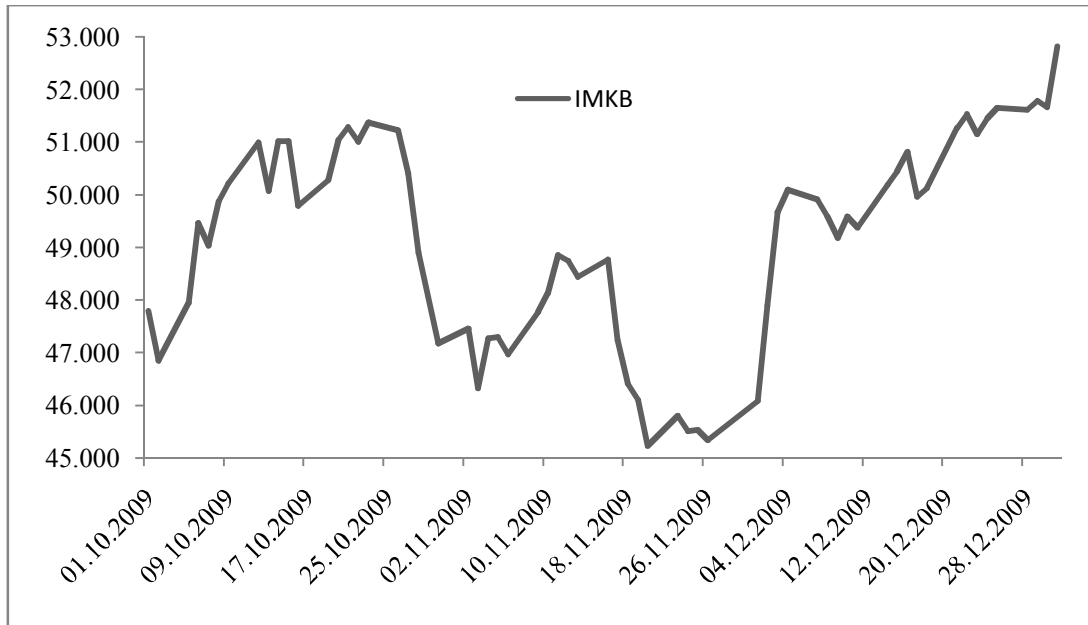
Tablo 4.5.'te önerilen yöntemin Alabama Üniversitesi Kayıt Verisi eğitim kümesi HKO değerleri incelendiğinde, önerilen yöntemden elde edilen sonucun, kendisine en yakın sonucu veren yönteme göre % 70'e yakın azalma gösterdiği ve en doğru tahmini verdiği açıkça görülmektedir.

4.2. İMKB 100 Endeksinin Çözümlemesi

Kullanılan ikinci zaman serisi İMKB 100 endeksidir. İMKB zaman serisinin iki farklı veri seti, önerilen yöntemden ve diğer yöntemlerden elde edilen sonuçların karşılaştırılması için kullanılmıştır. Veri seti 1 ve 2, sırasıyla, 01.10.2009-31.12.2009 ve 01.10.2010-23.12.2010 arasındaki gözlemleri içermektedir. Veriler Tablo 4.6. ve Tablo 4.7.'de, verilerin grafikleri ise Şekil 4.2. ve Şekil 4.3.'te verilmiştir. Önerilen yöntemin öngörü performansı, veri setlerinin son 7 gözlemleri test kümesi kabul edilerek hesaplanmıştır.

Tablo 4.6. İMKB veri seti 1

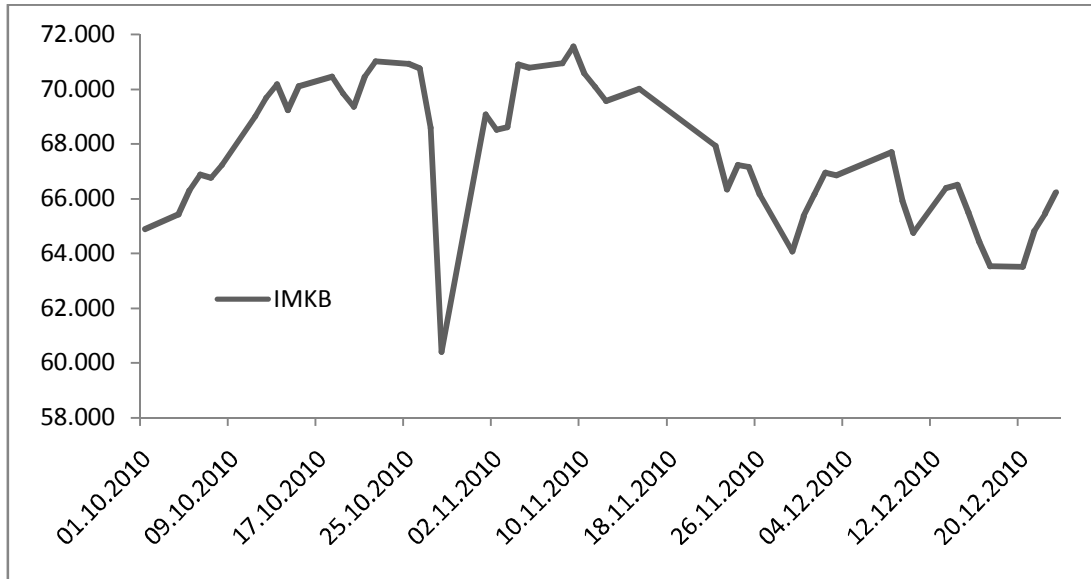
| Tarih | Değer | Tarih | Değer | Tarih | Değer | Tarih | Değer |
|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|
| 01.10.2009 | 47804 | 23.10.2009 | 51381 | 17.11.2009 | 47243 | 11.12.2009 | 49386 |
| 02.10.2009 | 46857 | 26.10.2009 | 51230 | 18.11.2009 | 46420 | 14.12.2009 | 50198 |
| 05.10.2009 | 47948 | 27.10.2009 | 50401 | 19.11.2009 | 46115 | 15.12.2009 | 50450 |
| 06.10.2009 | 49466 | 28.10.2009 | 48907 | 20.11.2009 | 45231 | 16.12.2009 | 50817 |
| 07.10.2009 | 49036 | 30.10.2009 | 47185 | 23.11.2009 | 45801 | 17.12.2009 | 49963 |
| 08.10.2009 | 49880 | 02.11.2009 | 47456 | 24.11.2009 | 45514 | 18.12.2009 | 50138 |
| 09.10.2009 | 50218 | 03.11.2009 | 46335 | 25.11.2009 | 45539 | 21.12.2009 | 51281 |
| 12.10.2009 | 51003 | 04.11.2009 | 47281 | 26.11.2009 | 45350 | 22.12.2009 | 51533 |
| 13.10.2009 | 50072 | 05.11.2009 | 47298 | 01.12.2009 | 46084 | 23.12.2009 | 51162 |
| 14.10.2009 | 51026 | 06.11.2009 | 46970 | 02.12.2009 | 47898 | 24.12.2009 | 51461 |
| 15.10.2009 | 51018 | 09.11.2009 | 47775 | 03.12.2009 | 49677 | 25.12.2009 | 51661 |
| 16.10.2009 | 49791 | 10.11.2009 | 48135 | 04.12.2009 | 50102 | 28.12.2009 | 51619 |
| 19.10.2009 | 50287 | 11.11.2009 | 48864 | 07.12.2009 | 49916 | 29.12.2009 | 51786 |
| 20.10.2009 | 51051 | 12.11.2009 | 48746 | 08.12.2009 | 49591 | 30.12.2009 | 51668 |
| 21.10.2009 | 51295 | 13.11.2009 | 48442 | 09.12.2009 | 49185 | 31.12.2009 | 52825 |
| 22.10.2009 | 51017 | 16.11.2009 | 48775 | 10.12.2009 | 49595 | | |



Şekil 4.2. İMKB veri seti 1'in grafiği

Tablo 4.7. İMKB veri seti 2

| Tarih | Değer | Tarih | Değer | Tarih | Değer | Tarih | Değer |
|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|
| 01.10.2010 | 64883 | 21.10.2010 | 70450 | 11.11.2010 | 70085 | 09.12.2010 | 65914 |
| 04.10.2010 | 65415 | 22.10.2010 | 71007 | 12.11.2010 | 69553 | 10.12.2010 | 64759 |
| 05.10.2010 | 66283 | 25.10.2010 | 70924 | 15.11.2010 | 69998 | 13.12.2010 | 66380 |
| 06.10.2010 | 66880 | 26.10.2010 | 70747 | 22.11.2010 | 67926 | 14.12.2010 | 66510 |
| 07.10.2010 | 66759 | 27.10.2010 | 68589 | 23.11.2010 | 66335 | 15.12.2010 | 65499 |
| 08.10.2010 | 67217 | 28.10.2010 | 60404 | 24.11.2010 | 67231 | 16.12.2010 | 64429 |
| 11.10.2010 | 69000 | 01.11.2010 | 69074 | 25.11.2010 | 67149 | 17.12.2010 | 63524 |
| 12.10.2010 | 69675 | 02.11.2010 | 68522 | 26.11.2010 | 66148 | 20.12.2010 | 63502 |
| 13.10.2010 | 70167 | 03.11.2010 | 68605 | 29.11.2010 | 64072 | 21.12.2010 | 64820 |
| 14.10.2010 | 69226 | 04.11.2010 | 70905 | 30.11.2010 | 65351 | 22.12.2010 | 65440 |
| 15.10.2010 | 70101 | 05.11.2010 | 70779 | 01.12.2010 | 66156 | 23.12.2010 | 66219 |
| 18.10.2010 | 70458 | 08.11.2010 | 70941 | 02.12.2010 | 66939 | | |
| 19.10.2010 | 69839 | 09.11.2010 | 71543 | 03.12.2010 | 66860 | | |
| 20.10.2010 | 69365 | 10.11.2010 | 70561 | 08.12.2010 | 67705 | | |



Şekil 4.3. İMKB veri seti 2'nin grafiği

Önerilen yaklaşımdan hesaplanan öngörüler, Song ve Chissom (1993b), Huarng (2001), Huarng ve Yu (2006), Cheng ve ark. (2008) ve Chen (1996) yöntemlerinin sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Chen (1996)'in yönteminde aralık uzunlukları 200 ile 1000 arasında 100 artışla elde edilmiştir. Huarng (2001) ise aralık uzunluklarını sırasıyla ortalama ve dağılıma dayalı yaklaşımlar ile belirlemiştir. Huarng ve Yu (2006)'da ise aralık uzunlukları orana göre dinamik belirlenmektedir. Song ve Chissom

(1993b), Cheng ve ark. (2008) ve önerilen yöntemde bulanık kümelerin sayıları 5 ile 15 arasında denenmiştir. Test verilerinden elde edilen en iyi sonuçlara göre bulunan öngörüler ve bu öngörülere ilişkin hata kriterleri Tablo 4.8. ve Tablo 4.9.'da gösterilmiştir.

Tablo 4.8. İMKB veri seti 1 için elde edilen sonuçlar

| Tarih | Test Kümesi | Song ve Chissom (1993b) | Chen (1996) | Huarng ¹ (2001) | Huarng ² (2001) | Huarng (2006) | Cheng ve ark. (2008) | Önerilen Yöntem |
|------------|-------------|-------------------------|-------------|----------------------------|----------------------------|---------------|----------------------|-----------------|
| 23.12.2009 | 51162 | 51137 | 52150 | 51900 | 51573 | 51033 | 50872 | 51682,64 |
| 24.12.2009 | 51461 | 51137 | 50850 | 50700 | 50373 | 51033 | 50763 | 51682,64 |
| 25.12.2009 | 51661 | 51137 | 50850 | 50700 | 51240 | 51033 | 50763 | 51682,64 |
| 28.12.2009 | 51619 | 51137 | 52150 | 51900 | 51573 | 51033 | 50763 | 51682,64 |
| 29.12.2009 | 51786 | 51137 | 52150 | 51900 | 51573 | 51033 | 50763 | 51682,64 |
| 30.12.2009 | 51668 | 51137 | 52150 | 51900 | 51773 | 52004 | 50763 | 51682,64 |
| 31.12.2009 | 52825 | 51137 | 52150 | 51900 | 51573 | 51033 | 50763 | 51682,64 |
| | HKOK | 771,36 | 666,5 | 659,95 | 671,45 | 830,56 | 1084,16 | 484 |
| | HMYO | 0,0116 | 0,0123 | 0,0111 | 0,0097 | 0,0128 | 0,0185 | 0.0057 |
| | YD | 33.33% | 33.33% | 33.33% | 33.33% | 16..67% | 33.33% | 83.33% |

¹Dağılıma dayalı yöntem, ²Ortalamaya dayalı yöntem

Tablo 4.8.'de verilen sonuçlar, yöntemlerin aşağıda verilen en iyi durumları için elde edilmiştir.

- Song ve Chissom (1993b) tarafından önerilen yöntem 9 bulanık kümeyle
- Chen (1996)'in yöntemi için aralık uzunluğu 1300
- Huarng (2001)'in dağılıma dayalı yönteminde aralık uzunluğu 800
- Huarng (2001)'in ortalamaya dayalı yönteminde aralık uzunluğu 200
- Huarng (2006)'in orana dayalı yöntemi için örneklem oran yüzdelik dilimi 0.50
- Cheng ve ark. (2008)'in yönteminde ise bulanık küme sayısı 15.

Tablo 4.8.'e göre, önerilen yöntem ile elde edilen İMKB test kümesi HKOK ve HMYO değerleri bakımından, kendisine en yakın değerlerden sırasıyla, % 30'a ve % 50'ye yakın bir azalma sergilemiştir. Önerilen yöntem YD değerinde ise 1'e en yakın değeri elde ederek, bu veri seti için en doğru öngörülerini oluşturduğunu açıkça göstermiştir.

Tablo 4.9. İMKB veri seti 2 için elde edilen sonuçlar

| Tarih | Test Kümesi | Song ve Chissom (1993b) | Chen (1996) | Huarng ¹ (2001) | Huarng ² (2001) | Huarng (2006) | Cheng ve ark. (2008) | Önerilen Yöntem |
|------------|-------------|-------------------------|-------------|----------------------------|----------------------------|---------------|----------------------|-----------------|
| 15.12.2010 | 65499 | 65355 | 65500 | 66167 | 66500 | 67254 | 65992 | 66177,15 |
| 16.12.2010 | 64429 | 65355 | 65500 | 65500 | 66300 | 66035 | 65992 | 65332,19 |
| 17.12.2010 | 63524 | 65974 | 65500 | 66000 | 64500 | 65435 | 65992 | 64841,98 |
| 20.12.2010 | 63502 | 64736 | 64950 | 63500 | 63500 | 63668 | 65992 | 64841,98 |
| 21.12.2010 | 64820 | 64736 | 64950 | 63500 | 63500 | 63668 | 65992 | 64841,98 |
| 22.12.2010 | 65440 | 65974 | 65500 | 66000 | 65500 | 66038 | 65992 | 64841,98 |
| 23.12.2010 | 66219 | 65355 | 65500 | 65500 | 66300 | 66035 | 65992 | 66397,62 |
| | HKOK | 1161,21 | 1047,84 | 1212,81 | 1014,73 | 1256,83 | 1544,9 | 861.75 |
| | HMYO | 0,0139 | 0,012 | 0,0151 | 0,0117 | 0,0163 | 0,02 | 0,0112 |
| | YD | 50.00% | 50.00% | 50.00% | 50.00% | 50.00% | 50.00% | 66.67% |

¹Dağılıma dayalı yöntem, ²Ortalamaya dayalı yöntem

Tablo 4.9.'da verilen sonuçlar, yöntemlerin aşağıda verilen en iyi durumları için elde edilmiştir.

- Song ve Chissom (1993b) tarafından önerilen yöntem 9 bulanık kümeyle
- Chen (1996)'in yöntemi için aralık uzunluğu 1100
- Huarng (2001)'in dağılıma dayalı yönteminde aralık uzunluğu 1000
- Huarng (2001)'in ortalamaya dayalı yönteminde aralık uzunluğu 200
- Huarng (2006)'in orana dayalı yöntemi için örneklem oran yüzdelik dilimi 0.50
- Cheng ve ark. (2008)'in yönteminde ise bulanık küme sayısı 9.

Tablo 4.9. incelendiğinde, önerilen yöntemin HKOK, HMYO ve YD değerleri bakımından, karşılaştırmada kullanılan diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar elde ettiği açıkça görülmektedir. 2010 İMKB verileri için önerilen yöntemden elde edilen sonuçlar, 2009 yılına göre daha yüksek model seçim ölçütü değerlerine neden olmuştur. Bunun nedeni 28.10.2010 tarihindeki ani düşüş olabileceği düşünülmüştür.

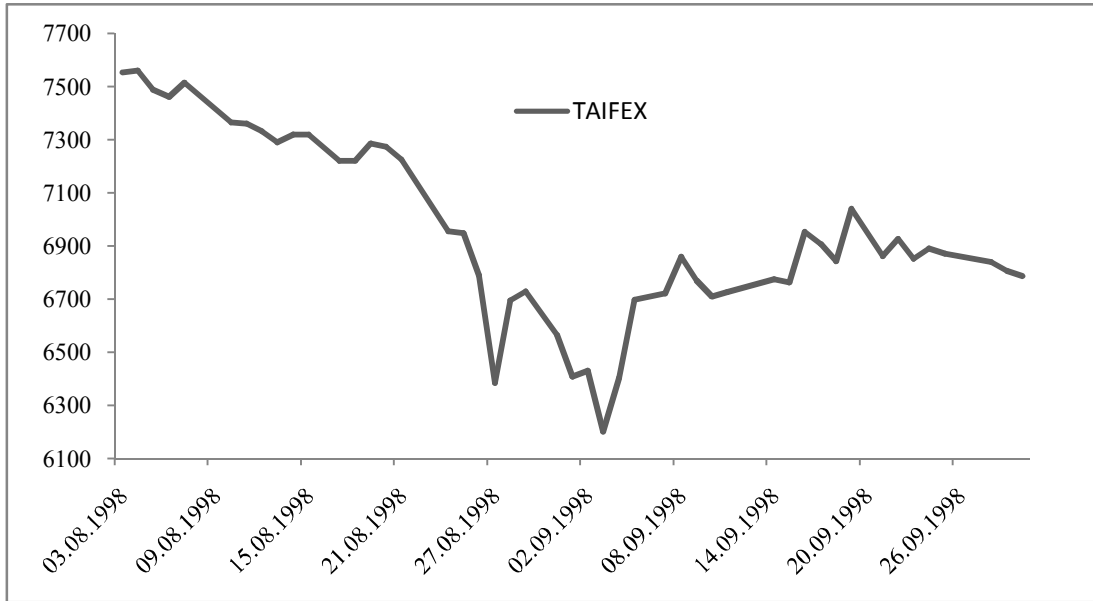
4.3. TAIFEX Verisinin Çözülmesi

Önerilen yöntem son olarak, verisi Tablo 4.10.'da ve grafiği Şekil 4.4.'te verilen TAIFEX zaman serisine uygulanmıştır. Zaman serisi 03.08.1998 ile 30.09.1998

arasındaki 47 günlük gözlemlerden oluşmaktadır. 10.09.1998 ile 30.09.1998 arasındaki son 16 gözlem test kümesi olarak alınmıştır.

Tablo 4.10. TAIFEX zaman serisi verisi

| Tarih | Değer | Tarih | Değer | Tarih | Değer | Tarih | Değer |
|------------|---------|------------|---------|------------|---------|------------|---------|
| 03.08.1998 | 7552,00 | 18.08.1998 | 7220,00 | 02.09.1998 | 6430,00 | 17.09.1998 | 6906,00 |
| 04.08.1998 | 7560,00 | 19.08.1998 | 7285,00 | 03.09.1998 | 6200,00 | 18.09.1998 | 6842,00 |
| 05.08.1998 | 7487,00 | 20.08.1998 | 7274,00 | 04.09.1998 | 6403,20 | 19.09.1998 | 7039,00 |
| 06.08.1998 | 7462,00 | 21.08.1998 | 7225,00 | 05.09.1998 | 6697,50 | 21.09.1998 | 6861,00 |
| 07.08.1998 | 7515,00 | 24.08.1998 | 6955,00 | 07.09.1998 | 6722,30 | 22.09.1998 | 6926,00 |
| 10.08.1998 | 7365,00 | 25.08.1998 | 6949,00 | 08.09.1998 | 6859,40 | 23.09.1998 | 6852,00 |
| 11.08.1998 | 7360,00 | 26.08.1998 | 6790,00 | 09.09.1998 | 6769,60 | 24.09.1998 | 6890,00 |
| 12.08.1998 | 7330,00 | 27.08.1998 | 6385,00 | 10.09.1998 | 6709,75 | 25.09.1998 | 6871,00 |
| 13.08.1998 | 7291,00 | 28.08.1998 | 6695,00 | 11.09.1998 | 6726,50 | 28.09.1998 | 6840,00 |
| 14.08.1998 | 7320,00 | 29.08.1998 | 6728,00 | 14.09.1998 | 6774,55 | 29.09.1998 | 6806,00 |
| 15.08.1998 | 7320,00 | 31.08.1998 | 6566,00 | 15.09.1998 | 6762,00 | 30.09.1998 | 6787,00 |
| 17.08.1998 | 7219,00 | 01.09.1998 | 6409,00 | 16.09.1998 | 6952,75 | | |



Şekil 4.4. TAIFEX zaman serisi grafiği

Önerilen yöntemin öngörü performansı test kümesi üzerinde hesaplanmıştır. Önerilen yöntemde diğer zaman serilerinde kullanılan parametreler aynı değerlerde alınmıştır. TAIFEX zaman serisinin Lee ve ark. (2007), Lee ve ark. (2008) ve Hsu ve ark. (2010) tarafından tanıtılan yaklaşımlar kullanılarak öngörülere elde edilmiştir. Tüm yöntemlerden elde edilen öngörüler birbirleriyle karşılaştırılmış ve sonuçlar Tablo 4.11.'de özetlenmiştir.

Tablo 4.11. TAIEX verisi için elde edilen sonuçlar

| Tarih | Test Kümesi | Lee ve ark. (2007) | Lee ve ark. (2008) | Hsu ve ark. (2010) | Önerilen Yöntem |
|--------------|--------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|------------------------|
| 10.09.1998 | 6709,75 | 6621,43 | 6917,40 | 6745,45 | 6778,28 |
| 11.09.1998 | 6726,50 | 6677,48 | 6852,23 | 6757,89 | 6778,28 |
| 14.09.1998 | 6774,55 | 6709,63 | 6805,71 | 6731,76 | 6778,28 |
| 15.09.1998 | 6762,00 | 6732,02 | 6762,37 | 6722,54 | 6778,28 |
| 16.09.1998 | 6952,75 | 6753,38 | 6793,06 | 6753,72 | 6778,28 |
| 17.09.1998 | 6906,00 | 6756,02 | 6784,40 | 6761,54 | 6856,52 |
| 18.09.1998 | 6842,00 | 6804,26 | 6970,74 | 6857,27 | 6925,15 |
| 19.09.1998 | 7039,00 | 6842,04 | 6977,22 | 6898,97 | 6856,52 |
| 21.09.1998 | 6861,00 | 6839,01 | 6874,46 | 6853,07 | 6856,52 |
| 22.09.1998 | 6926,00 | 6897,33 | 7126,05 | 6951,95 | 6856,52 |
| 23.09.1998 | 6852,00 | 6896,83 | 6862,49 | 6896,84 | 6856,52 |
| 24.09.1998 | 6890,00 | 6919,27 | 6944,36 | 6919,94 | 6856,52 |
| 25.09.1998 | 6871,00 | 6903,36 | 6831,88 | 6884,99 | 6856,52 |
| 28.09.1998 | 6840,00 | 6895,95 | 6843,24 | 6894,10 | 6856,52 |
| 29.09.1998 | 6806,00 | 6879,31 | 6858,45 | 6866,17 | 6856,52 |
| 30.09.1998 | 6787,00 | 6878,34 | 6825,64 | 6865,06 | 6778,28 |
| | HKOK | 93.5 | 102.96 | 80,02 | 74,94 |
| | HMYO | 0,0109 | 0,0114 | 0,0087 | 0,0075 |
| | YD | 53,33% | 80,00% | 73,33% | 73,33% |

Tablo 4.11.'de, önerilen yöntemin HKOK ve HMYO kriterlerinde daha iyi sonuçlar vermiş olduğu görülmektedir. YD kriterinde ise Lee ve ark. (2008) daha iyi sonuç vermiş olmasına rağmen, önerilen yöntem de bu kriterde yüksek bir sonuç elde etmiştir. Tüm karşılaştırmalara bakarak, önerilen yöntemin tüm zaman serileri için en doğru tahmini verdiği sonucuna varabiliriz.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bulanık zaman serisi kavramı ilk olarak Song ve Chissom (1993a, 1993b, 1994) tarafından ortaya atılmıştır. Song ve Chissom (1993a, 1993b, 1994), bu çalışmalarında bulanık zaman serisinin tahmin edilmesi için matris işlemlerine dayanan bir yöntem önermiştir. Önerilen bu yöntem üç aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşama gözlemlerin bulanıklaştırılması, ikinci aşama bulanık ilişkilerin belirlenmesi ve üçüncü aşama ise berraklaştırma aşamasıdır. Literatürde bulanık zaman serilerinde bu üç aşamanın da iyileştirilmesi için çeşitli çalışmalar yapılmıştır.

Zamanla değişmez bulanık zaman serileri analizinde, bulanık mantık ilişki belirleme aşaması öngörü performansı üzerinde oldukça etkilidir. Song ve Chissom (1993a) çalışmasında bulanık ilişki belirleme aşamasında bulanık bağıntılar oluşturarak, bu bağıntıların birleşiminden bir ilişki matrisi elde etmektedir. İlişki matrisinin elde edilmesi yoğun matris işlemleri gerektirmektedir. Chen (1996), Song ve Chissom (1993a)'un yönteminden farklı olarak bulanık ilişki belirleme aşamasında bulanık mantık grup ilişki tablolarının kullanımını önermiştir. Chen (1996)'in bulanık ilişki belirleme yöntemi kolay olması ve karmaşık matris hesaplamaları gerektirmemesi nedeniyle literatürde oldukça sık kullanılmaktadır. Ancak bulanık mantık grup ilişki tablosu kullanıldığında bulanık kümelerin üyelik değerleri tamamen göz ardı edilmekte ve bulanık küme teorisine aykırı olarak sadece bulanık kümelerin 1 üyelik değerine sahip elemanları dikkate alınmaktadır. Bu durum ise bilgi kaybına neden olmakta ve modelin açıklama gücünün azaldığı görülmektedir.

Bu çalışmada, yukarıda belirtilen sorunları gidermede bulanık ilişki matrisinin elemanları olan üyelik değerlerini hesaplamak için parçacık sürü optimizasyonu yöntemi kullanılmıştır. Bulanıklaştırma aşamasında aralık sayısı belirleme, aralık uzunluğunun rastgele belirlenmesi ve üyelik derecelerinin keyfi seçilmesi sıkça rastlanan sorunlardır. Bu sorunları çözmek için ise önerilen yöntemin bulanıklaştırma aşamasında, bulanık gözlemler BCO kümeleme yöntemi kullanılarak elde edilmiştir. Önerilen yöntemin bazı önemli avantajları şu şekildedir;

- Önerilen yöntemde, gözlemlerin üyelik değerleri bulanık ilişki belirlemede göz ardı edilmez. Dolayısıyla bilgi kaybının ve modelin açıklama gücünün azalması engellenir.

- Önerilen yöntem karmaşık matris işlemlerine ihtiyaç duymaz.
- Aralık sayısı, aralık uzunluğu ve üyelik dereceleri bulanıklaştırma aşamasında keyfi belirlenmediğinden dolayı önerilen yaklaşım sistematik bir yöntemdir.
- Yukarıda verilen avantajların bir sonucu olarak, önerilen yöntem yüksek öngörü doğruluğuna sahiptir.
- Önerilen yöntem, literatürde bulanık ilişki belirlemede parçacık sürü optimizasyon algoritmasının kullanıldığı ilk yöntem olma özelliğine sahiptir.

Birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeline dayanan önerilen yöntemin öngörü performansını göstermek için, 4 farklı zaman serisi kullanılmıştır. Bu dört farklı zaman serisinde, önerilen yöntem ve diğer birinci dereceden bulanık zaman serisi yaklaşımları kullanılarak elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Önerilen bulanık zaman serisi öngörü yaklaşımı ile elde edilen öngörülerin diğer bulanık zaman serisi yaklaşımlarına göre daha iyi sonuçlar verdiği açıkça görülmektedir.

Gelecek çalışmalarda önerilen yöntem, birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli yerine yüksek dereceden bulanık zaman serisi öngörü modellerini çözümleyecek şekilde geliştirilebilir. Ayrıca önerilen yöntemin çok değişkenli bulanık zaman serisi öngörü modellerine uyarlanması da mümkündür.

6. KAYNAKLAR

- Aladağ, Ç.H., Başaran, M.A., Eğrioğlu E., Yolcu, U., Uslu V.R., 2009. Forecasting in high order fuzzy time series by using neural networks to define fuzzy relations. *Expert Systems with Applications*, 36, 4228-4231.
- Aladağ, Ç.H., Eğrioğlu, E., Yolcu, U., 2010a. A high order fuzzy time series forecasting model based on adaptive expectation and artificial neural networks. *Mathematics and Computers in Simulation*, 81, 875-882.
- Aladağ, Ç.H., Eğrioğlu, E., Günay, S., Yolcu, U., 2010b. Yüksek Dereceli Bulanık Zaman Serisi Modeli ve İMKB Uygulaması, *Anadolu Üni. Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 11 (2), 95-101.
- Ali, M.M., Kaelo, P., 2008. Improved Particle Swarm Algorithms for Global Optimization. *Applied Mathematics and Computation*, 196, 578-593.
- Bang, Y.-H., Lee, C.-H., 2011. Fuzzy time series prediction using hierarchical clustering algorithms. *Expert Systems with Applications*, 38 (4), 4312–4325.
- Buckley, J.J., 2006. *Fuzzy Probability and Statistics*. Springer-Verlag, 270s, Berlin.
- Chen, S.M., 1996. Forecasting enrollments based on fuzzy time-series. *Fuzzy Sets and Systems*, 81, 311-319.
- Chen, S.M., 2002. Forecasting enrollments based on high order fuzzy time series. *Cybernetics and Systems*, 33, 1-16.
- Chen, T.Y., Chi, T.M., 2010. On the Improvements of the Particle Swarm Optimization Algorithm. *Advances in Engineering Software*, 41, 229-239.
- Chen S.M., Tanuwijaya, K., 2011. Multivariate fuzzy forecasting based on fuzzy time series and automatic clustering techniques. *Expert Systems with Applications*, 38 (8), 10594-10605.
- Cheng, C.-H., Cheng, G.-W., Wang, J.-W., 2008. Multi-attribute fuzzy time series method based on fuzzy clustering. *Expert Systems with Applications*, 34, 1235-1242.

- Clerc, M., Kennedy., J., 2002. The Particle Swarm Optimization Algorithm in Size and Shape Optimization. *Structural and Transactions on Evolutionary Computation* 6 (1), 58-73.
- Cura, T., 2008. *Modern Sezgisel Teknikler ve Uygulamaları*, Papatya Yayıncılık, 173s., İstanbul.
- Davari, S., Zarandi, M.H.F., Turksen, I.B., 2009. An Improved fuzzy time series forecasting model based on particle swarm intervalization, The 28th North American Fuzzy Information Processing Society Annual Conferences (NAFIPS 2009), Cincinnati, Ohio, USA, June 14-17.
- Elmas, Ç., 2003. *Bulanık Mantık Denetleyiciler*. Seçkin Yayıncılık, 230s, Ankara.
- Eğrioğlu, E., 2012. A New Time Invariant Fuzzy Time Series Forecasting Method Based On Genetic Algorithm. *Advances in Fuzzy Systems*, Article ID 785709.
- Eğrioğlu, E., Aladağ, Ç.H., Yolcu, U., Uslu, V.R., Başaran, M.A., 2010. Finding an Optimal Interval Length in High Order Fuzzy Time Series. *Expert Systems with Applications*, 37, 5052-5055.
- Eğrioğlu, E., Aladağ, Ç.H, Başaran, M.A., Uslu, V.R., Yolcu, U., 2011a. A New Approach Based on the Optimization of the Length of Intervals in Fuzzy Time Series”, *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*,22,15-19.
- Eğrioğlu, E., Aladağ, Ç.H., Yolcu, U., Uslu, V.R., Erilli, N.A., 2011b. Fuzzy Time Series Forecasting Method Based on Gustafson-Kessel Fuzzy Clustering. *Expert Systems with Applications*, 38, 10355-10357.
- Fu, F.P., Chi, K., Che, W.G., Zhao, Q.J., 2010. High-order difference Heuristic Model of Fuzzy Time Series Based on Particle Swarm Optimization and Information Entropy for Stock Markets. *2010 International Conference On Computer Design and Applications (ICDDA)*, 2, 210-215.
- Hepper, F., Grenander, U., 1990. A Stochastic Nonlinear Model for Coordinated Bird Flocks, In: Krasner S(eds) *The Ubiquity of Chaos*, AAAS Publications, Washington, DC.

- Huarng, K., 2001. Effective length of intervals to improve forecasting in fuzzy time-series. *Fuzzy Sets and Systems*, 123, 387-394.
- Huarng, K., Yu, T.H.-K., 2006a. Ratio-based lengths of intervals to improve fuzzy time series forecasting. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 36, 328-340.
- Huarng, K., Yu, H.-K., 2006b. The application of neural networks to forecast fuzzy time series. *Physica A*, 363, 481-491.
- Hsu, L-Y., Horng, S-J., Kao, T-W., Chen, Y-H., Run, R-S, Chen, R-J., Lai, J-L., Kuo, I-H., 2010. Temperature prediction and TAIEX forecasting based on fuzzy relationships and MTPSO techniques. *Expert Systems with application*, 37, 2756-2770.
- Jamshidi, M., 1997. *Large scale systems: modeling, control and fuzzy logic*. Perntice Hall, New Jersey, 578s.
- Jiang, Y., Hu, Tiesong., Huang., C., Wu, X., 2007. An improved particle swarm optimization algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, 193, 231-239.
- Jilani, T.A., Burney, S.M.A., 2008. Multivariate stochastic fuzzy forecasting models. *Expert Systems with Applications*, 35 (3), 691–700.
- Karaboğa, D., 2011. *Yapay Zeka Optimizasyon Uygulamaları*, Atlas Yayın Dağıtım, İstanbul, 231s.
- Kennedy, J., Eberhart, R.C., 1995. Particle Swarm Optimization, In *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1942-1948.
- Kennedy, J., Eberhart, R.C., 1999. The particle swarm: social adaptation in information-processing systems, in: D. Corne, M. Dorigo, F. Glover (Eds.), *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, Cambridge, UK, 379-387.
- Kennedy, J., Mendes, R., 2002. Population Structure and Particle Swarm Performance. *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation(CEC)*, 2, 1671-1676.

- Kuo, I.-H., Horng, S.-J., Kao, T.-W., Lin, T.-L., Lee, C.-L., Pan, Y., 2009. An improved method for forecasting enrollments based on fuzzy time series and particle swarm optimization. *Expert Systems with Application*, 36, 6108-6117.
- Kuo, I.-H., Horng, S.-J., Chen, Y.-H., Run, R.-S., Kao, T.-W., Chen, R.-J., Lai, J.-L., Lin, T.-L., 2010. Forecasting TAIEX based on fuzzy time series and particle swarm optimization. *Expert Systems with Application*, 37, 1494-1502.
- Koçak, C., 2012. Bulanık zaman serileri öngörüsü için yeni bir model sınıfı, Doktora Tezi, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Samsun, 192s.
- Lee, L.W., Wang, L.H., Chen, S.M., 2007. Temperature prediction and TAIEX forecasting based on fuzzy logical relationships and genetic algorithms. *Expert Systems with Applications*, 33, 539-550.
- Lee, L.W., Wang, L.H., Chen, S.M., 2008. Temperature prediction and TAIEX forecasting based on high-order fuzzy logical relationships and genetic simulated annealing techniques. *Expert Systems with Applications*, 34, 328–336.
- Li, S.-T., Cheng, Y.-C., Lin, S.-Y., 2008. A FCM-based deterministic forecasting model for fuzzy time series. *Computers and Mathematics with Applications*, 56, 3052-3063.
- Özkan, M.M., 2003. *Bulanık Hedef Programlama*. Ekin Basım Yayın, Bursa, 288s.
- Park, J.-I., Lee, D.-J., Song, C.-K., Chun, M.-G., 2010. TAIEX and KOSPI 200 forecasting based on two factors high order fuzzy time series and particle swarm optimization. *Expert Systems with Application*, 37, 959-967.
- Ratnaweera, A., Halgamuge, S.K., 2004. Self-Organizing Hierarchical Particle Swarm Optimizer with Time-Varying Acceleration Coefficients. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 8 (3), 240-255.
- Reeves, W.T., 1983. Particle Systems- A Technique for Modelling a Class of Fuzzy Objects, *ACM Trans Graphics* 2 (2), 91-108.

- Reynolds, C.W., 1987. Flocks, Herds, and Schools: a Distributed Behavioral Model, *Computer Graphics*, 21 (4): 25-34 (Proc SIGGRAPH'87).
- Shi, Y., Eberhart, R.C., 1998a. A Modified Particle Swarm Optimizers. *Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, IEEE Press, Piscataway, NJ, 69-73.
- Shi, Y., Eberhart, R.C., 1998b. Parameter Selection in Particle Swarm Optimization, *Evolutionary Programming VII. Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 1447, Springer, 591-600.
- Shi, Y., Eberhart, R.C., 1999. Empirical study of particle swarm optimization. *IEEE Int. Congr. Evolutionary Computation*, 3, 101-106.
- Song, Q., Chissom, B.S., 1993a. Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*, 54, 269-277.
- Song, Q., Chissom, B.S., 1993b. Forecasting enrollments with fuzzy time series- Part I. *Fuzzy Sets and Systems*, 54, 1-10.
- Song, Q., Chissom, B.S., 1994. Forecasting enrollments with fuzzy time series- Part II. *Fuzzy Sets and Systems*, 62, 1-8.
- Tamer, S., Karakuzu, C., Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması ve Benzetim Örnekleri. www.emo.org.tr/ekler/e5d75028d92047a_ek.pdf (07.12.2011).
- Tsaur, R.C., Yang, J.C., Wang, H.F., 2005. Fuzzy relation analysis in fuzzy time series model. *Computers and Mathematics with Application*, 49, 539-548.
- Watts, D.J., 1999 *Small Worlds: The Dynamics of Networks between Order and Randomness*, Princeton University Press.
- Yolcu, U., Egrioglu, E., Uslu, V.R., Basaran, M.A., Aladag, C.H., 2009. A New Approach for Determining the Length of Intervals for Fuzzy Time Series. *Applied Soft Computing*, 9, 647-651.
- Yolcu, U., Aladağ, C.H., Eğrioğlu, E., Uslu, V.R., 2012. Time series forecasting with a novel fuzzy time series approach: an example for Istanbul stock market. *Journal*

of Statistical Computation and Simulation, (Accepted Manuscript, Doi:10.1080/00949655.2011.630000).

Yu, H.K., 2005. A refined fuzzy time series model for forecasting. *Physica A*, 346, 657-681.

Yu, T.H.-K., Huarng, K.-H., 2010. A neural network- based fuzzy time series model to improve forecasting. *Expert Systems with Application*, 37, 3366-3372.

Zimmermann, H.J., 1996. *Fuzzy Set Theory - And Its Applications*. Kluwer Academic Publishers, London, 441s.

7. EKLER

Ek A. Önerilen yöntem için MATLAB programı

```

function
[msebest,R,Defong,Ong,C,U,rn]=psofrd2(x,ss,ps,vmaps,w1,w2,c1i,c2i,c1f,c2f,itr)
%saat=clock;
%rand('seed',sum(10000000*saat(6)));
n=length(x);
%rand('seed',1653953332);iyi rn 128430000 itr=300
%Fcm uygulanıyor
rand('seed',199680000)%[msebest,R,Defong,Ong,C,U,rn]=psofrd2(x2,7,30,0.2,1,2,2,2,3
,3,300)
rn=rand('seed')
[C1,U1]=fcm(x,ss);
[C,U]=sortcu(C1,U1);
U=U';
%Başlangıç popülasyonu üretimi
A=unifrnd(0,1,ps,ss*ss);
V=unifrnd(-vmaps,vmaps,ps,ss*ss);
%Pso paramterleri program hızlı çalışması için başta oluşturuluyor;
w=zeros(1,itr);
c1=zeros(1,itr);
c2=zeros(1,itr);
for k=1:ps
    Ong=U(1,:);
    R=[A(k,1:ss)];
    for j1=2:ss
        R=[R;A(k,((j1-1)*ss+1):j1*ss)];
    end
    for i=1:n
        ong=bileske(U(i,:),R);
        Ong=[Ong;ong];
    end
end

```

```

Defong=matrmax3(Ong(2:n,:),C');
e=Defong'-x(2:n);
mse(k)=sum(e.*e)/(n-1);
end
%en iyi parçacıği saklıyor.
MSEegt=min(mse);
for i=1:ps
    if MSEegt==mse(i)
        dd=i;
        break
    end
end
pgbest=A(dd,:);
msebest=mse(dd);
pid=A;
msepid=mse;
for i1=1:itr
    i1
    % Güncelleme
    w(i1)=(w1-w2)*((itr-i1)/itr)+w2;
    c1(i1)=(c1f-c1i)*(i1/itr)+c1i;
    c2(i1)=(c2f-c2i)*(i1/itr)+c2i;
    for i2=1:ps
        for i3=1:ss*ss
            V(i2,i3)=V(i2,i3)*w(i1)+c1(i1)*unifrnd(0,1)*(pid(i2,i3)-
A(i2,i3))+c2(i1)*unifrnd(0,1)*(pgbest(i3)-A(i2,i3));
            V(i2,i3)=min(vmaps,max(-vmaps,V(i2,i3)));
            A(i2,i3)=A(i2,i3)+V(i2,i3);
            if A(i2,i3)<0
                A(i2,i3)=0;
            elseif A(i2,i3)>1
                A(i2,i3)=1;
            end
        end
    end
end

```

```

    end
end
for k=1:ps
    Ong=U(1,:);
    R=[A(k,1:ss)];
    for j1=2:ss
        R=[R;A(k,((j1-1)*ss+1):j1*ss)];
    end
    for i=1:n
        ong=bileske(U(i,:),R);
        Ong=[Ong;ong];
    end
    Defong=matrmax3(Ong(2:n,:),C');
    e=Defong'-x(2:n);
    mse(k)=sum(e.*e)/(n-1);
end
%en iyi parçacığı saklıyor.
MSEegt=min(mse);
for i=1:ps
    if MSEegt==mse(i)
        dd=i;
        break
    end
end
if MSEegt<msebest
    pgbest=A(dd,:);
    msebest=mse(dd);
end
% bir önceki mse- (mse2) yani A1'e karşılık gelen
% yeni mse (mse) yani A'ya karşılık gelen
for j1=1:ps
    if mse(j1)<=msepid(j1)
        pid(j1,:)=A(j1,:);
    end
end

```

```
        msepid(j1)=mse(j1);
    end
end
msebest^0.5
end
R=[pgbest(1,1:ss)];
for j1=2:ss
    R=[R;pgbest(1,((j1-1)*ss+1):j1*ss)];
end
Ong=U(1,:);
for i=1:n
    ong=bileske(U(i,:),R);
    Ong=[Ong;ong];
end
Ong=Ong(2:n,:)
Defong=matrmax3(Ong,C');
```

8. ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Ali Zafer DALAR

Doğum Yeri : Muğla

Doğum Tarihi : 23.07.1986

Medeni Hali : Bekâr

Bildiği Yabancı Diller : İngilizce

Eğitim Durumu

Lise : Milas Anadolu Lisesi, Muğla

Lisans : Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen-Edebiyat Fakültesi,
İstatistik Bölümü (2005-2009)

Proje

Parçacık Sürü Optimizasyonu ve Yapay Sinir Ağlarına Dayalı Yeni Bir Bulanık Zaman Serisi Öngörü Yöntemi, TÜBİTAK 1002 Projesi, (210T150 Nolu Proje).
(Bursiyer)

İletişim Bilgileri

Adres : Cumhuriyet Mah. 97. Sok. Huzur Apt. No: 22/1
Atakum/SAMSUN

Tel : 0 362 438 64 25
0 555 291 93 58

E-mail : alizaferdalar@hotmail.com