BULANIK REGRESYON ANALİZİNDE MONTE CARLO YÖNTEMİ VE UZMAN SİSTEMLER

MONTE CARLO METHOD IN FUZZY REGRESSION ANALYSIS AND EXPERT SYSTEMS

DUYGU İÇEN

Prof. Dr. SÜLEYMAN GÜNAY
Tez Danışmanı

Hacettepe Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim – Öğretim Sınav Yönetmeliğinin
İstatistik Anabilim Dalı için Öngördüğü
DOKTORA TEZİ
olarak hazırlanmıştır

2015

DUYGU iÇEN’ nin hazırladığı **“Bulanık Regresyon Analizinde Monte Carlo Yöntemi ve Uzman Sistemler”** adlı bu çalışma aşağıdaki jüri tarafından **İSTATİSTİK ANABİLİM DALI**’ nda **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Hamza GAMGAM

Başkan ………………………………

Prof. Dr. Süleyman GÜNAY

Danışman ………………………………

Prof. Dr. Meral CANDAN ÇETİN

Üye ………………………………

Doç. Dr. Serpil CULA

Üye ………………………………

Doç. Dr. Sevil BACANLI

Üye ………………………………

Bu tez Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından DOKTORA TEZİ olarak onaylanmıştır.

Prof. Dr. Fatma SEVİN DÜZ

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

- tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

02 / 03 / 2015

DUYGU İÇEN

ÖZET

BULANIK REGRESYON ANALİZİNDE MONTE CARLO YÖNTEMİ VE UZMAN SİSTEMLER

Duygu İÇEN

Doktora, İstatistik Bölümü

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Süleyman GÜNAY

Mart 2015, 78 sayfa

Bu çalışmada, bulanık regresyon model parametrelerinin tahmininde kullanılan Monte Carlo yöntemi için model parametrelerinin geldiği düşünülen aralık değerlerinin belirlenmesinde ilk kez bulanık uzman sistem kullanımı önerilmiştir.

Bu amaçla, ikinci ve üçüncü bölümde sırasıyla tezde kullanılan tanımlar ve bulanık doğrusal regresyon analizinde Monte Carlo yöntemi açıklanmıştır. Dördüncü bölümde yapay zekanın alt dalı olan bulanık uzman sistemler ele alınmıştır. Uzun ve yorucu matematiksel işlemler yerine günlük hayatta kullanılan dilsel ifadeler yardımıyla oluşturulan bulanık uzman sistem ile bulanık doğrusal regresyon model parametreleri için en uygun aralıkların hesaplanması Bölüm 5'te önerilmiştir. Bu aralık değerleri kullanılarak Monte Carlo yöntemiyle bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin tahmini Bölüm 6' da yapılmıştır. Çalışmada iki farklı durum için bulanık doğrusal regresyon modeli ele alınmıştır. Birincisi kesin girdi-bulanık çıktı (Durum 2) değerlerine sahip bulanık regresyon modeli, diğeri ise bulanık girdi-

bulanık çıktı (Durum 3) değerlerine sahip bulanık regresyon modelidir. Her iki durum için Monte Carlo yöntemiyle parametre tahmini yaparken literatürde önerilen E_1 ve E_2 hataları kullanılmıştır. Son bölümde ise genel yorumlar ve tartışmalara yer verilerek çalışma değerlendirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Bulanık regresyon, Monte Carlo yöntemi, Uzman sistemler, Bulanık uzman sistemler.

ABSTRACT

MONTE CARLO METHOD IN FUZZY REGRESSION ANALYSIS AND EXPERT SYSTEMS

Duygu İÇEN

Doctor of Philosophy, Department of Statistics

Supervisor: Prof. Dr. Süleyman GÜNAY

March 2015, 78 pages

In this study, the use of fuzzy expert system in Monte Carlo method, which is used for estimating fuzzy linear regression model parameters, is proposed for determining the parameter intervals for the first time.

For this purpose, definitions used in the thesis and Monte Carlo method in fuzzy linear regression analysis are described in the second and third sections respectively. Fuzzy expert systems which are sub-branch of artificial intelligence are described in the fourth section. The calculation of the optimum interval for fuzzy linear regression model with fuzzy expert systems which are created by the help of linguistic expressions that are used in daily life rather than to use long and tiring mathematical operations is proposed in section five. By using these intervals, fuzzy linear regression model parameter estimation is made in section six with Monte Carlo method. Fuzzy linear regression model for two different cases is discussed. The first fuzzy linear regression model has crisp input-fuzzy output (Case-2) and the other one has fuzzy input-fuzzy output (Case-3). In both cases, E_1 and E_2 error measures that are suggested in the literature are used for the parameter estimation with Monte Carlo method. In the last part, results of the study are discussed and some suggestions are given for further researches

Key Words: Fuzzy regression, Monte Carlo method, Expert systems, Fuzzy expert systems.

TEŞEKKÜR

Çalışmalarımın her aşamasında desteklerini benden esirgemeyen ve değerli önerileri ile beni yönlendiren danışman hocam Sayın Prof. Dr. Süleyman GÜNAY' a,

Lisans öğrenciliğimden itibaren destek ve tavsiyeleriyle kendisini hep yanımda hissettiğim sevgili hocam Doç. Dr. Sevil BACANLI' ya,

Tez çalışmam sırasında göstermiş olduğu anlayışıyla bana her an destek olan, karamsarlığa düştüğümde beni cesaretlendiren değerli dostum Begüm GÜNEL' e,

Uygulama bölümünün hazırlanması aşamasında yardımlarından dolayı sevgili arkadaşım Egemen YILDIRIM' a,

Doktora öğrenimim sırasında maddi olarak verdiği destekten dolayı TÜBİTAK' a,

Ayrıca hayatımın her aşamasında yanımda olan annem Sezin İÇEN, babam Salih Murat İÇEN, halam Sevinç İÇEN ve kardeşim Meltem ŞİMŞEK' e sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÇİZELGELER

ŞEKİLLER

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

$\tilde{A}$	Bulanık sayı
$\mu_{\tilde{A}}$	Üyelik fonksiyonu
$\tilde{P} = (a_1, a_2, a_3)$	Üçgensel bulanık sayı
$\tilde{A}[\alpha]$	Bulanık sayının alfa kesimi

Kısaltmalar

BM	Bulanık Mantık
BR	Bulanık Regresyon
MC	Monte Carlo
BDRA	Bulanık Doğrusal Regresyon Analizi
BDRM	Bulanık Doğrusal Regresyon Modeli
BUS	Bulanık Uzman Sistemler
US	Uzman Sistemler
YZ	Yapay Zeka
İUS	İstatistiksel Uzman Sistemler
BS	Bulanık Sayı
KRV	Kesin Rasgele Vektör
BRV	Bulanık Rasgele Vektör
ÜBS	Üçgensel Bulanık Sayı

1. GİRİŞ

Tekrarlanabilir deney ve ölçümleri kullanarak fiziksel dünyanın özelliklerinin incelenmesi ve gözlemlenmesiyle geleceğe yönelik tahmin yapılması bilim olarak tanımlanır. Bilimin temeli bilgidir ve her bilginin gözlemle başladığına inanılır.

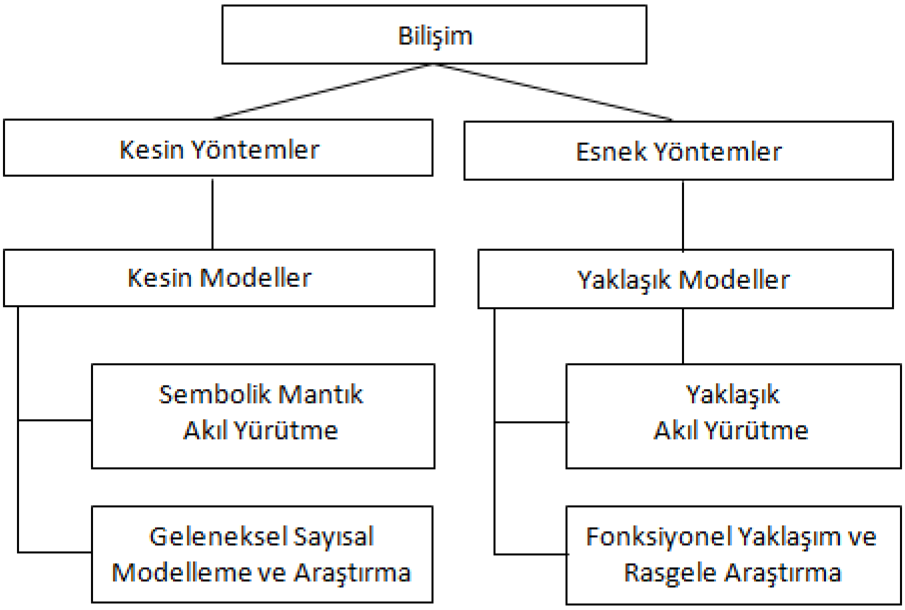
Zamanla gözlemlenen olaylar arasında deneysel genellemeler oluşur ve tüm bilimsel süreç boyunca veri, öncelik taşır. Bilimsel süreçte kullanılan veri, herhangi bir anlam ve doğruluk değeri olmayan bilgi taşıyıcısı, bilginin temel parçası olarak kabul edilir. Genel olarak veri terimi işlenmemiş ve ham bir olguyu temsil eder. Veri aynı zamanda incelemek için toplanan malzeme anlamına da gelir. Soyut (esnek) veri (soft data) hayal, düşünce, dilsel ifadeler, resim, müzikleri içerir. Somut (kesin) veri (hard data) ise genellikle sayısal yapıdadır [1] .

Gerçek dünyadaki karmaşıklık genel olarak doğru veriye ulaşamama, belirsizlik ve kararsızlıktan kaynaklanır. Araştırılmak istenen pek çok konuda insan düşüncesinin olgunlaşmaması ya da yeterli veriye ulaşılamaması gibi durumlardan dolayı belirsizlikler her zaman karşımıza çıkar. Ayrıca araştırılmak istenen konu hakkında büyük ölçeklerden küçük ölçeklere doğru gidildikçe incelenen olaylar kesinlikten uzaklaşarak belirsizliğe doğru ilerler. Bu nedenle incelenen durumlar arasında kesin bir geçişten ziyade dereceli bir geçiş olduğu kabul edilir. Ayrıca gerçek dünya sorunları ne kadar yakından incelenmeye çalışırsa çözüm de o kadar bulanık hale gelir [2].

Olasılık teorisi, karşılaşılan tüm belirsizliklerin rasgele olduğunu kabul eder. Rasgeleliğin en önemli özelliği, sonuçların ortaya çıkmasında tamamen tesadüflerin rol oynaması ve yapılan tahminlerin kesin bir doğrulukta olmamasıdır. Örneğin sözel belirsizlikleri inceleme ve bunlardan sonuç çıkarma durumunda rasgelelikten yeterli ölçüde yararlanılamaz.

Günlük hayatta karşılaştığımız pek çok sorun ise sayısal bilgiden çok, deneyim, tecrübe, değer yargısı takdir ve düşüncelerimizle ilgilidir. Bu amaçla Zadeh [2] tarafından 1965 yılında bulanık mantık (BM) kavramı tanımlanmıştır. Bulanık mantığın en çok geçerli olduğu durumdan ilki, incelenen olayın çok karmaşık olması, ikincisi ise olayla ilgili yeterince bilgiye sahip olunmamasıdır.

Bu durumların üstesinden gelmek için bilişim ve bilgisayar teknolojisinin kullanılmasıyla ortaya çıkan yapan sinir ağları, bulanık mantık, evrimsel hesaplama olarak adlandırılan yaklaşımların hepsine birden esnek yöntemler denir.



Şekil 1.1. Problem çözmede kesin ve esnek yöntemler

Esnek yöntemler genellikle bilgisayar ortamında kullanılır. Kesinliğin olmadığı belirsizliğin egemen olduğu alanlarda kullanılması uygundur. Esnek yöntemlerle düşük maliyetli sistemler geliştirmek mümkündür. Esnek yöntemlere dayalı sistemlere uyarlamalı sistemler ya da zeki sistemler de denir [1].

Regresyon analizi, değişkenler arasındaki ilişkileri modellemek ve gelecek veriyi tahmin etmek için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir [3]. Bulanık regresyon analizinde ise bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişki klasik regresyon analizindeki gibi kesin değildir. Bu nedenle kullanılan bulanık teknikler, belirsiz olaylarda, bağımsız değişkenlerin etkilerini daha gerçekçi bir şekilde yansıtır. Bulanık regresyon (BR), gözlenen değerler ile hesaplanan değerler arasındaki sapmaları klasik regresyondaki gibi ölçüm ve gözlem hatalarından değil, sistem parametrelerinin bulanıklığından ya da veri kaynaklarının belirsizliğinden kaynaklandığını temel alır [4].

Monte Carlo (MC) Yöntemi fiziksel bir deneyin gerçekleştirilmesine ve bu deneyin çözümü için belirli bir matematiksel modelin kullanılmasına uygun olmayan problemlerin çözümü için kullanılan bir yöntemdir. İlgili değişkenlerin olasılık dağılımı belirlenir ve bu dağılıma uyan rasgele sayılar kullanılarak çözüme ulaşılır [5]. Monte Carlo deterministik ve skolastik problemlere uygulanabilen bir yöntemdir

[6]. Abdalla ve Buckley [7] bulanık doğrusal regresyon analizi (BDRA)'nde parametre tahmini için MC yöntemini ilk kez uygulamışlardır. Yaptıkları çalışmada, ele alınan bulanık doğrusal regresyon modeli (BDRM)' nde parametre tahminini MC yöntemiyle elde etmek için parametrelerin geldiği düşünülen aralıkların belirlenmesi çok önemlidir. Ancak çalışmalarında bu aralıkların belirlenmesi için en uygun yöntemin ne olduğu konusunu incelememişlerdir. Bu nedenle BDRA da parametre tahmini için MC yöntemini uygularken, en iyi parametre tahminine ulaşmak için, parametrelerin geldiği düşünülen aralıkların belirlenmesinde kullanılacak yöntem konusunda önemli eksiklikler vardır.

Günümüzde yapılan araştırmalar, mevcut sistemlerin geliştirilmesi ve eksikliklerinin giderilmesi için, belirsizliği bütün halde ele alan bulanık mantık ile bütünleşmeyi amaçlamaktadır. Buna ek olarak üzerinde fazlaca çalışılan konulardan bir diğeri mevcut sistemlerin bilgisayar ile bütünleştirilmesi böylece teknolojik ve başarılı sonuçlar almak için yeni yöntemlerin araştırılmasıdır.

Belirsizliği ve bulanık bilgiyi değerlendirmede bulanık uzman sistemler (BUS) kullanılır. Uzman sistemler (US), insan düşünce yapısını bilgisayar gücü ile birleştirerek çok karmaşık problemlerin kolaylıkla çözümünü sağlar [1]. BUS, ele alındığı problem hakkında karar verebilen, değişik sayıda girişleri olan ve bu girişlerin durumlarına göre çıkış ya da çıkışlara çeşitli dilsel veya matematiksel sonuçları bulanık mantık temeline dayanarak üreten sistemlerdir.

Bu noktadan hareketle, hazırlanan tez çalışmasının amacı, BDRA da MC yöntemi ile parametrelerin geldiği düşünülen aralık değerlerinin elde edilmesi için BUS oluşturmak ve en iyi parametre tahminini yapmaktır.

Bu amaçlar doğrultusunda hazırlanan tez çalışmasının giriş bölümünde BDRA, BDRA' da MC yöntemi, US ve istatistikteki kullanımı hakkında literatür bilgisi verildi.

İkinci bölümde, tez çalışmasının amacı ve literatüre getirdiği yenilik açıklandı. Ayrıca tez içinde kullanılacak olan tanımlara bu bölümde yer verildi.

Üçüncü bölümde, BDRA' da kullanılan MC yöntemi ve bu yöntemi kullanarak BDRM parametre tahminlerinin nasıl elde edildiği açıklandı.

Dördüncü bölümde, YZ, US ve BUS hakkında bilgi verildi. BUS oluşturma adımları ve her adımın özelliği açıklandı. BUS' in avantajları anlatıldı.

Tez çalışmasının özgün kısmını oluşturan BDRA' da MC yöntemini uygularken parametrelerin geldiği düşünülen aralıkların belirlenmesi ve en iyi parametre tahminine ulaşmak için BUS' un kullanımı beşinci bölümde detaylı olarak sunuldu. Bu kullanımın üstünlükleri verildi.

Altıncı bölüm olan uygulama bölümünde, BDRA' da MC yöntemini uygularken BUS' un kullanımı ile ilgili yapılan iki farklı uygulamaya yer verildi.

Sonuçlar ve tartışma bölümünde ise BDRA' da MC yöntemi ile BUS' un beraber kullanılmasında elde edilen sonuçlar özet bilgi olarak sunuldu ayrıca gelecek çalışmalarda neler yapılabileceği belirtildi.

1.2. Önceki Çalışmalar

Bu bölümde, BDRA, MC yöntemi ve US hakkında literatür bilgisi verildi. Ayrıca US ile istatistik biliminin kesiştiği ve ayrıldığı noktalara değinildi. Elde edilen kaynaklara göre, istatistik alanında karşılaşılan bazı problemlerin çözümü için US kullanımının bir gereklilik olduğu sonucuna varıldı.

1.2.1. Bulanık Doğrusal Regresyon Analizi

Doğrusal regresyon analizine bulanık mantık yaklaşımı ilk olarak Tanaka [8] tarafından önerilmiştir. Regresyon analizine bulanık yaklaşımlar, bu tarihten sonra çok farklı eleştirilere maruz kalarak uygulama alanını genişletmiştir.

Diamond [9] bulanık en küçük kareler regresyonunu önermiştir. Çalışmasında, en iyi modeli tahmin etmek için bulanık sayılar arasındaki uzaklık kullanılmıştır.

Nather ve Korner [10] bulanık doğrusal regresyon analizinde, bulanık ve kesin girdi değerlerini kullanarak bulanık çıktıyı tahmin için Tanaka [8]' nın yaklaşımını geliştirmişlerdir.

Yen vd. [11] bulanık doğrusal regresyonda simetrik olmayan üçgensel bulanık sayıların kullanımını tanıtmışlardır.

Hong vd. [12] bulanık girdi ve bulanık parametre değerlerini kullanan bulanık en küçük kareler regresyonunu önermişlerdir.

Kao ve Chyu [13] bulanık doğrusal regresyonda iki aşamalı yöntem geliştirmişlerdir. Yaptıkları çalışmada, birinci aşamada bulanık girdi değerleri durulaştırılır ve klasik en küçük kareler yöntemi uygulanır. İkinci aşamada ise regresyon modelindeki hata terimi bulanıklaştırılır. Böylece, verideki genel belirsizlik daha iyi ifade edilir.

1.2.2. Bulanık Doğrusal Regresyon Analizi ve Monte Carlo Yöntemi

Bulanık doğrusal regresyon analizinde parametre tahmini için Monte Carlo yönteminin kullanımı çok yeni ve henüz üzerinde çok çalışılmamış, her türlü araştırma ve katkıya açık bir konudur.

Monte Carlo yönteminin bulanık doğrusal regresyon analizinde parametre tahmini için kullanımını ilk kez ve sadece Abdalla ve Buckley [7] önermiştir. Yaptıkları çalışmada, BDRM de kesin girdi-bulanık çıktı değerleri için MC yöntemini kullanarak bulanık rasgele sayılar vektörünü elde etmiş ve bu vektörü BDRM de bulanık parametreleri tahmin etmek için kullanmışlardır.

Abdalla ve Buckley [14]' nin yaptığı diğer çalışmada BDRM' de bulanık girdi-bulanık çıktı değerleri için yine MC yöntemiyle bu defa kesin rasgele sayılar vektörünü elde etmiş ve bu vektörü BDRM de kesin parametreleri tahmin etmek için kullanmışlardır.

1.2.3. Uzman Sistemler ve İstatistik

İnsanlık, tarih boyunca evreni ve doğayı anlama çabası içinde olmuştur. Bununla birlikte insanlar, hayatlarını kolaylaştırmak için zeki ve kontrol edilebilir yeni yöntemler bulmaya devam etmektedir. Günümüzde farklı alanlarda kullanımı artan kavramlardan biri olan yapay zeka (YZ), bu ihtiyacın bir sonucu olarak karşımıza çıkar.

Sadece genel problemlerin çözümüne yoğunlaşan Yapay zeka 1960'lardan sonra belli bir alanda uzman olan kişilerin problem çözme davranışlarını modellemeye doğru yönelmiştir. Bu alanlardan biri de istatistiktir. İstatistikte veri analizi (istatistiksel bilgi edinme) için izlenen yol aşağıdaki gibidir

Problemin tanımlanması →verinin toplanması ve hazırlanması→veri analizi→karar

Yukarıdaki her bir adım ve her adımdan bir diğerine geçiş istatistiksel uzmanlık gerektirir. Hand [15] istatistiksel uzmanlık alanlarını şöyle sıralamıştır:

1. Verinin nasıl sunulacağını bilmek gerekir.
2. İstatistiksel yazılımları bilmek ve elde edilen sonuçları açıklamak gerekir.

3. İstatistiksel bilgi edinme adımlarını doğru bir şekilde izlemek gerekir. Bu durum istatistikçi ve bilgi mühendisinin ortak noktasını temsil eder.

Uzman sistemlerin, istatistik biliminde uygulanmasıyla birlikte istatistiksel uzman sistemler (İUS) kavramı ortaya çıkmıştır [16]. İstatistikçiler deney düzeni, veri analizi ve sunumu konusunda uzman kişilerdir. Uzmanlık kavramının içine istatistiksel uzmanlık eklendiğinde günlük hayatta bu kişilerin bilgisine ulaşmak çok zorlaşır [17]. Hand [18]' a göre uzman bir istatistikçinin yetişmesi yaklaşık on yıl sürer. Bu nedenle İUS, uzman sistemlerin temel özelliklerine sahip olan istatistik yazılımlarını ifade eder [19]. İstatistik ve US' in arasında temel olarak iki tür ilişki vardır. Bunlar,

1. Uzman sistemler için istatistik
2. İstatistik için uzman sistemler

olmak üzere iki başlık altında toplanır [20]. Bu tez çalışmasında, "istatistik için uzman sistemler" kavramı ele alınmaktadır.

İstatistik alanı için geliştirilmiş ve günümüzde kullanılan SPSS, MINITAB, SAS gibi paket programların kullanımı gün geçtikçe daha da kolaylaşmakta ve herkes tarafından kullanılabilmektedir. Bu programlar kullanıcının yeterli istatistiksel bilgi ve deneyime sahip olduğunu varsayar. Bu programların, kullanılacak istatistiksel analiz yöntemi ve elde edilen sonuçların istatistiksel olarak yorumlanması konusunda kullanıcıyı yönlendirme özelliği yoktur. Bu nedenle istatistik bilgisinin olmaması bir kullanıcı için programın yetersiz kullanılmasına ve yorum hatalarına neden olur. Hand [15]'a göre istatistik yazılımlarının kullanımı kolaylaştıkça hata yapmak kolaylaşır. İstatistik yazılımlarının bu eksikliklerini tamamlamak için US' nin istatistik ile beraber kullanılması kaçınılmazdır [16]. Kullanıcının problemi çözmesinin yanında onu hata yapmaktan koruyan programların ortaya çıkmasıyla beraber uzman sistemlerin istatistiksel kullanımı ve gelişimi hızla artmıştır [17]. Aşağıdaki örnekler istatistik için oluşturulan US' dir.

İstatistikçiler ilk olarak sinir ağlarını doğrusal olmayan regresyon modelinde kullanarak, YZ' yi istatistik ile beraber kullandılar [21].

Ülengin [22] ülkemizde ilk kez US ile regresyon analizini birleştirmiş ve regresyon analizi yapan bir uzman sistem oluşturmuştur. Geliştirilen sistemde regresyon analizi yapmak isteyen kullanıcı çoklu bağlantı ya da uç değerler problemiyle karşılaştığında, oluşturulan US bu sorunları çözebilecek niteliktedir.

Köse [23]' nin yaptığı çalışma, İUS konusunda bir kaynak taraması niteliğindedir. Bu çalışmada İUS' nin gelişme alanları üç ana başlıkta toplanmıştır. Bunlardan birincisi: istatistiğin bazı özel alanlarına hitap eden US' in geliştirilmesi yönündedir. İkincisi: genel amaçlı bir İUS geliştirmektir. Ancak bunun yapılması çok zaman ve emek isteyen bir konudur. Üçüncüsü ise mevcut istatistiksel paket programlarının US bilgisiyle desteklenmesi yönündedir.

Rassafi vd. [24] ulaşım sistemlerinde, ele alınan bölgedeki trafik yoğunluğunun tahmini için klasik regresyon modeli yerine bulanık uzman sistem kullanılmasını önermişlerdir. Çalışmalarında klasik regresyon model varsayımlarının her zaman sağlanmadığını, klasik regresyon modeline dayalı tahminlerde aralarında ilişki olduğu düşünülen bağımlı ve bağımsız değişkenlerin gelecekte bu ilişki yapısını koruyacaklarının garanti olmadığını belirtmişlerdir.

Najjaran vd. [25] gömülü demir su borularının toprak çeşidine göre bozulma tahmini için bulanık uzman sistem ve regresyon analizini beraber kullanmıştır. Çalışma, borulardaki çürüme miktarının “çürümüş” ya da “çürümemiş” olarak belirlenemeyeceğini temel almaktadır. Uzman görüşü çürüme miktarı ya da buna neden olan değişkenler ile ilgili sayısal bir ilişkiyi belirleyemezler. Bunun yanında borunun bulunduğu derinlik ya da borunun kırılma sıklığı ölçülebilir değerlerdir. Bu nedenle, çalışmada oluşturulan bulanık uzman sistemin bilgi tabanına klasik regresyon analizi dahil edilmiştir. Böylece çürüme miktarının tahmini için hem objektif hem de sübjektif bilgiye yer verilmiştir.

Chou [26]' ya göre deniz ve liman işletmeciliğinde yapılan çalışmaların hepsi ithalat/ihracat konteynır hacmini belirlerken, ekonomik değişkenlerin durağan olmayan belirsiz ilişkilerini dikkate almaz. Yaptığı çalışmada, bulanık uzman sistem ve regresyon analizini beraber kullanarak literatürdeki bu eksiği gidermiştir. Tayvan verisi ile yapılan uygulamada önerilen karma bulanık uzman sistem ve regresyon modelinin etkinliğini araştırmıştır. Elde ettiği sonuçlara göre önerdiği karma bulanık uzman sistem ve regresyon analizinin önceki modellere göre daha etkin tahminler verdiğini belirlemiştir.

Fazlollahtabar vd. [27], belirsizlik durumunda masraf tahmini yapmak için sinir ağları, bulanık mantık ve regresyon analizini birleştirerek yeni bir uzman sistem önermişlerdir. Bu uzman sistemde yapay sinir ağlarındaki geriye dönüş kuralları bulanık mantığa dayanır. Buradaki uygun bulanık kuralları seçmek için regresyon analizini kullanmışlardır.

İstatistiksel uzman sistem kullanılarak geliştirilen ilk kapsamlı çalışma REX [28]’ tir. REX’ in amacı istatistik uzmanı olmayan kullanıcının regresyon analizini doğru olarak yapmasını sağlamaktır. Bu amaçla, kullanımı esnasında kullanıcıya sorular sorar ve aldığı cevaplara göre onu yönlendirir.

ESTES [29] ise zaman serileri analizine geçmeden önce yapılması gerekenler için oluşturulmuş bir İUS’ dir. Bu sistem, zaman serisi analizine geçilmeden önce gerekli olan çeşitli varsayımların kontrolünü yapmaktadır. Trend ya da mevsimselliği test etmek, aykırı değerleri araştırmak gibi görevleri yerine getirir.

İstatistik yazılımlarına uzman görüşü katmak çok zordur. Ancak son derece önemli bir girişim olarak kabul edilir. Hahn [30]’ a göre istatistiksel hesaplamanın gerçek gelişimi, kullanıcı tanımlı bir problem, kullanıcı tanımlı bir istatistiksel analiz yöntemi ile çözümlendiğinde ve çözüm sonuçları bu kullanıcı tarafından yorumlanabildiğinde gerçekleşecektir.

Dami ve Vella [17] İUS’ nin sahip olması gereken özellikleri şöyle sıralamıştır:

1. İstatistiksel uzman sistem hem istatistikçi olmayanlar, hem de uzman istatistikçiler için tasarlanmalıdır.
2. Sistemin kendini ifade etme özelliği olmalıdır. Hangi sonuca neden ulaştığını analiz sonucunda vermelidir.
3. Kullanıcıya verdiği sonuçlar istatistiksel terminolojiye uygun olmalıdır.
4. Gerektiğinde kullanıcı hatasını fark edip kullanıcıyı uyarmalıdır.
5. Uygun koşullar sağlanmışsa, sistem birden fazla cevap verebilmelidir.
6. Elde ettiği sonuçları gerektiğinde daha sonraki analizlerde kullanmak üzere saklamalıdır.
7. Analiz ilerledikçe değişen durumlara uyum sağlamalıdır.
8. Gerektiğinde sisteme yeni tekniklerin eklenmesi için, uygun yapıda tasarlanmalıdır.

İstatistikte US’ nin kullanılması için üç ana kavramın birbiriyle yoğun olarak etkileşimde olması gerekir. Bu kavramlar, uzman bir istatistikçi, US bilgisi ve özel bir amaç (ground domain) olarak verilmiştir. Bu başlıklardan en önemlisi özel bir amacın belirlenmesidir. İstatistikte US’ nin kullanılmasında, özel amaçlar olarak daha çok regresyon analizi veya varyans analizi düşünülür. Amaç belirlendikten sonra uzman istatistikçi görüşü ile US’ nin birleşmesi daha kolay sağlanır. Ancak istatistiksel testlerin teorik olarak US tarafından kullanılması çok zor bir konudur. Bunun için çok iyi matematiksel istatistik bilgisine ihtiyaç vardır. Bu nedenle istatistikte US’ nin kullanımını kolaylaştıracak MC yönteminden yararlanmak gerekir [16].

Sonuç olarak, İUS’ nin istatistik uzmanlarının yerine geçmesi düşünülemez. Bunun yanında istatistikçilerin işini büyük ölçüde kolaylaştıracağıda bir gerçektir. Ayrıca uzmanlara daha geniş zamanda çalışma fırsatını vererek istatistik kuramının gelişmesine olanak sağlar. İUS, istatistik uzmanı olmayan pek çok araştırmacının, istatistiği doğru bir şekilde kullanmasına yardımcı olacaktır [19].

2. AMAÇ

Bu tez çalışmasının amacı, bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin tahmininde kullanılan Monte Carlo yönteminde, model parametrelerinin geldiği düşünülen aralıkların belirlenmesi için bulanık uzman sistem kullanmaktır. Ağır ve uzun matematiksel işlemler yerine günlük hayatta kullandığımız dilsel ifadeler yardımıyla model parametreleri için en uygun aralıkları bulanık uzman sistem ile hesaplamak, zaman ve işlem yükü bakımından büyük kolaylıklar getirmektedir. Modeldeki her parametre için en uygun aralıklar bulanık uzman sistem yardımıyla belirlendikten sonra Monte Carlo yöntemiyle bulanık doğrusal regresyon model parametreleri tahmin edilecektir. Bulanık doğrusal regresyon analizinde Monte Carlo yöntemiyle parametre tahmini için bulanık uzman sistem kullanımı ilk kez bu tez çalışmasında ele alınmıştır.

Bu amaçla, Abdalla ve Buckley [7], [14], Dubois ve Prade [31] ve Hanss' ın [32] bulanık sayı (BS), kesin rasgele vektör (KRV), bulanık rasgele vektör (BRV) tanımları ile AbuAarqop [33]' ın yaptığı bulanık sayının mutlak değeri tanımı aşağıda verilmiştir.

Tanım 1. Bulanık sayı $\tilde{A}$, reel sayıların $(\Re)$ alt kümesi olarak tanımlanır. Buna göre BS' nin üyelik fonksiyonu aşağıdaki özellikleri sağlar [31]:

- BS'nin üyelik fonksiyonu $\mu_{\tilde{A}}$' nın α - kesimi, kapalı aralıktır.
- En az bir x değeri için $\mu_{\tilde{A}}(x)=1$ değerini almalıdır. (Bu özellik BS' de normallik özelliği olarak adlandırılır)
- $\mu_{\tilde{A}}(x)$ konveks bir fonksiyondur.

Tanım 2. Üçgensel bulanık sayı (ÜBS) $\tilde{P}=(a_1,a_2,a_3)$ olarak ifade edilir. Burada $a_1<a_2<a_3$ özelliğini sağlar. Ayrıca $[a_1,a_3]$, ÜBS' nin tabanı (destek kümesi), a_2 ise çekirdeğini (merkez değeri) oluşturur [31].

Tanım 3. Bulanık sayının α- kesimi $\tilde{A}[\alpha]=\{x\in\Re, \mu_{\tilde{A}}(x)\geq\alpha\}$ olarak belirlenen klasik bir aralıktır. Buna göre $\tilde{A}[\alpha]=\left[A^L(\alpha),A^R(\alpha)\right]$ olarak verilebilir. Burada $A^L(\alpha)=\inf\{x\in\Re, \mu_{\tilde{A}}(x)\geq\alpha\}$ ve $A^U(\alpha)=Sup\{x\in\Re, \mu_{\tilde{A}}(x)\geq\alpha\}$ ile ifade edilir [32].

Tanım 4. Bulanık sayının sıfırdan büyük üyelik derecesine sahip olan elemanlarının oluşturduğu kümeye destek kümesi denir. $\tilde{A}$' nın desteği $Sup\left(\tilde{A}\right)=\left\{x\in X \mid \mu_{\tilde{A}}\left(x\right)>0\right\}$ olarak tanımlanır [32].

Tanım 5. Bulanık bir sayı için üyelik derecesi bire eşit olan tüm elemanlar, bu sayının çekirdeğini oluşturur ve $Core(\tilde{A})=\left\{x\in X \mid \mu_{\tilde{A}}\left(x\right)=1\right\}$ olarak tanımlanır [32].

Tanım 6. Herhangi bir $I=\left[I^-,I^+\right]$ aralığı ele alınsın. Burada aralık aritmetiği işlemini kullanarak $\left|I\right|=\left[\max\left(I^-,-I^+,0\right),\max\left(-I^-,I^+\right)\right]$ değeri elde edilir. Buradan yola çıkarak AbuAarqop [33] ÜBS' nin mutlak değerini aşağıdaki gibi tanımlamıştır

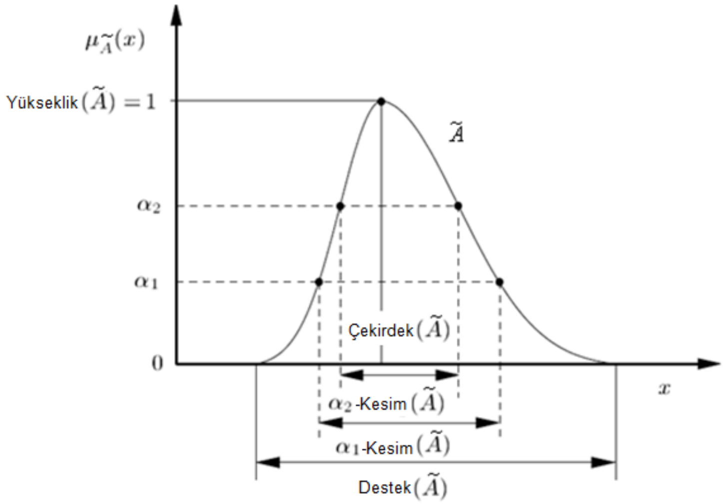
$$\left(\left|\tilde{P}\right|\right)_\alpha=\left[\max\left(\tilde{P}^-\left(\alpha\right),-\tilde{P}^+\left(\alpha\right),0\right),\max\left(-\tilde{P}^-\left(\alpha\right),\tilde{P}^+\left(\alpha\right)\right)\right] \tag{1}$$

Burada

$$\left(\left|\tilde{P}\right|\right)_\alpha=\begin{cases}\tilde{P}\left(\alpha\right) & ,\tilde{P}>0\\ -\tilde{P}\left(\alpha\right) & ,\tilde{P}<0\\ \left[0,\max\left(-\tilde{P}^-\left(\alpha\right),\tilde{P}^+\left(\alpha\right)\right)\right] & ,0\in\left(\tilde{P}^-\left(0\right),\tilde{P}^+\left(0\right)\right)\end{cases} \tag{2}$$

olarak tanımlanmıştır.

Bulanık sayının çekirdek, destek ve α-kesimleri Şekil 2.1 ile verilmektedir.



Şekil 2.1. Bulanık sayının özellikleri

Tanım 7. Kesin rasgele vektör (KRV) $v_k = (v_{0k}, v_{1k}, ..., v_{mk})$ olarak verilir. Burada v_{ik} değerleri $I_i = [c_i, d_i]$, $i = 0,1,...,m$ aralığında değer alan tüm reel sayıları ifade eder. Rasgele kesin vektör v_k' ya ulaşmak için öncelikle $v_k = (x_{0k}, x_{1k}, ..., x_{mk})$ kesin vektörü elde edilir. Burada $x_{ik} \in [0,1]$, $k = 1,2,...,N$ olarak verilir. Her x_{ik} değeri $v_{ik} = c_i + (d_i - c_i)x_{ik}$, $i = 0,1,...,m$ eşitliği kullanılarak daha önceden belirlenmiş $I_i = [c_i, d_i]$ aralığına koyulur [14].

Tanım 8. Bulanık rasgele vektör (BRV) $\tilde{V}_k = (\tilde{V}_{0k}, \tilde{V}_{1k}, ..., \tilde{V}_{mk})$, $k = 1,2,...,N$ olarak verilir. Burada her $\tilde{V}_{ik}$ ÜBS'dir. Öncelikle $v_k = (x_{1k}, ..., x_{3m+3,k})$, $\forall\, x_{ik} \in [0,1]$, $k = 1,2,...,N$ olarak tanımlanan kesin vektör elde edilir. Daha sonra bu vektördeki ilk üç sayı ele alınarak bu sayılar küçükten büyüğe sıralanır. Örneğin $x_{3k} < x_{1k} < x_{2k}$ olduğu düşünülürse elde edilen ilk ÜBS $\tilde{V}_{0k} = (x_{3k}, x_{1k}, x_{2k})$'dir. Diğer $\tilde{V}_{ik}$, $i = 1,2,...,m$ değerlerini elde etmek için v_k'daki diğer x_{ik}'lar aynı şekilde sıralanır. Bulanık rasgele vektör $\tilde{V}_k = (\tilde{V}_{0k}, \tilde{V}_{1k}, ..., \tilde{V}_{mk})$, $i = 1,2,...,m$ elde etmek için her x_{ik} değerinin önceden belirlenmiş bir $I_i = [a_i, b_i]$ aralığından geldiği düşünülür. Bu nedenle $a_i + (b_i - a_1)x_{ik}$, $i = 1,2,...,m$ işlemiyle v_k'daki her x_{ik} değeri $I_i = [a_i, b_i]$ aralığına koyulur [7].

3. BULANIK DOĞRUSAL REGRESYON ANALİZİNDE MONTE CARLO YÖNTEMİ

Bulanık regresyon modeli çeşitleri üç durum için incelenir [34]:

Durum 1. Girdi ve çıktı değerleri kesin sayı olan bulanık regresyon modeli.
Durum 2. Girdi değerleri kesin sayı ve çıktı değerleri bulanık sayı olan bulanık regresyon modeli.
Durum 3. Girdi ve çıktı değerleri bulanık sayı olan bulanık regresyon modeli.

Tez çalışmasında Durum 2 ve Durum 3 ile verilen bulanık doğrusal regresyon modelleri ele alınmıştır. Durum 2 ile verilen bulanık doğrusal regresyon modeli Eşitlik 3 ile tanımlanır.

$$\tilde{Y}_l = \tilde{A}_0 + \tilde{A}_1\, x_{1l} + \tilde{A}_2\, x_{2l} + \ldots + \tilde{A}_m\, x_{ml} \tag{3}$$

Burada $x_{1l},\ldots,x_{ml}$, $l=1,\ldots,n$ değerleri kesin sayılardır. $\tilde{A}_0,\ldots,\tilde{A}_m$ ve $\tilde{Y}_l$ değerleri ise ÜBS olarak ele alınır. Durum 2 için amaç, eldeki veriyi kullanarak en iyi $\tilde{A}_j$, $j=1,2,\ldots,m$ değerlerine ulaşmaktır. Durum 2'de en iyi $\tilde{A}_j$ değerleri, gözlenen veri ile tahmin edilen veri arasındaki farkı minimum yapan değerlerdir.

Durum 3 için yazılan doğrusal regresyon modeli Eşitlik 4 ile verilir.

$$\tilde{Y}_l = a_0 + a_1\, \tilde{X}_{1l} + a_2\, \tilde{X}_{2l} + \cdots + a_m\, \tilde{X}_{ml} \tag{4}$$

Burada a_i, $i=0,1,2,\ldots,m$ kesin sayı, $\tilde{Y}_l$ ve $\tilde{X}_{il}$, $i=1,2,\ldots,m$ $l=1,2,\ldots,n$ değerler ise ÜBS olarak ele alınır. Durum 3 için amaç ise gözlemlenen veri ile tahmin edilen veri arasındaki farkı minimum yapan en iyi a_i değerlerine ulaşmaktır.

Bulanık doğrusal regresyon için kullanılan Monte Carlo yönteminde Durum 2 için $\tilde{V}_k = \left(\tilde{V}_{0k},\tilde{V}_{1k},\ldots,\tilde{V}_{mk}\right)$ ve Durum 3 için $v_k = \left(v_{0k},v_{1k},\ldots,v_{mk}\right)$ aday vektörleri rasgele üretilir.

Bu vektörler MC yöntemiyle üretilirken, model parametrelerinin geldiği düşünülen aralıkların önceden belirlenmesi gerekir. Abdalla ve Buckley [7], [14] aralıkların belirlenmesi için iki yöntem önermişlerdir.

1. Aralıklara rasgele değer vermek.

2. Aralıkların belirlenmesi için optimizasyon yöntemi kullanmaktır.

Durum 2 için ele alınan regresyon modelinde $\tilde{A}_i$, $0 \le i \le 3$ parametrelerinin $I_i = [a_i, b_i]$ aralıklarından geldiği varsayılsın. Bu durumda MC yöntemiyle tahmin edilecek değerin alt ve üst sınırı aşağıdaki eşitlik ile verilir.

$$[L_l, R_l] = I_0 + I_1 x_{1l} + I_2 x_{2l} + I_3 x_{3l} \tag{5}$$

Gerçek gözlenen değerler $\tilde{Y}_l = (y_{l1}, y_{l2}, y_{l3})$ olmak üzere aşağıdaki W amaç fonksiyonu $a_i \le b_i$ kısıtında minimize etmek amaçlanmaktadır.

$$W = \sum_{l=1}^{n} (L_l - y_{l1})^2 + \sum_{l=1}^{n} (R_l - y_{l3})^2 . \tag{6}$$

Elde edilen sonuçta L_l ve R_l değerlerinin olabildiğince yakın olması istenir. Optimizasyon sonucunda hesaplanan $I_i = [a_i, b_i]$ aralıklarını kullanarak, MC yöntemiyle regresyon model parametre değerlerinin içeren BRV' ler $\left(\tilde{V}_k = \left(\tilde{V}_{0k}, \tilde{V}_{1k}, \ldots, \tilde{V}_{mk}\right)\right)$ üretilir.

Durum 3 için ele alınan regresyon modelinde a_i, $0 \le i \le 2$ parametrelerinin $I_i = [c_i, d_i]$ aralıklarından geldiği varsayılsın. Bu durumda MC yöntemiyle tahmin edilecek değerin alt ve üst sınırı aşağıdaki eşitlik ile verilir.

$$[L_l, R_l] = I_0 + I_1 \tilde{X}_{1l} [0] + I_2 \tilde{X}_{2l} [0] \tag{7}$$

Gerçek gözlenen değerler $\tilde{Y}_l = (y_{l1}, y_{l2}, y_{l3})$ olmak üzere yukarıda Eşitlik 6 ile verilen W amaç fonksiyonu $c_i \le d_i$ kısıtında minimize etmek amaçlanmaktadır. Optimizasyon sonucunda hesaplanan $I_i = [c_i, d_i]$ aralıklarını kullanarak, MC yöntemiyle regresyon model parametre değerlerinin içeren KRV' ler $\left(v_k = \left(v_{0k}, v_{1k}, \ldots, v_{mk}\right)\right)$ üretilir.

Daha sonra bağımlı değişken değeri, Durum 2 ve Durum 3 için sırasıyla aşağıdaki eşitlikler kullanılarak elde edilir.

$$\tilde{Y}^*_{lk} = \tilde{V}_{0k} + \tilde{V}_{1k} x_{1l} + \tilde{V}_{2k} x_{2l} + \ldots + \tilde{V}_{mk} x_{ml} \tag{8}$$

$$\tilde{Y}^*_{lk} = v_{0k} + v_{1k} \tilde{X}_{1l} + v_{2k} \tilde{X}_{2l} + \ldots + v_{mk} \tilde{X}_{ml} \tag{9}$$

Her bir aday vektörün ($\tilde{V}_k$ ve v_k) uygunluğunu araştırmak için hata terimleri kullanılır. Abdalla ve Buckley [7], [14] yaptıkları çalışmalarda Durum 2 ve Durum 3 için aşağıdaki eşitliklerle verilen hata terimlerini kullanmışlardır.

$$E_{1k} = \sum_{l=1}^{n} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} \left| \tilde{Y}_l(x) - \tilde{Y}^*_{lk}(x) \right| dx \right] / \left[\int_{-\infty}^{+\infty} \tilde{Y}_l(x)\, dx \right] \tag{10}$$

$$E_{2k} = \sum_{l=1}^{n} \left[\left| y_{l1} - y_{lk1} \right| + \left| y_{l2} - y_{lk2} \right| + \left| y_{l3} - y_{lk3} \right| \right] \tag{11}$$

Yukarıdaki eşitlikte verilen integral sınırları ÜBS' nin "destek değerinin" sınırlarıdır. Ayrıca $\tilde{Y}_l = (y_{l1}, y_{l2}, y_{l3})$ ve $\tilde{Y}^*_{lk} = (y_{lk1}, y_{lk2}, y_{lk3})$ değerleri ÜBS olarak verilir. Yukarıdaki hatalar N kez hesaplanır. N sayısı 10^4 ya da 10^5 gibi büyük bir sayıdır. Her hata teriminin minimum değerleri olan E_1 ve E_2 değerleri kaydedilir. E_1 ve E_2 değerlerini minimum yapan rasgele vektörler en iyi parametre tahminini veren en iyi sonuçlardır. Buna göre Durum 2 (veya Durum 3)'ye ait iki tane en iyi çözüme ulaşılır. Bunlardan biri E_1 hatasını minimum yapan $\tilde{V}_k$ (veya v_k) diğeri ise E_2 hatasını minimum yapan $\tilde{V}_k$ (veya v_k) rasgele vektörüdür. Bu vektör değeri bulanık doğrusal regresyon için en iyi parametre değerini veren vektör olarak belirlenir.

Bulanık doğrusal regresyon modelinde Durum 2 ve Durum 3 için sadece E_1 ve E_2 hata terimleri kullanılarak MC yöntemiyle parametre tahminleri yapılmıştır.

Monte Carlo yöntemiyle BDRM parametre değerlerinin tahmininde en önemli nokta, Durum 2 ve Durum 3'ün her ikisi için de parametrelerin geldiği düşünülen aralıkların en iyi şekilde belirlenmesidir. Eğer aralıklar olması gerekenden daha büyük seçilirse hatalar çok büyük çıkar. Olması gerekenden daha küçük seçildiğinde ise gerçek parametre değerine hiçbir zaman ulaşılamaz. MC yöntemi ile BDRM parametrelerinin tahmininde en büyük sorun burada ortaya çıkmaktadır. Bu eksikliğe bugüne kadar hiç değinilmemiş ve en iyi aralık değerlerine ulaşmak için sadece optimizasyon yöntemi uygulanmıştır.

Bu tez çalışmasında yapay zekanın bir alt dalı olan ve çok başarılı sonuçlar veren bulanık uzman sistem, ilk kez bulanık doğrusal regresyon analizinde model parametre tahmininde Monte Carlo yöntemi için parametrelerin geldiği düşünülen aralıkların belirlenmesinde kullanılmıştır.

4. YAPAY ZEKA VE BULANIK UZMAN SİSTEMLER

Yapay zekanın sınırları net olarak çizilememektedir. Yapay zekayı farklı alanlarda kullanan bilim insanlarının yaptıkları yapay zeka tanımları da birbirinden farklıdır. Bu nedenle herkes tarafından kabul edilen tek bir yapay zeka tanımından bahsedilemez. Günümüzde altmıştan fazla yapay zeka teknolojisinden bahsedilmektedir.

Uzman sistemler, yapay zekanın sahip olduğu alt dallardan biridir. Bir uzman sistem, belirlenen problemin çözümü ile ilgili bir ve ya daha fazla uzmanın bilgi ve becerisini kullanan bir bilgisayar sistemidir [35]. Uzman sistemler ele alındıkları alanla ilgili özelleşmiş bazı problemlerin çözümünde uzmanların bilgisini taklit etmeyi amaçlayan ve her zaman bilgiye dayalı işlem yapan danışman bilgisayar programları olarak kabul edilir [36] .

Bu bölümde yapay zeka ile uzman sistemler ele alındı. Ayrıca uzman sistemlerin bir alt dalı olan bulanık uzman sistemler açıklandı. Bulanık uzman sistem oluşturmak için kullanılan Mamdani çıkarım yöntemi ve durulaştırma yöntemlerinden biri olan Centroid yöntemi açıklandı. Yapay zeka, uzman sistem ve bulanık uzman sistemlerin istatistikteki yeri ve önemi anlatıldı.

4.1. Yapay Zeka

Yapay zeka, karmaşık problemlerin çözümü için makinelerin, insanın düşünme yapısını temel alarak çözüm üretmesini sağlayan, uygulamalı bilgisayar biliminin bir alt dalıdır. Bir başka tanıma göre yapay zeka, ele alınan problemin çözümü için düşünme, anlama, kavrama, yorumlama, öğrenme yapılarının programlama ile taklit edilmesidir. Kısacası, zeka ve düşünme gerektiren işlemlerin, bilgisayarlar tarafından yapılmasını sağlayarak araştırmaların ve yeni yöntemlerin geliştirilmesi konusunda çalışan bilim dalıdır.

Yapay zeka çalışmalarıyla, insanların günlük hayatlarını kolaylaştıran yeni yaklaşım ve tekniklerin sayısı her geçen gün artmaktadır. Bunları gerçekleştirmek için bir bilgisayar programına gerek duyulur. Çünkü yapay zekadaki standart işlemler, bilgisayar programlarındaki modeller için gerçekçi ve daha anlaşılır olmaktadır. Bununla birlikte yapay zeka, standart bilgisayar programlama konusunun dışında, matematiksel kavram ve kuralları da desteklemektedir [37].

Geleneksel bilgisayar programcılarının yaptığından farklı olarak, yapay zeka programcısı bilgisayara her durumda ne yapacağını anlatmak yerine, bilgisayarın neyi bilmesi gerektiğini bilgisayara aktarır. Kısacası ele alınan konu hakkında değişen durumlara göre bilgisayarın neyi uygulayacağını gösteren gerçekleri ve bu gerçekleri elde etmesi için gerekli kuralları bilgisayara tanıtır [38].

Belirlenen bir problemin çözümünde kullanılacak YZ' yı oluşturmak için YZ' nın çalışma mantığını bilmek ve bilgisayarın anlayacağı kodları yazabilmek gerekir. YZ oluşturmak için yapılan bu çalışmalar sırasında geliştirilen programlardan bazıları, gerçek sorunlarla karşılaştığında başarısız olmuştur. Dolayısıyla, her sorunu çözecek çok genel amaçlı programlar kullanmak yerine belirli bir alanda uzman bilgisiyle donatılmış programlar kullanma fikri YZ alanında yeni bir alt dal olan US' nin ortaya çıkmasına neden olmuştur [39]. Bunun yanında, YZ' nin diğer alt dalları bulanık mantık, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar ve doğal dil işleme olarak bilinmektedir. Bu alt dallar aynı zamanda YZ teknikleri olarak da adlandırılmaktadır.

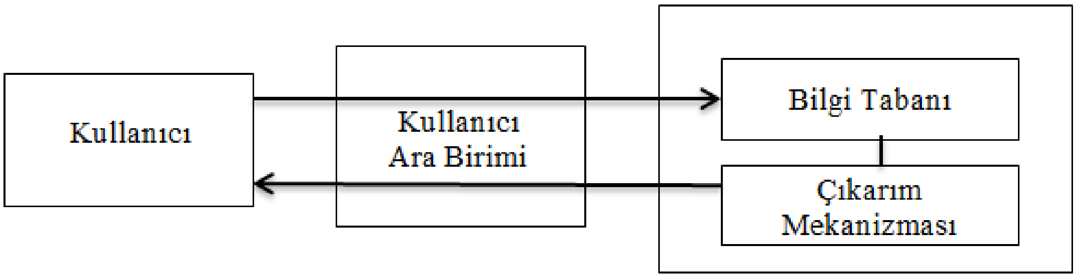
4.2. Uzman Sistemler

Uzman sistemler, özel bir alanda ele alınan problemi konu ile ilgili uzmanların çözdüğü şekilde çözebilen bilgisayar programlarıdır. Uzman sistemlerin kökeni, insan zekasının bilgiyi işleme sürecinin makine tarafından otomatik olarak gerçekleştirilebilmesi amacıyla sürdürülen çalışmalara dayanmaktadır. Bunu yapabilmek için uzmanların sahip olduğu bilgi ve tecrübelerin bilgisayara aktarılabilmesi ve yine bilgisayar tarafından saklanması gerekmektedir. Böylelikle uzman sistemler, bilgi tabanında saklanan bilgileri kullanarak insan karar verme sürecine benzer bir yapıyla ele alınan probleme çözüm üretir [40]. Ayrıca uzman sistemler problem çözümünde hiyerarşik bir yaklaşım izler. Öncelikle içerdiği bilgi seviyesi daha düşük olan ve farklı noktalardan gelen uzmanlık bilgisini birleştirir. Böylelikle farklı noktalardan gelen bilgiyi birleştirerek ele alınan problemin çözümü için mevcut uzmanlık bilgisini daha da genişletir [41]. Geleneksel programlardaki algoritma ile veri tabanındaki veri işleme yaklaşımı, uzman sistemlerde de çıkarım mekanizması ile bilgi tabanını işlemeye dönüştürülmüştür.

Uzman sistemlerin literatürde çok farklı tanımı vardır. Shafer [21] ' e göre US, insan zekasının gösterdiği fonksiyonları bilgisayara yaptırabilmek için yazılan bilgisayar programlarıdır. Charniak ve Mcdermott [42] US'yi uzmanlık gerektiren bir problemin çözümünde kullanılan kural tabanlı bir yapay zeka uygulama programı olarak tanımlar. Turban [43] ile Turban vd. [44] US' yi, özel bir alanda ele alınan problemlerin çözümünde, uzmanların bilgisini ve bu bilgiden sonuç çıkarma sürecini taklit eden danışman bir bilgisayar programı olarak tanımlamıştır. Jackson [45]' a göre US, uzman bilgisi ve yargılama yeteneği ile problem çözebilen ve önerilerde bulunabilen bir bilgisayar programıdır.

Uzman sistemler, karmaşık sorunlarla başa çıkabilmek için ilk olarak tıp alanında hastalık tanı problemlerinde kullanılmak üzere 1960'lı yıllarda yapay zekanın bir alt dalı olarak geliştirilmiştir [35]. Günümüzde US tanı, izleme, analiz, danışma, plan, açıklama, öğrenme, anlatım, fikir verme ve daha pek çok konuda uygulanmaktadır [45]. Ayrıca uzman kişilerin olmadığı durumlarda çalışma verimliliğini ve alınan kararların kalitesini arttırarak problemlerin hızlı ve doğru çözülmesini amaçlar.

Uzman sistemlerin temel bileşenleri: bilgi tabanı, kullanıcı ara birimi ve çıkarım mekanizması olarak belirlenmiştir [35]. Temel çalışma prensibinde ise programı kullanan kişi US' ye gerçekleşen durum bilgisini verecek ve karşılığında uzman tavsiyesi alacak şekilde düzenlenmiştir.



Şekil 4.1. Uzman sistemlerin genel yapısı

Şekil 4.1 incelendiğinde US' nin bilgiyi belirli bir formda temsil edip, saklayabildiği görülmektedir. US' de bulunan "Bilgi Tabanı", doğruluğu önceden bilinen bilgiyi içerir. US' nin sahip olması gereken uzmanlık bilgilerini bilgisayara aktarması için eldeki bilginin istenen formatta yazılması gerekir. US' de bulunan "Bilgi Tabanı", veri tabanı ve kurallar tabanından oluşur. Eldeki veriyi kullanarak kullanıcıya uzman bilgisini sunmak için kurallar tabanındaki kurallardan faydalanır. "Çıkarım Mekanizması" ise, bilgi tabanında bulunan bilgiyi kullanarak kullanıcının sorduğu soruya uygun cevapların oluşturulduğu yerdir. Ayrıca kullanıcı ile sıkı temas halinde olan US, kullanıcıdan sadece gerçekleşen duruma ilişkin bilgiyi alır. Bu “Kullanıcı Ara Birimi” sayesinde mümkündür. Ele aldığı bu bilgiyi “Çıkarım Mekanizmasında” işler ve bilgi tabanından çıkarabileceği sonuçları yine “Kullanıcı Ara Birimi” ile kullanıcıya aktarır. US doğru bir şekilde tasarlanmışsa kendini geliştirme özelliğine de sahip olabilir.

Uzman sistemler veri işleme aşamasından, bilgi işleme aşamasına bir geçiş olarak değerlendirilmektedir. Veri işlemede, veri tabanı bir algoritmaya bağlı olarak kullanılırken bilgi işlemede herhangi bir algoritma temel alınmadan tecrübeye dayalı elde edilen kurallar ve gerçeklerden oluşan bilgi tabanı etkin bir şekilde kullanılır. Bu durum aşağıdaki gibi özetlenmiştir [46].

Geleneksel Programlar → Algoritma + Veri Tabanı

Uzman Sistemler → Çıkarım Mekanizması + Bilgi Tabanı.

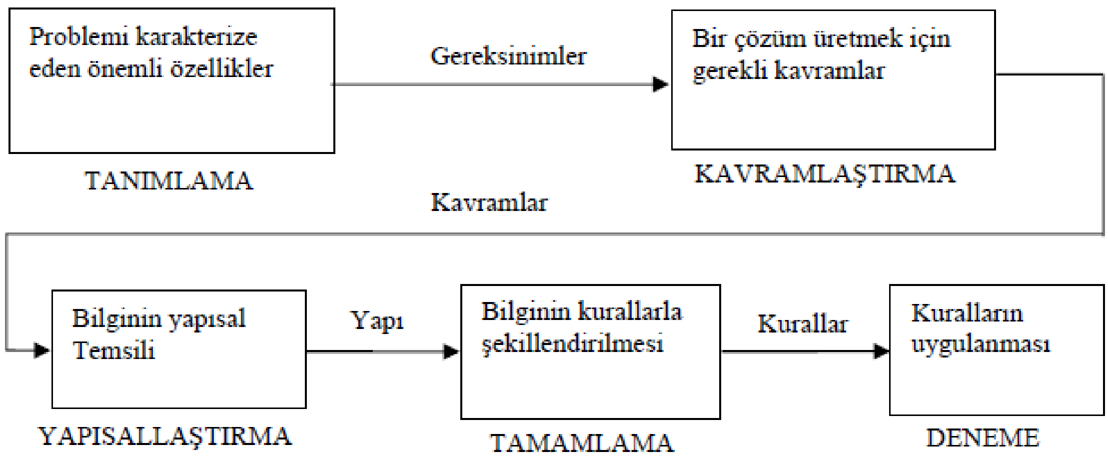
Uzman sistemlerde bilginin temsili, işlenmesi ve düzenlenmesi için yazılıma ihtiyaç vardır. Bu amaçla pek çok bilgisayar programı geliştirilmiştir. Bu programlar, uzman bilgisini düzenleyerek bilgi tabanına aktarır. Gerektiğinde bilgi tabanındaki bu bilgiyi kullanarak problemin çözümünü gerçekleştirir. Bilgi tabanında ayrıca ele alınan problem için çözüm stratejileri ve sonuç çıkarma mekanizmaları da bulunmaktadır.

Uzman sistemler uzman bilgisini uzmanlaştıkları alanda kullanan bilgisayar programlarıdır. Uzman sistemlerin ulaştıkları sonuçla beraber bu sonuca neden ulaştıkları bilgisini de verebilir [47].

4.2.1. Uzman Sistemlerin Oluşturulması

Uzman sistemlerin oluşturulması “Bilgi Mühendisliği” olarak adlandırılır. US oluşturulurken sadece tek bir uzman bilgisi yeterli değildir. Bu nedenle bir ya da birden fazla uzman bilgisinin etkileşim içinde olması gerekir. Bu etkileşimin yanında bilgi mühendisi için diğer bilgi kaynakları, kitaplar, veri tabanları, özel araştırma raporları ve kullanıcının kendi deneyimi de uzman sistem oluşturmak için kullanılabilir. Tüm bu bilgiyi, bilgisayara tanıtmak ise bilgi mühendisinin işidir. Dolayısıyla bilgi mühendisi YZ konusunda bilgi sahibi ve uzman sistemin nasıl yapılacağını bilen kişidir. Bu amaçla ele alınan problemin çözümü için uzmanlarla görüşür, uzman bilgisini organize eder ve bu bilginin uzman sistemin içinde nasıl temsil edileceğine karar verir. Ayrıca yazılımın hazırlanması ve düzenlenmesi sırasında programcılara yardım eder [48].

Uzman sistemler esnek yapıda olduğu için işlem basamaklarının önceden tanımlanması zordur. Farklı alanlarda hazırlanan US' in her biri farklı bilgi mühendisleri tarafından oluşturulduğu için her biri kendine özel işlem basamaklarına sahiptir. Bunun yanında, US oluşturulurken birbirini takip eden sistem geliştirme adımlarından bahsedilir. Bu adımlar Şekil 4.2 ile verilmiştir. Geliştirme adımları sırasıyla tanımlama, kavramsallaştırma, yapısallaştırma, tamamlama ve denemedir.



Şekil 4.2. Uzman sistemlerin geliştirilme adımları

Tanımlama adımında, bilgi mühendisi ve alan uzmanı ele alınan problemin önemli özelliklerini belirler. Kavramsallaştırmada ise problemi çözmek için gerekli olan bağlantıların ve kavramların ne olduğuna karar verilir. Burada problemi çözmek için alt görevler tanımlanır. Yapısallaştırma adımında eldeki bilginin hangi US dili ile temsil edileceğine karar verilir. Tamamlama adımında, toplanan bilgi düzenlenir ve problemin çözümü için izlenmesi gereken alternatif yollar belirlenir. Son olarak daha küçük ve anlaşılır bir problem ile oluşturulan program test edilir. Deneme adımında ele alınan küçük problemde karşılaşılan sorunlara göre uzman sistemde gerekirse düzenlemeler yapılır [39].

4.2.2. Uzman Sistemlerin Yararları

Uzman sistemlerin kullanıldığı alana göre çok çeşitli yararları vardır. Bunlardan en temel olanları aşağıdaki gibi sıralanmıştır.

- Verimlilik artışı: US insandan daha hızlı çalışır. Bu nedenle daha az işgücü ve daha az maliyet gerektirir. Sonuç olarak, US' in kullanımı verimlilik artışını sağlar.
- Kalite artışı: US tutarlı ve uygun sonuçlar üreterek sistem kalitesine katkıda bulunur.
- Tutarlılık: Bir uzman, ele alınan konu hakkında hata yapabilir ya da önemli bir ayrıntıyı gözden kaçırabilir. Oysa US doğru olarak geliştirilirse, konu hakkındaki tüm detayları gözden geçirerek uygun sonuca ulaşır.
- Esneklik: US esnek yapıdadır. Bilgi tabanları güncellenebilir.
- Kapsamlılık: Bir konu hakkında birden fazla uzman kişinin aynı fikirde olması imkansızdır. Oysa US yardımıyla birden fazla uzmandan alınan uzmanlık bilgisi birleştirilebilir.
- Karar alma süresinin kısalması: US' in karar alma süresi, uzmanlardan daha kısadır.
- Güvenilirlik: US çok hızlı çalışan bilgisayar programlarıdır. Bu süre içinde bilgi tabanındaki bilgiyi kullandığı için güvenilir sonuçlara ulaşır.

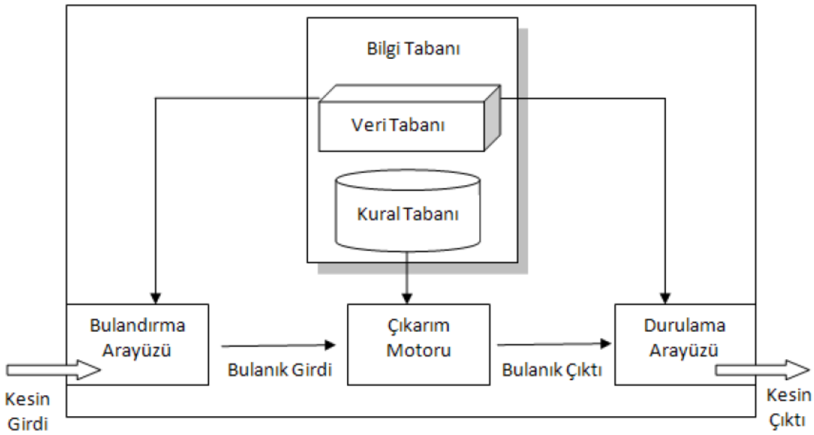
4.3. Bulanık Uzman Sistemler

Bulanık mantık kurallarına dayanan bulanık küme teorisi, Zadeh [2] tarafından belirsiz ve kesin olmayan problemlerin çözümü için önerilmiştir. Bu teori insanlar tarafından duruma göre kontrol edilebilen karmaşık sistemler için bir modelleme aracı olarak kullanılmaktadır [49]. Bulanık mantık teorisi esnektir. Kesin olmayan veriyi ve olasılığı, doğrusal olmayan fonksiyonları kullanarak uzman görüşüne dayandırabilir. Böylelikle bulanık mantığın US' nin içinde kullanımı, US' nin mevcut yeteneğini arttırır [1].

Bulanık uzman sistemler veri üzerinde akıl yürütme yapabilmek için klasik mantık yerine, fonksiyon ve kuralların bulanık üyelik derecelerini kullanan sistemlerdir [46]. Literatürde iki çeşit bulanık uzman sistem vardır. Bunlardan birincisi bulanık kontrol (fuzzy control), ikincisi ise bulanık çıkarsama (fuzzy reasoning=fuzzy inference) olarak adlandırılır. Her iki sistem de bulanık üyelik derecelerini kullanır.

Ancak bulanık kontrol sadece bulanık sayıları kullanırken, bulanık çıkarsama hem bulanık sayıları hem de dilsel ifadeleri kullanır [50].

Bulanık uzman sistemlerde genel olarak, bulandırma ara yüzü, bilgi tabanı, çıkarım motoru (karar verme mantığı) ve durulama ara yüzü olmak üzere dört bölümden söz edilir. Bu bölümler Şekil 4 ile verilmiştir [1].



Şekil 4.3. Bulanık uzman sistemlerin genel yapısı

Şekil 4.3 ile verilen BUS' un yapısının her bir bölümü aşağıda açıklanmıştır.

Bulandırma ara yüzü: Sistemde kullanılacak her bir kural ve varsayımın doğruluk derecesini saptamak için sistemin giriş değerlerine ait üyelik fonksiyonlarını belirler. Sisteme giren kesin girdi değerlerini alır ve her birini bulanık değerlere çevirir.

Bilgi Tabanı: Veri tabanı ve kural tabanından oluşur. Bünyesinde olaylar ve durumlar hakkında bilgi ve bunların arasındaki mantıksal ilişki yapılarını barındırır. Böylece problemlerin anlaşılması, formülasyonu ve çözümü için gerekli olan tüm bilgiyi içerir. Bilgi tabanı uzman bilgisi ile oluşturulur. Bulanık uzman sistemdeki kural formu için aşağıdaki örnek verilmiştir.

EĞER x *sıcak* VE y *soğuk* İSE z *ılık'* tır.

Burada x ve y değişkenleri giriş, z değişkeni çıkış değerleridir. x giriş değişkeni sıcak tanımlı bir üyelik fonksiyonunu, y giriş değişkeni soğuk tanımlı üyelik fonksiyonunu ve z çıkış değişkeni ılık tanımlı bir üyelik fonksiyonu olarak belirlenmiştir. Kuraldaki EĞER bölümü koşul, İSE bölümü de sonuçtur. Kuralın koşul kısmı doğru ve yanlışları değerlendirecek biçimde, İSE bölümü de faaliyetleri yerine getirecek ve sonuçlandıracak biçimde yazılır [50].

Bulanık uzman sistemlerde birden fazla kural oluşturulur. Kullanılan her kural için farklı ağırlıklar verilerek kuralların önem sıralaması bilgi tabanına aktarılabilir.

Çıkarım Motoru: Her bir kuralın koşul kısmı için doğru değerleri hesaplar ve bu değerleri sonuç kısmına uygular. Kısacası, bulanık girdileri alır ve bulanık kuralları kullanarak bulanık çıktıları hesaplar [1].

Durulama ara yüzü: Çıkarım motorundan sonra elde edilen bulanık çıkış kümesini kesin sayılara çevirir. Durulaştırma için farklı yöntemler kullanılmaktadır. Bunların bazıları; ağırlık merkezi (centroid), en büyüğün ortası (average maximum), en büyüğün ağırlıklı ortalaması (weighted average maxima) yöntemleridir [50].

BUS' un tasarlanması için MATLAB paket programı kullanılabilir. Programda bulunan bulanık mantık editörü kullanılarak grafiksel ortamda BUS' un tasarımı ve kontrolü yapılabilir.

Bulanık uzman sistemde bir girdi, bulanık kural tabanında çıkarım mekanizması sayesinde işlenir. Kural tabanında bilginin modellenme şekline göre eldeki girdiye karşılık gelen çıktı değerleri belirlenir. BUS' da bu sürece bulanık çıkarım denir. Burada bulanık "eğer-o halde" kurallarını değerlendirme problemine "bulanık içerme" denir.

4.3.1. Mamdani Yöntemi

Mamdani çıkarım yönteminde bulanık içerme işlemcisi olarak en küçük (EK) işlemcisi, bileşke işlemcisi için ise en büyük-en küçük (EB-EK) işlemcisi kullanılır. Bulanık kurallar aşağıdaki gibi verildiğinde:

R_i: Eğer x A_i ve y B_i ise o halde, z C_i'dir.

$$i=1,2,\ldots,n \quad x\in U, A_i\subset U; y\in V, B_i\subset V; z\in W, C_i\subset W$$

1. Girdi verisi $x=x_0$ ve $y=y_0$ gibi kesin ifadeler olduğunda, A_i ve B_i eşleşme derecesi (ateşleme gücü) sırasıyla $\mu_{A_i}(x_0)$ ve $\mu_{B_i}(y_0)$' dır. Bu nedenle R_i kuralının eşleşme derecesi aşağıdaki eşitlik ile verilir.

$\alpha_i = \mu_{A_i}(x_0) \wedge \mu_{B_i}(y_0)$

C_i', R$_i$ kuralının sonucu olduğunda aşağıdaki eşitlik elde edilir.

$\mu_{C_i'}(z) = \alpha_i \wedge \mu_{C_i}(z)$

Toplam sonuç C' ye aşağıdaki eşitliklerle ulaşılır;

$$\mu_{C'}(z) = \bigvee_{i=1}^{n} \left[\alpha_i \wedge \mu_{C_i}(z) \right]$$

$$C' = \bigcup_{i=1}^{n} C_i'.$$

2. Girdi verisi A' ve B' bulanık kümeleri olduğunda $i = 1, 2, \ldots, n$ olmak üzere;

$$\alpha_i = EK\left[\underset{x}{EB}\left(\mu_{A'}(x) \wedge \mu_A(x)\right), \underset{y}{EB}\left(\mu_{B'}(y) \wedge \mu_B(y)\right) \right]$$

$$\mu_{C_i'}(z) = \alpha_i \wedge \mu_{C_i}(z).$$

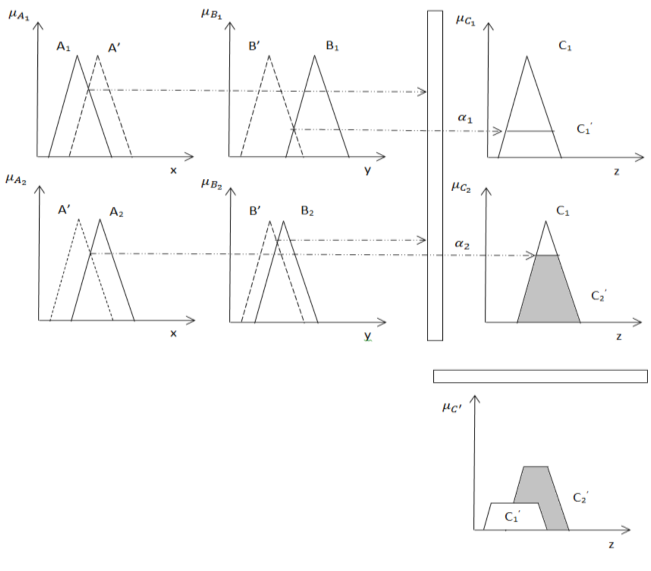
Toplam C' sonucu aşağıdaki eşitlikle verilir.

$$\mu_{C'}(z) = \bigvee_{i=1}^{n} \left[\alpha_i \wedge \mu_{C_i}(z) \right]$$

$$C' = \bigcup_{i=1}^{n} C_i'$$

olarak belirlenir.

Yukarıda verilen çıkarımların görsel olarak ifadesi Şekil 4.4 ile verilmiştir.



Şekil 4.4. Mamdani Çıkarımı

Şekil 4.4 te ÜBS’ler kesikli çizgi ile gösterilmiştir. Genel kural;

R_i: Eğer $x \;\; A_i$ ve $y \;\; B_i$ ise o halde, $z \;\; C_i$

ile veriliyor. Şekilde $x = A'$ ve $y = B'$ olduğu görülüyor. A' ve B' nün kural tabanında kesiştiği kuralların hepsi değerlendirmeye alınır. Burada “Eğer $x \;\; A_i$ ve $y \;\; B_i$ ise” koşulunu sağlayan iki tane kural vardır. İlk kuralda A' nün A_1 ve B' nün B_1 ‘i kestiği yerler belirlenir. Bu ikisine EK işlemcisi uygulanır ve sonuç bulanık küme olarak yazılır. Burada sonuç C_1' dür.

Daha sonra ikinci kuralda A' nün A_2 ve B' nün B_2 yi kestiği yerler belirlenir. Bu ikisine yine EK işlemcisi uygulanır. Sonuç C_2' olarak elde edilir.

En sonunda bu iki bulanık kümeye (C_1' ve C_2') EB işlemcisi uygulanarak sonuç hesaplanır [1].

Mamdani çıkarım yöntemi, insan sezgisel düşünme sistemine uygunluğundan dolayı yaygın olarak kullanım alanı olan, uzman bilgisi gerektiren ve her türlü problemin çözümüne uygulanabilen esnek bir çıkarım mekanizması olarak kabul edilir.

4.3.2. Centroid Yöntemi

Literatürde çok sayıda durulaştırma yöntemi mevcuttur. Bunlardan en sık kullanılanı Centroid yöntemidir. Bu yöntemde ateşlenen kurallar sonucunda elde edilen çıkarım kümesinin şeklinin ağırlık merkezi bulunur ve kesin çıktı değeri olarak bu merkeze karşılık gelen kesin değer alınır. Oluşan her tür çıkarım kümesine çözüm bulması çok yaygın olarak kullanılmasının en önemli nedenidir [1].

5. BULANIK DOĞRUSAL REGRESYON ANALİZİNDE MONTE CARLO YÖNTEMİ İLE BULANIK UZMAN SİSTEMLERİN KULLANIMI

Bu bölümde, çalışmanın özgün kısmını oluşturan bulanık doğrusal regresyon analizinde Monte Carlo yöntemiyle parametre tahmini yapmak için bulanık uzman sistem kullanımı verilmiştir. Bulanık doğrusal regresyon analizinde kullanılan Monte Carlo yönteminde bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin geldiği düşünülen aralıklar bulanık uzman sistem yardımıyla elde edilmiştir. Bunun için Matlab Fuzzy Logic Toolbox programı kullanılmıştır. Oluşturulan bulanık uzman sistemde çıkarım mekanizması olarak Mamdani yöntemi, durulaştırma yöntemi olarak ise Centroid yöntemi kullanılmıştır.

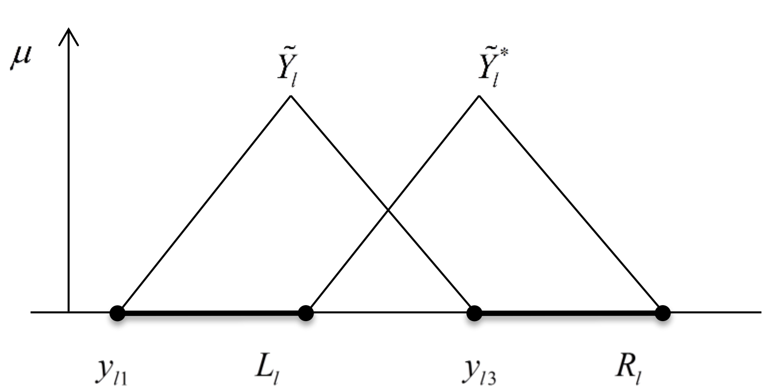
5.1. Monte Carlo Yöntemi için Bulanık Uzman Sistem

Bulanık gözlem değeri $\tilde{Y}_l = (y_{l1}, y_{l2}, y_{l3})$, $l = 1, 2, \ldots, n$ olmak üzere, girdi değeri kesin sayı, çıktı değeri bulanık sayı olan bulanık regresyon modeli (Durum 2) ve girdi değeri kesin sayı, çıktı değeri kesin sayı olan bulanık regresyon modeli (Durum 3) için Eşitlik 12' den W hesaplanır.

$$W = \sum_{l=1}^{n} (L_l - y_{l1})^2 + \sum_{l=1}^{n} (R_l - y_{l3})^2 \tag{12}$$

Eşitlik 12' den görüldüğü gibi W, bulanık gözlem değeri ($\tilde{Y}_l$) ile tahmin değerinin ($\tilde{Y}_l^* = [L_l, R_l]$) destek miktarı arasındaki farkın karesidir. Durum 2 ve Durum 3 için elde edilen tahminler sırayla Eşitlik 8 ve Eşitlik 9 ile hesaplanır.

Her iki bulanık doğrusal regresyon modeli için gözlem değeri ile tahmin edilen değer arasındaki fark Şekil 5.1 ile verilmiştir.



Şekil 5.1. $\tilde{Y}_l$ ile $\tilde{Y}_l^*$ destek miktarı arasındaki fark

Bulanık doğrusal regresyon analizinde $\tilde{Y}_l^*$ tahmin edilirken Monte Carlo yöntemiyle bulanık rasgele vektörler (Durum 2 için) ve kesin rasgele vektörler (Durum 3 için) elde edilir. Monte Carlo yönteminde, bu rasgele vektörlerin her bir elemanı için bir aralık değerinin belirlenmesi gerekir. Çünkü bulanık doğrusal regresyon modelinde (Durum 2 ve Durum 3 için) Monte Carlo yönteminin temeli öncelikle [0,1] aralığında rasgele sayılar üretmektir, daha sonra bu aralıktaki rasgele sayıları belirlenen aralığa atamaktır.

Bu tez çalışmasında Monte Carlo yöntemiyle parametre tahmini yaparken rasgele vektörlerin her bir elemanı için aralıkların belirlenmesinde bulanık uzman sistem kullanılması önerildi.

Amaç:

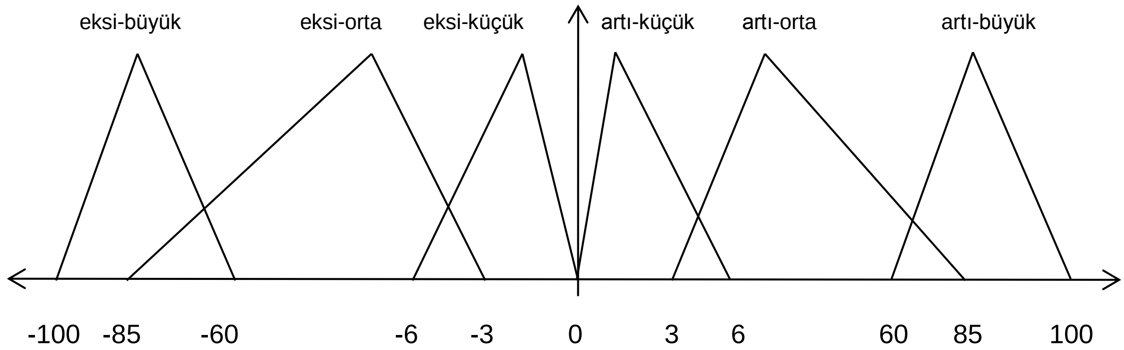
- Durum 2 için $\tilde{A}_i$, $0 \le i \le 3$ parametrelerinin geldiği düşünülen $I_i = [a_i, b_i]$ aralıklarının belirlenmesi,
- Durum 3 için a_i, $0 \le i \le 2$ parametrelerinin geldiği düşünülen $I_i = [c_i, d_i]$ aralıklarının belirlenmesidir.

Uygun aralıklar, bulanık uzman sistem ile belirlendikten sonra Durum 2 ve Durum 3 için ayrı ayrı hesaplanacak olan E_1 ve E_2 hatalarını minimum yapan rasgele vektörler (Durum 2 için bulanık rasgele vektör ve Durum 3 için kesin rasgele vektör) en iyi bulanık doğrusal regresyon model parametreleri olarak belirlenecektir.

Parametreler için hesaplanan en uygun aralıklar her iki durum için W değerini mümkün oldukça küçük yapan aralıklardır. Çünkü W değeri gözlem değerleri ile tahmin değerleri arasındaki "destek kümesi" (yayılma miktarı) farkının karesi olarak belirlenmiştir. Tahmin değerleri de en uygun regresyon model parametreleri yardımıyla hesaplanacağı için, minimum W değeri Monte Carlo yöntemiyle elde edilen model parametrelerinin geldiği düşünülen aralıkların en uygun şekilde belirlenmesine bağlıdır.

Bulanık uzman sistemlerin en büyük avantajı karmaşık matematiksel denklemlerin dilsel ifadelerle tanımlanabilmesidir. Bu nedenle aralık tahmininde kullanılacak bulanık uzman sistemin birinci giriş değeri “yayılma miktarı farkındaki” yüzde değişim (W’deki % değişim=hata) dilsel ifadeler olarak aşağıdaki gibi belirlenir.

Bu nedenle aralık tahmininde kullanılacak BUS’ un birinci giriş değeri “yayılma miktarı farkındaki” yüzde değişim (W’deki % değişim=hata) miktarı dilsel ifadeler kullanılarak Şekil 5.2’ de verilmiştir.

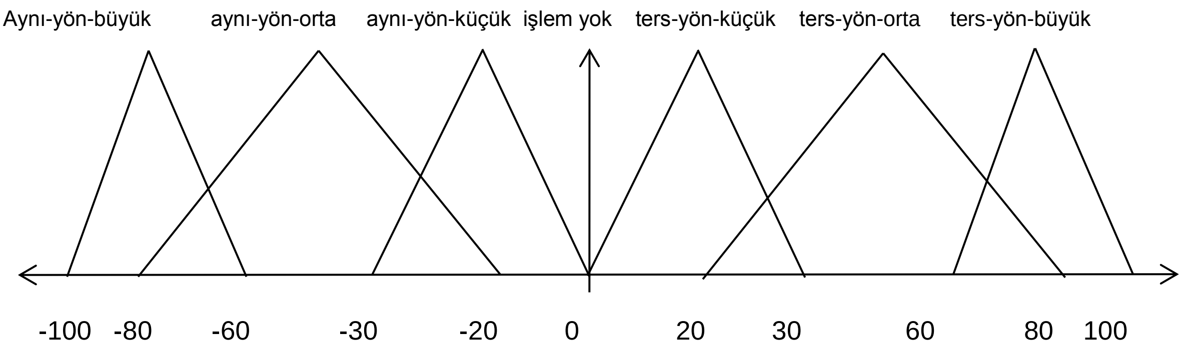


Şekil 5.2. W’deki % değişim (hata) miktarı

Bulanık doğrusal regresyon modelinde her parametrenin geldiği düşünülen aralıklar bulanık uzman sistem ile hesaplanırken, bu aralıkların alt sınır değeri üst sınır değerinden küçük olmalıdır $\left(a_i \le b_i,\ c_i \le d_i\right)$. Bu nedenle bulanık uzman sistemin ikinci giriş değeri, hesaplanan aralık değerlerinin normal olup olmaması ile ilgilidir. Buna göre;

- Parametre durumu normal ise (bulunan alt sınır değeri üst sınır değerinden küçük ise) “parametre durumu=1” olarak alınır.
- Parametre durumu anormal ise (bulunan alt sınır değeri üst sınır değerinden büyük ise) “parametre durumu=0” olarak alınır.

Bulanık uzman sistemin çıkış değeri, her bir aralık değeri için alt ve üst sınırlarda yapılacak olan değişimin yönü ve % değişim miktarıdır. Şekil 5.3’ de aralık değerlerinde yapılacak değişimin yönü ve %değişim miktarı verilmiştir.



Şekil 5.3. Aralık değerlerinde yapılacak değişimin yönü ve % değişim miktarı

Bulanık uzman sistemin çıkış değeri, ele alınan regresyon model parametrelerinin geldiği düşünülen aralık değerlerindeki değişimdir. Bu aralık değerlerindeki değişim, hata büyüklüğünün dilsel olarak ifade edilmesi ve Mamdani çıkarım yöntemi uygulanmasıyla bulanık uzman sistem çıktı parametresi olarak belirlenir. Aralık değerlerindeki değişim, bulanık mantık temeline göre dilsel olarak ifade edilir.

Tasarlanan bulanık uzman sistemin giriş ve çıkış değerleri Şekil 5.4 ile verilmiştir.

Şekil 5.4. Bulanık uzman sistemin giriş ve çıkış parametreleri

5.2. Kural Tabanı

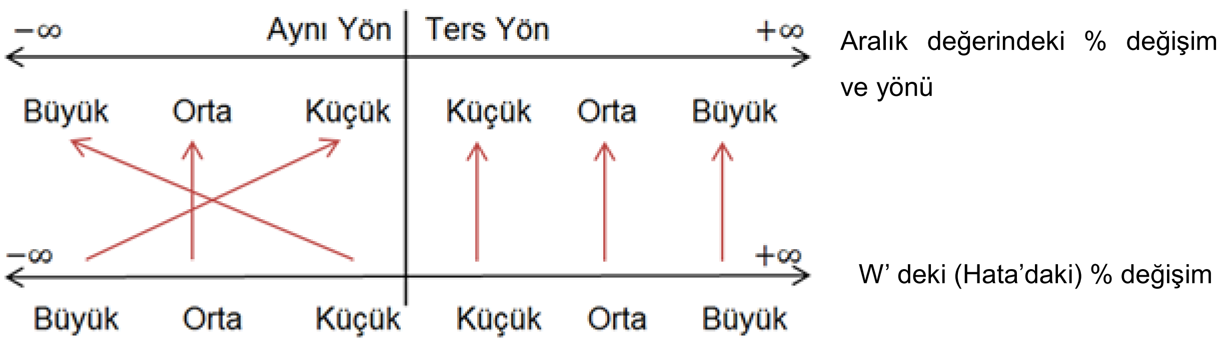
Bulanık uzman sistemin temeli kural tabanına dayanır. Bulanık sistem tasarlanmasına karar verildikten sonra "eğer - o halde" kurallar tablosunun elde edilmesi gerekir [46]. İnsan diline benzer şekilde oluşturulan kural tabanı, bulanık uzman sistemin temelini oluşturur. Oluşturulan kural tabanı, şart ve sonuç olmak üzere iki bölümden oluşur. Kuralın birinci bölümü, "eğer" den sonra gelen şart kısmını, ikinci bölümü ise “o halde” den sonra gelen sonuç kısmını belirtir. Durum 2 ve Durum 3 için oluşturulan kurallar Çizelge 5.1 ile verilmiştir.

Çizelge 5.1. Kural tablosu

Kural	Koşul	Sonuç
1.	Eğer hata eksi-büyük ve parametre durumu normal ise ⇨	o halde aralık değerinde aynı yönde küçük değişim yap.
2.	Eğer hata eksi-orta ve parametre durumu normal ise ⇨	o halde aralık değerinde aynı yönde orta değişim yap.
3.	Eğer hata eksi-küçük ve parametre durumu normal ise ⇨	o halde aralık değerinde aynı yönde büyük değişim yap.
4.	Eğer hata artı-küçük ve parametre durumu normal ise ⇨	o halde aralık değerinde ters yönde küçük değişim yap.
5.	Eğer hata artı-orta ve parametre durumu normal ise ⇨	o halde aralık değerinde ters yönde orta değişim yap.
6.	Eğer hata artı-büyük ve parametre durumu normal ise ⇨	o halde aralık değerinde ters yönde büyük değişim yap.
7.	Eğer parametre durumu anormal ise⇨	o halde aralık değerinde ters yönde büyük değişim yap.

Tasarlanan bulanık uzman sistemde hesaplanan çıkış değeri, giriş parametresi olan hata değerinin değişim büyüklüğünden ve hesaplanan aralığın alt sınırının, hesaplanan üst sınırdan küçük olması ya da olmaması durumundan etkilenir.

Eğer hesaplanan aralığın alt sınırı üst sınırdan küçükse (parametre durumu normal) belirlenen kurallar Şekil 5.5 ile özetlenmiştir (Kural 1-6).



Şekil 5.5. Kural 1-6 gösterimi

Eğer hesaplanan aralığın alt sınırı üst sınırından büyükse (parametre durumu anormal) yapılacak işlem, aralık değerinde ters yönde büyük değişim yapmaktır (Kural-7).

5.3. Bulanık Çıkarım

Bulanık uzman sistemde bir girdi, bulanık kural tabanında çıkarım mekanizması sayesinde işlenir. Kural tabanında bilginin modellenme şekline göre eldeki girdiye karşılık gelen çıktı değerleri belirlenir. Bulanık uzman sistemde bu sürece bulanık çıkarım denir. Burada bulanık "eğer-o halde" kurallarını değerlendirme problemine "bulanık içerme" denir.

Bulanık uzman sistemlerde bulanık girişlerin sonuç üretebilmesi için farklı çıkarım yöntemleri kullanılmaktadır. Bunlardan en çok kullanılanları Mamdani Yöntemi ve Takagi-Sugeno-Kang Yöntemidir. Kullanılan yöntemler çalışmanın yapısına göre değişir. Genel olarak literatürde en sık kullanılan yöntem Mamdani yöntemidir. Bu yöntem yaygın kullanım alanı olan, insan muhakemesine en yakın sonuçlar veren ve her türlü problemin çözümüne uygulanabilen esnek bir çıkarım mekanizması olarak kabul edilmekte birlikte bulanık mantıkta yaygın olarak kullanılmaktadır [51].

Ayrıca bu çalışmanın yapısına Mamdani yöntemi uygun olduğu için, hesaplanan üyelik değerleri ve ateşlenen kurallara göre Mamdani yöntemi uygulanmıştır. Bunun nedeni Mamdani yönteminde her kuralın sonuç kısmı sözel bir ifade ile belirlenmesidir. Takagi- Sugeno-Kang Yönteminde ise her kuralın sonuç kısmı bir fonksiyon ile ifade edilir (o halde f(a,b)). Bulanık mantığın insan düşünce yapısını temel aldığı düşünülürse, Mamdani yönteminin bulanık uzman sistemin çıkarsamasında kullanılması gerçeğe daha yakın sonuçlar elde edilmesini sağlar.

Bulanık uzman sistem oluşturmak için sistemin girdi ve çıktı parametrelerinin MATLAB programına tanıtılması gerekir. Bunun için MATLAB programının bir arayüzü olan "Fuzy Logic Toolbox" kullanılır.

5.4. Bulanık Uzman Sistem ile En Uygun Aralıkları Hesaplama Adımları

Bölüm 5.1' den Bölüm 5.3' e kadar verilen bilgiler doğrultusunda, Durum 2 ve Durum 3 için Monte Carlo yöntemiyle bulanık doğrusal regresyon model parametrelerini tahmin ederken parametrelere ait en uygun aralıkların bulanık uzman sistem kullanılarak belirlenmesine ilişkin adımlar aşağıdadır.

Durum 2 için: $m = 0,1,2,3$ ve $l = 1,2,\ldots,n$ ele alındığında bulanık doğrusal regresyon modeli Eşitlik 13 ile verilir.

$$\tilde{Y}_l = \tilde{A}_0 + \tilde{A}_1 x_{1l} + \tilde{A}_2 x_{2l} + \tilde{A}_3 x_{3l} \tag{13}$$

Amaç bulanık uzman sistem kullanarak tüm $\tilde{A}_i$, $0 \le i \le 3$ parametreleri için en uygun $I_i = \left[a_i, b_i\right]$ aralıklarını belirlemektir.

Bu amaçla $W = \sum_{l=1}^{n} \left(L_l - y_{l1}\right)^2 + \sum_{l=1}^{n} \left(R_l - y_{l3}\right)^2$ eşitliği ve $a_i \le b_i$ durumu göz önüne alınır. Eşitlik 14 kullanılarak

$$\left[L_l, R_l\right] = I_0 + I_1 x_{1l} + I_2 x_{2l} + I_3 x_{3l} \tag{14}$$

birbirine mümkün olduğunca yakın, ancak $a_i \le b_i$ koşulunu sağlayan $I_0 = \left[a_0, b_0\right]$, $I_1 = \left[a_1, b_1\right], I_2 = \left[a_2, b_2\right], I_3 = \left[a_3, b_3\right]$ aralıkların belirlenmesi amaçtır.

Adım 1.

Hesaplanacak aralık değeri sayısını, bu aralık değerlerinin kaç tanesinin ortalama değerinin hesaplanacağı ve hesaplanan ortalamalardaki tüm aralıklar için değişim miktarı belirlenir. Ayrıca aralık değerlerinde yapılacak olan ilk değişim miktarı atanır.

Adım 2.

Her parametrenin geldiği düşünülen aralıkların alt ve üst sınırlarını gösteren $a_0, b_0, a_1, b_1, a_2, b_2, a_3, b_3$ değerlerine rasgele değerler atanır.

Adım 3.

$I_0 = \left[a_0, b_0\right]$, $I_1 = \left[a_1, b_1\right]$, $I_2 = \left[a_2, b_2\right]$, $I_3 = \left[a_3, b_3\right]$ değerleri kullanılarak $W = \sum_{l=1}^{n} \left(L_l - y_{l1}\right)^2 + \sum_{l=1}^{n} \left(R_l - y_{l3}\right)^2$ eşitliğiyle ilk yayılma miktarı hesaplanır.

Adım 4.

Tüm aralık değerleri için başlangıç olarak atanan ilk değişim hesaplanır ve yeni $W=\sum_{l=1}^{n}\left(L_l-y_{l1}\right)^2+\sum_{l=1}^{n}\left(R_l-y_{l3}\right)^2$ değeri bulunur. Hatadaki yüzde değişim hesaplanır.

Adım 5.

Elimizdeki her $a_0,b_0,a_1,b_1,a_2,b_2,a_3,b_3$ değerleri için sırayla a_0'dan başlayarak b_3'e kadar (ele alınan değer dışındaki a_i ve b_i'ler sabit tutulmak kaydıyla) hatadaki yüzde değişim değeri BUS' a girdi olarak verilir. Mamdani yöntemine göre hesaplanan her bir parametredeki değişimin yönü ve yüzde değişim miktarı çıktı değeri olarak hesaplanır. Burada amaç her değerin değişiminin bireysel etkisini gözlemlemektir.

Adım 6.

$a_i \le b_i$ koşulunu sağlayan değerler elde edilir.

Adım 7.

Adım 1 de belirlenen sayıda a_i ve b_i hesaplandıktan sonra bu değerlerin ortalamaları alınır. Yine Adım 1 de belirlenen sayıda ortalama hesapladıktan sonra her aralık için elde edilen değişim kontrol edilir. Tüm aralık değerleri için hesaplanan değişim Adım 1 de belirlenen değişim miktarı altına indi mi? Evet ise Adım 8'e geçilir. Hayır ise Adım 5'e geçilir.

Adım 8.

Hesaplanan aralık değerlerinin ortalaması hesaplanır ve bu değer yazılır.

Adım 9.

İşlemden çıkılır.

Yukarıdaki adımlar bulanık doğrusal regresyon modelinde ele alınan Durum 2 için Monte Carlo yöntemi kullanılarak parametreler tahmin edilmek istendiğinde, uzman sistem yardımıyla her parametrenin geldiği düşünülen aralık değerlerinin belirlenmesi için oluşturuldu.

Aynı adımlar Durum 3 için aşağıdaki gibi belirlenmiştir.

Durum 3 için: $m = 0,1,2$ ve $l = 1,2,\ldots,n$ ele alındığında bulanık doğrusal regresyon modeli aşağıdaki Eşitlik 15 ile verilir.

$$\tilde{Y}_l = a_0 + a_1\tilde{X}_{1l} + a_2\tilde{X}_{2l} \tag{15}$$

Amaç bulanık uzman sistem kullanarak tüm a_i, $0 \le i \le 2$ parametreleri için en uygun $I_i = [c_i, d_i]$ aralıklarını belirlemektir.

Bu amaçla $W = \sum_{l=1}^{n}(L_l - y_{l1})^2 + \sum_{l=1}^{n}(R_l - y_{l3})^2$ eşitliği ve $c_i \le d_i$ durumu göz önüne alınır. Eşitlik 16 kullanılarak

$$[L_l, R_l] = I_0 + I_1 x_{1l} + I_2 x_{2l} \tag{16}$$

birbirine mümkün olduğunca yakın, ancak $c_i \le d_i$ koşulunu sağlayan $I_0 = [c_0, d_0]$, $I_1 = [c_1, d_1]$, $I_2 = [c_2, d_2]$ aralıkların belirlenmesi amaçtır.

Adım 1.

Hesaplanacak aralık değeri sayısını, bu aralık değerlerinin kaç tanesinin ortalama değerinin hesaplanacağı ve hesaplanan ortalamalardaki tüm aralıklar için değişim miktarı belirlenir. Ayrıca aralık değerlerinde yapılacak olan ilk değişim miktarı atanır.

Adım 2.

Her parametrenin geldiği düşünülen aralıkların alt ve üst sınırlarını gösteren $c_0, d_0, c_1, d_1, c_2, d_2$ değerlerine rasgele değerler atanır.

Adım 3.

$I_0 = [c_0, d_0]$, $I_1 = [c_1, d_1]$, $I_2 = [c_2, d_2]$ kullanılarak $W = \sum_{l=1}^{n}(L_l - y_{l1})^2 + \sum_{l=1}^{n}(R_l - y_{l3})^2$ eşitliğiyle ilk yayılma miktarı W hesaplanır.

Adım 4.

Tüm aralık değerleri için başlangıç olarak atanan ilk değişim hesaplanır ve yeni $W = \sum_{l=1}^{n}(L_l - y_{l1})^2 + \sum_{l=1}^{n}(R_l - y_{l3})^2$ değeri bulunur. Hatadaki yüzde değişim hesaplanır.

Adım 5.

Elimizdeki her $c_0, d_0, c_1, d_1, c_2, d_2$ değerleri için sırayla c_0' dan başlayarak d_2'ye kadar (ele alınan değer dışındaki c_i ve d_i'ler sabit tutulmak kaydıyla) hatadaki yüzde değişim değeri BUS' a girdi olarak verilir. Mamdani yöntemine göre hesaplanan her bir parametredeki değişimin yönü ve yüzde değişim miktarı çıktı değeri olarak hesaplanır. Burada amaç her değerin değişiminin bireysel etkisini gözlemlemektir.

Adım 6.

$c_i \leq d_i$ koşulunu sağlayan değerler elde edilir.

Adım 7.

Adım 1 de belirlenen sayıda c_i ve d_i hesaplandıktan sonra bu değerlerin ortalamaları alınır. Yine Adım 1 de belirlenen sayıda ortalama hesapladıktan sonra her aralık için elde edilen değişim kontrol edilir. Tüm aralık değerleri için hesaplanan değişim Adım 1 de belirlenen değişim miktarı altına inildi mi? Evet ise Adım 8'e geçilir. Hayır ise Adım 5'e geçilir.

Adım 8.

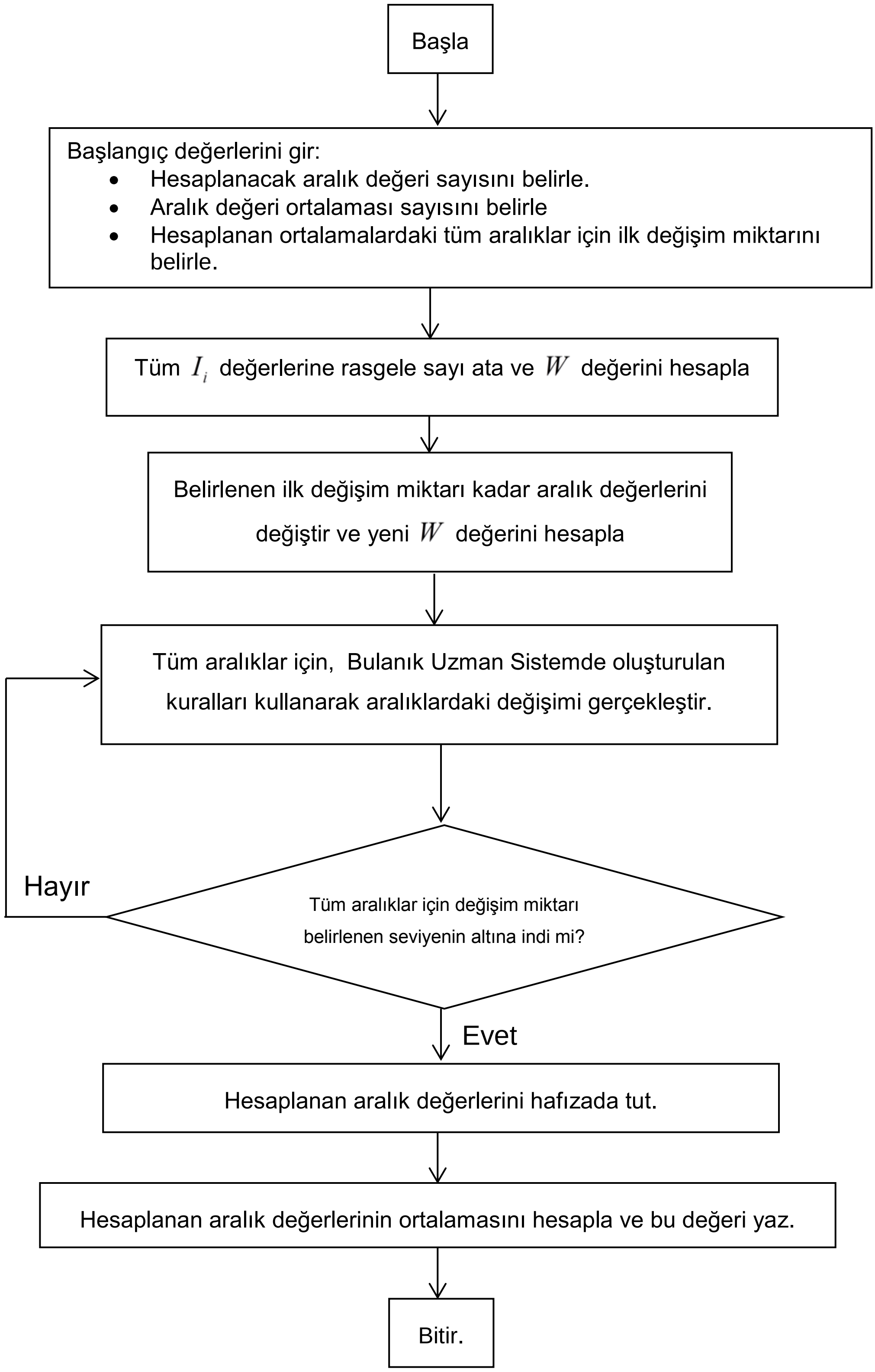
Hesaplanan aralık değerlerinin ortalaması hesaplanır ve bu değer yazılır.

Adım 9.

İşlemden çıkılır.

Sonuç olarak, Durum 2 ve Durum 3 için bulanık doğrusal regresyon model parametreleri Monte Carlo yöntemiyle tahmin edilmek istendiğinde, öncelikle parametrelerin geldiği düşünülen en uygun aralıkların belirlenmesi gerekir. Bu tez çalışmasında en uygun aralıkların belirlenmesi için bulanık uzman sistem kullanılması önerildi. Model parametrelerinin geldiği düşünülen aralıkların belirlenmesi için önerilen algoritmanın akış şeması Şekil 5.6 ile verildi.

Durum 2 ve Durum 3 için bulanık uzman sistem kullanılarak en uygun aralıklar belirlendikten sonra Bölüm 3' te açıklanan Monte Carlo yöntemi kullanılarak her iki durum için en uygun parametre tahminlerine ulaşılır.



Şekil 5.6. Bulanık uzman sistem ile en uygun aralıkları hesaplamak için kullanılan algoritmanın akış şeması

6. UYGULAMA

Bu bölümde, girdi değerleri kesin sayı ve çıktı değeri bulanık sayı olan (Durum 2) ve girdi ve çıktı değerleri bulanık sayı olan (Durum 3) bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin tahmini ele alınmıştır. Bulanık doğrusal regresyon analizinde Monte Carlo yöntemiyle parametre tahmini yapmak için öncelikle parametrelerin geldiği düşünülen aralıkların belirlenmesi Bölüm 5' de önerilen bulanık uzman sistem ile gerçekleştirildi. Daha sonra bu aralıklar kullanılarak Monte Carlo yöntemiyle en iyi parametre tahminlerine ulaşıldı.

6.1. Durum 2 için Uygulama

Durum 2 için Çizelge 6.1' deki veri kümesi kullanıldı. Aynı veri daha önce Abdalla ve Buckley [7], Tanaka [52], Kim ve Bishu [53], Savic ve Pedryzc [54], Choi ve Buckley [55] tarafından, önerdikleri bulanık regresyon parametre tahmin yöntemlerinin daha iyi olduğunu göstermek amacıyla kullanılmıştır.

Çizelge 6.1. Durum 2 için kullanılan veri

$\tilde{Y}_l$	x_{1l}	x_{2l}	x_{3l}
$(2.27, 5.83, 9.39)$	2.00	0.00	15.25
$(0.33, 0.85, 1.37)$	0.00	5.00	14.13
$(5.43, 13.93, 22.43)$	1.13	1.50	14.13
$(1.56, 4.00, 6.44)$	2.00	1.25	13.63
$(0.64, 1.65, 2.66)$	2.19	3.75	14.75
$(0.62, 1.58, 2.54)$	0.25	3.50	13.75
$(3.19, 8.18, 13.17)$	0.75	5.25	15.25
$(0.72, 1.85, 2.98)$	4.25	2.00	13.50

Amaç, Çizelge 6.1' deki veri için $\tilde{Y}_l = \tilde{A}_0 + \tilde{A}_1 x_{1l} + \tilde{A}_2 x_{2l} + \tilde{A}_3 x_{3l}$ bulanık doğrusal regresyon modelindeki en iyi parametre tahminlerine Monte Carlo yöntemiyle ulaşmaktır. Bunun için parametrelerin geldiği düşünülen $I_0 = [a_0, b_0],\ I_1 = [a_1, b_1],\ I_2 = [a_2, b_2],\ I_3 = [a_3, b_3]$ aralıklarının Bölüm 5'te önerilen BUS ile elde edilmesi gerekir. Bunun için Ek-1 ile verilen MATLAB' da yazılan program kullanıldı. Durum 2 için ele alınan bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin geldiği düşünülen en iyi aralık değerleri Bölüm 5' de önerilen bulanık uzman sistem ve Durum 2 için en uygun aralıkları hesaplama amacıyla oluşturulan adımlar kullanılarak elde edildi. Bu aralık değerleri bulanık uzman sistem kullanılarak

$I_0 = [-2.3111, 0]$, $I_1 = [-0.6334, -0.6287]$, $I_2 = [-1.5240, -1.5148]$, $I_3 = [0, 0.7]$ olarak hesaplandı.

Çizelge 6.2 ile verilen MCI ve MCII aralıkları Abdalla ve Buckley [7]' nin aldıkları rasgele aralık değerleridir. Daha sonra aralıkların belirlenmesi için optimizasyon yöntemi kullanmışlardır. Abdalla ve Buckley [7]' nin Bölüm 3' de açıklanan optimizasyon yöntemiyle elde ettiği aralık değerleri ise MCIII ve MCIV ile verilmiştir. Abdalla ve Buckley [7]' nin bulanık doğrusal regresyon model parametreleri olan A_i , $i = 0,1,2,3$ için hesapladığı $I_i = [a_i, b_i]$, $i = 0,1,2,3$ aralıkları ve bu tez çalışmasında Bölüm 5' de verilen bilgiler doğrultusunda bulanık uzman sistem kullanılarak hesaplanan aralık değerleri (BUS) Çizelge 6.2. ile verilmiştir.

Çizelge 6.2. Abdalla ve Buckley [7]' nin hesapladığı aralık değerleri ile bulanık uzman sistem kullanılarak hesaplanan aralık değerleri (Durum 2)

	Abdalla ve Buckley [7]				BUS
	MCI	MCII	MCIII	MCIV	
$\tilde{A}_0$	$I_0 = [-1, 0]$	$I_0 = [0, 1]$	$I_0 = [-18.174, -18.174]$	$I_0 = [28.000, 47.916]$	$I_0 = [-2.3111, 0]$
$\tilde{A}_1$	$I_1 = [-1, 0]$	$I_1 = [-1, 0]$	$I_1 = [-1.083, -1.083]$	$I_1 = [-2.542, -2.542]$	$I_1 = [-0.6334, -0.6287]$
$\tilde{A}_2$	$I_2 = [-1.5, -0.5]$	$I_2 = [-1.5, -0.5]$	$I_2 = [-1.150, -1.150]$	$I_2 = [-2.323, -2.323]$	$I_2 = [-1.5240, -1.5148]$
$\tilde{A}_3$	$I_3 = [0, 1]$	$I_3 = [0, 1]$	$I_3 = [1.733, 2.149]$	$I_3 = [-1.354, -1.354]$	$I_3 = [0, 0.7]$

Çizelge 6.2 incelendiğinde, Abdalla ve Buckley [7]' nin optimizasyon yöntemiyle elde ettiği aralıkların çoğu (MCIII ve MCIV) kesin sayılardır (MCIII için I_0, I_1, I_2 ve MCIV için I_1, I_2, I_3). Elde edilen diğer aralık değerleri ise ya dar bir aralık (MCIII için I_3) ya da çok geniş bir aralıktır (MCIV için I_0). Bölüm 5 te önerilen bulanık uzman sistem (BUS) kullanılarak hesaplanan tüm aralıklar ise birbirine yakındır. Ayrıca hiçbir aralık kesin sayı olarak hesaplanmamıştır. Yukarıdaki değerler kullanılarak Monte Carlo yöntemiyle Ek-2 ile verilen MATLAB programında yazılan kod yardımıyla sırasıyla Eşitlik 10 ve Eşitlik 11 ile verilen E_1 ve E_2 hataları

kullanılarak bulanık doğrusal regresyon model parametre tahminleri hesaplanmıştır.

Bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin tahmini için Abdalla ve Buckley [7]' nin hesapladıkları minimum E_1 ile E_2 hataları ile bulanık uzman sistem temeline dayanarak hesaplanan minimum E_1 ile E_2 hataları Çizelge 6.3. ile verilmiştir.

Çizelge 6.3. Abdalla ve Buckley [7] ve bulanık uzman sistem ile hesaplanan hatalar (Durum 2)

		E_1	E_2
Abdalla ve Buckley [7]	MCI	6.169	64.878
	MCII	5.812	63.590
	MCIII	7.125	66.463
	MCIV	8.201	94.092
BUS		6.949	62.815

Çizelge 6.3' te E_1 ve E_2 hatasına bakıldığında MCI ve MCII dikkate alınmaz ise en küçük hata değerinin bulanık uzman sistem tabanına dayanan Monte Carlo yöntemiyle elde edildiği görülür. MCI ve MCII hatasının dikkate alınmamasının sebebi şudur:

- Abdalla ve Buckley [7] bu veri için gerçek bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin $\tilde{A}_0 = (-0.71, -0.539, -0.524)$, $\tilde{A}_1 = (-0.61, -0.473, -0.472)$ $\tilde{A}_2 = (-1.09, -1.089, -1.088)$ ve $\tilde{A}_3 = (0.459, 0.487, 0.680)$ olduğunu söylemektedir. Bu nedenle MCI ve MCII aralıklarını bu parametrelere yakın rasgele aralıklar olarak belirlediklerini yaptıkları çalışmada açıklamışlardır [7]. Dolayısıyla önemli olan, parametre değerleri bilinmeden hesaplanan aralık değerleri sonucunda elde edilen hata değerleridir.

Bu nedenle, Çizelge 6.3'deki hatalar ele alındığında, parametreler hakkında bilgi olmadan bulanık uzman sistem temelli hesapladığımız aralık değerleri ele alınarak uygulanan Monte Carlo yöntemi hem E_1 hem de E_2 için minimum hatayı vermiştir. Yukarıdaki hataları minimum yapan bulanık parametre tahminleri Çizelge 6.4 ile verilmiştir.

Çizelge 6.4. E_1 ve E_2 hatalarını minimum yapan bulanık doğrusal regresyon model parametre tahminleri (Durum 2)

Abdalla ve Buckley [7] MCI		
	E_1	E_2
$\tilde{A}_0$	$(-0.4953,-0.4306,-0.3393)$	$(-0.8902,-0.6815,-0.3355)$
$\tilde{A}_1$	$(-0.5005,-0.4656,-0.0059)$	$(-0.6808,-0.5436,-0.5194)$
$\tilde{A}_2$	$(-0.7965,-0.7864,-0.7165)$	$(-1.0640,-1.0476,-0.8578)$
$\tilde{A}_3$	$(0.3335,0.3540,0.3920)$	$(0.4756,0.5379,0.6112)$
Abdalla ve Buckley [7] MCII		
	E_1	E_2
$\tilde{A}_0$	$(0.2464,0.4892,0.7266)$	$(0.0285,0.3569,0.8847)$
$\tilde{A}_1$	$(-0.4815,-0.2852,-0.1398)$	$(-0.5654,-0.5329,-0.3708)$
$\tilde{A}_2$	$(-0.8760,-0.8303,-0.7575)$	$(-1.0999,-1.0600,-0.9360)$
$\tilde{A}_3$	$(0.3174,0.3361,0.3398)$	$(0.4052,0.4381,0.5280)$
Abdalla ve Buckley [7] MCIII		
	E_1	E_2
$\tilde{A}_0$	-18.174	-18.174
$\tilde{A}_1$	-1.083	-1.083
$\tilde{A}_2$	-1.150	-1.150
$\tilde{A}_3$	$(1.736,1.752,1.792)$	$(1.733,1.799,1.958)$
Abdalla ve Buckley [7] MCIV		
	E_1	E_2
$\tilde{A}_0$	$(35.842,36.030,36.030)$	$(31.062,33.336,36.228)$
$\tilde{A}_1$	-2.542	-2.542
$\tilde{A}_2$	-2.323	-2.323
$\tilde{A}_3$	-1.354	-1.354
BUS		
	E_1	E_2
$\tilde{A}_0$	$(-1.3474,-1.1216,-0.8193)$	$(-2.3005,-1.1330,-0.0581)$
$\tilde{A}_1$	$(-0.6321,-0.6308,-0.6295)$	$(-0.6322,-0.6289,-0.6288)$
$\tilde{A}_2$	$(-1.5218,-1.5198,-1.5149)$	$(-1.5222\ ,-1.5176,-1.5157)$
$\tilde{A}_3$	$(0.6687,0.6714,0.6726)$	$(0.6468,0.6617,0.6643)$

Çizelge 6.4. incelendiğinde aşağıdaki sonuçlara ulaşılır:

- Abdalla ve Buckley [7]' nin aralık değerleri için E_1 ve E_2 hatalarına göre hesaplanan en iyi bulanık parametre tahminlerinin merkez değerleri her hata için çok farklı hesaplanmıştır. Ayrıca bazı hata değerlerine göre ÜBS olarak hesaplanması gereken parametreler kesin sayılar olarak elde edilmiştir.
- Bulanık uzman sistem temeline dayanan Monte Carlo yöntemine göre E_1 ve E_2 hatasını minimize eden rasgele vektörlerden hesaplanan bulanık parametre tahminlerinin merkez değerleri birbirine çok yakın hesaplanmıştır. Böylece BUS ile elde edilen aralıklar Monte Carlo yönteminde kullanıldığında E_1 ve E_2 hatalarından birinin diğerine üstünlüğünün olmadığı ortaya çıkmıştır. Sonuç olarak Durum 2 için BUS ile parametrelerin geldiği düşünülen aralıklar elde edildiğinde E_1 ya da E_2 hatalarından herhangi biri Monte Carlo yöntemiyle parametre tahmininde kullanılabilir.
- Bu veri için bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin gerçek değerlerinin $\tilde{A}_0 = (-0.71, -0.539, -0.524)$, $\tilde{A}_1 = (-0.61, -0.473, -0.472)$ $\tilde{A}_2 = (-1.09, -1.089, -1.088)$ ve $\tilde{A}_3 = (0.459, 0.487, 0.680)$ olduğunu Abdalla ve Buckley [7] yaptıkları çalışmada vermiştir. Buna göre bulanık uzman sistem kullanılarak yapılan Monte Carlo yöntemi sonucunda elde edilen parametre tahminleri E_1 ve E_2 için Abdalla ve Buckley [7]' nin parametre tahminlerinden daha iyi sonuç vermiştir.

6.2. Durum 3 için Uygulama

Durum 3 için Abdalla ve Buckley [14]'nin Çizelge 6.5' deki verisi kullanıldı. Aynı veri daha önce Choi ve Buckley [55], Diamond ve Korner [56] tarafından, önerdikleri bulanık regresyon parametre tahminlerinin daha iyi olduğunu göstermek amacıyla kullanılmıştır.

Çizelge 6.5. Durum 3 için kullanılan veri

$\tilde{Y}_l$	$\tilde{X}_{1l}$	$\tilde{X}_{2l}$
$(55.4, 61.6, 64.7)$	$(5.7, 6.0, 6.9)$	$(5.4, 6.3, 7.1)$
$(50.5, 53.2, 58.5)$	$(4.0, 4.4, 5.1)$	$(4.7, 5.5, 5.8)$
$(55.7, 65.5, 75.3)$	$(8.6, 9.1, 9.8)$	$(3.4, 3.6, 4.0)$
$(61.7, 64.9, 74.4)$	$(6.9, 8.1, 9.3)$	$(5.0, 5.8, 6.7)$
$(69.1, 72.7, 80.0)$	$(8.7, 9.4, 11.2)$	$(6.5, 6.8, 7.1)$
$(49.6, 52.2, 57.4)$	$(4.6, 4.8, 5.5)$	$(6.7, 7.9, 8.7)$
$(47.7, 50.2, 55.2)$	$(7.2, 7.6, 8.7)$	$(4.0, 4.2, 4.8)$
$(41.8, 44.0, 48.8)$	$(4.2, 4.4, 4.8)$	$(5.4, 6.0, 6.3)$
$(45.7, 53.8, 61.9)$	$(8.2, 9.1, 10.0)$	$(2.7, 2.8, 3.2)$
$(45.4, 53.5, 58.9)$	$(6.0, 6.7, 7.4)$	$(5.7, 6.7, 7.7)$

Yukarıdaki çizelgedeki veri kullanılarak amaç, $\tilde{Y}_l = a_0 + a_1\tilde{X}_{1l} + a_2\tilde{X}_{2l}$ bulanık doğrusal regresyon modelindeki en iyi parametre değerine Monte Carlo yöntemiyle ulaşmaktır. Bunun için parametrelerin geldiği düşünülen $I_0 = [c_0, d_0],\ I_1 = [c_1, d_1], I_2 = [c_2, d_2]$ aralıklarının Bölüm 5' te önerilen BUS ile elde edilmesi gerekir. Bunun için Ek-3 ile verilen MATLAB' da yazılan program kullanılır. MATLAB programında yazılan bu kod çalıştığında Durum 3 için ele alınan buradaki bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin geldiği düşünülen en iyi aralıklar bulanık uzman sistem ile elde edilir. Bu aralık değerleri bulanık uzman sistem kullanılarak

$I_0 = [5.4301, 5.5895],\ I_1 = [4.4158, 4.5421], I_2 = [3.6310, 3.6741]$ olarak hesaplandı.

Çizelge 6.6 ile verilen MCI ve MCII aralıkları Abdalla ve Buckley [14]' nin aldıkları rasgele aralık değerleridir. Daha sonra aralıkların belirlenmesi için optimizasyon yöntemi kullanmışlardır. Abdalla ve Buckley [14]' nin Bölüm 3' de açıklanan optimizasyon yöntemiyle elde ettiği aralık değerleri MCIII ve MCIV ile verilmiştir. Abdalla ve Buckley [14]' nin bulanık doğrusal regresyon model parametreleri olan $a_i,\ i = 0,1,2$ için hesapladığı $I_i = [c_i, d_i],\ i = 0,1,2$ aralıkları ve tez çalışmasında Bölüm 5' de verilen bilgiler doğrultusunda bulanık uzman sistem kullanarak hesaplanan aralık değerleri Çizelge 6.6. ile verilmiştir.

Çizelge 6.6. Abdalla ve Buckley [14]' nin hesapladığı aralık değerleri ile bulanık uzman sistem kullanılarak hesaplanan aralık değerleri (Durum 3)

	Abdalla ve Buckley [14]				BUS
	MCI	MCII	MCIII	MCIV	
a_0	$I_0 = [0,5]$	$I_0 = [0,37]$	$I_0 = [16.528, 16.528]$	$I_0 = [33.808, 36.601]$	$I_0 = [5.4301, 5.5895]$
a_1	$I_1 = [0,6]$	$I_1 = [0,6]$	$I_1 = [3.558, 3.982]$	$I_1 = [1.294, 3.756]$	$I_1 = [4.4158, 4.5421]$
a_2	$I_2 = [0,4]$	$I_2 = [0,6]$	$I_2 = [2.575, 2.575]$	$I_2 = [0.473, 0.473]$	$I_2 = [3.6310, 3.6741]$

Çizelge 6.6 incelendiğinde, birbirine en yakın aralıklar bulanık uzman sistem kullanılarak elde edilmiştir.

Yukarıdaki değerler kullanılarak Monte Carlo yöntemiyle Ek-4 ile verilen MATLAB programında yazılan kod yardımıyla sırasıyla Eşitlik 10 ve Eşitlik 11 ile verilen E_1 ve E_2 hataları ayrıca bulanık doğrusal regresyon model parametre tahminleri hesaplanmıştır.

Bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin tahmini için Abdalla ve Buckley [14]' nin hesapladıkları E_1 ile E_2 hataları ile bulanık uzman sistem temeline dayanan E_1 ile E_2 hataları Çizelge 6.7 ile verilmiştir.

Çizelge 6.7. Abdalla ve Buckley [14] ve bulanık uzman sistem ile hesaplanan hatalar (Durum 3)

		E_1	E_2
Abdalla ve Buckley [14]	MCI	10.0170	133.1181
	MCII	9.3888	133.1239
	MCIII	12.7262	146.5307
	MCIV	9.5933	170.1175
BUS		6.2671	135.5616

Çizelge 6.7.' de E_1 için en küçük değer bulanık uzman sistem temeline dayanan Monte Carlo yöntemiyle elde edilmiştir. E_2 hatasına bakıldığında MCI ve MCII dikkate alınmaz ise yine en küçük hata değerinin bulanık uzman sistem tabanına

dayanan Monte Carlo yöntemiyle elde edildiği görülür. MCI ve MCII hatasının dikkate alınmamasının sebebi şudur:

- Abdalla ve Buckley [14] bu veri için gerçek parametrelerin $a_0 = 4.19, a_1 = 4.97$ ve $a_2 = 3.11$ olduğunu söylemektedir. Bu nedenle MCI ve MCII aralıkları için bu parametrelere yakın değerler aldıklarını yaptıkları çalışmada söylemiştir [14]. Dolayısıyla önemli olan, parametre değerleri bilinmeden hesaplanan aralık değerleri sonucunda elde edilen hata değerleridir.
- MCIII ve MCIV için optimizasyon yöntemini kullanmışlardır.

Bu nedenle, Çizelge 6.7'deki hatalar ele alındığında, bulanık uzman sistem temelli parametreler hakkında bilgi olmadan hesapladığımız aralık değerleri ele alınarak uygulanan Monte Carlo yöntemi hem E_1 hem de E_2 için minimum hatayı vermiştir.

Yukarıdaki hataları minimum yapan bulanık parametre tahminleri Çizelge 6.8 ile verilmiştir.

Çizelge 6.8. E_1 ve E_2 hatalarını minimum yapan bulanık doğrusal regresyon model parametre tahminleri (Durum 3)

		a_0	a_1	a_2
Abdalla ve Buckley [14] MCI	E_1	3.9855	0.0060	0.0096
	E_2	1.462	4.837	3.771
Abdalla ve Buckley [14] MCII	E_1	35.3251	3.9498	0.0063
	E_2	1.4652	4.8378	3.7692
Abdalla ve Buckley [14] MCIII	E_1	16.528	3.9820	2.575
	E_2	16.528	3.7132	2.575
Abdalla ve Buckley [14] MCIV	E_1	33.8196	3.7559	0.473
	E_2	33.7081	3.3208	0.473
BUS	E_1	5.4314	4.4169	3.6324
	E_2	5.4325	4.4179	3.6318

Çizelge 6.8. incelendiğinde aşağıdaki sonuçlara ulaşılır:

- Abdalla ve Buckley [14]' nin aralık değerleri için E_1 ve E_2 hatalarına göre hesaplanan en iyi parametre tahminleri her hata için çok farklı değerler almaktadır.
- Bulanık uzman sistem temeline dayanan Monte Carlo yöntemine göre E_1 ve E_2 hatasını minimize eden rasgele vektörlerden hesaplanan parametre tahmin değerleri birbirine çok yakın bulunmuştur. Böylece BUS ile elde edilen aralıklar Monte Carlo yönteminde kullanıldığında E_1 ve E_2 hatalarından birinin diğerine üstünlüğünün olmadığı ortaya çıkmıştır. BUS ile parametrelerin geldiği düşünülen aralıklar elde edildiğinde E_1 ya da E_2 hatalarından herhangi biri parametre tahmininde kullanılabilir.
- Bu veri için bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin gerçek değerlerinin $a_0 = 4.19, a_1 = 4.97$ ve $a_2 = 3.11$ olduğunu Abdalla ve Buckley [14] yaptıkları çalışmada vermiştir. Buna göre bulanık uzman sistem kullanılarak yapılan Monte Carlo yönteminden elde edilen bulanık doğrusal regresyon model parametre tahminlerinin hem E_1 ve hem E_2 için gerçek değerlere çok yakın olduğu görülmektedir.

7. SONUÇ VE TARTIŞMA

Yapay zeka uygulamalarında geniş bir kullanım alanı olan bulanık uzman sistemler, insan düşünce yapısı ve sözel ifadelerle eldeki kısıtlı veriyi ve bilgiyi zahmetsizce kullanma imkanı sağlamaktadır. Bulanık regresyon analizi ise doğada ve günlük hayatta klasik mantığa dayanan yöntemlerin ya da verinin yetersiz olduğu durumlarda, sistem güvenilirliğini arttırır, maliyetlerde belirgin düşüşler sağlar, aynı zamanda doğayla tutarlı kararlar verilmesine yardımcı olur.

Bulanık doğrusal regresyon analizinde parametre tahmininde Monte Carlo yönteminin kullanılması yeni bir konudur ve bu alan özelleşmiş bir amaç olarak düşünülebilir. Monte Carlo yöntemi parametre tahmininde kullanılmak istendiğinde parametrelerin geldiği düşünülen aralıklarının belirlenmesi çok önemlidir. Eğer aralıklar olması gerekenden büyük hesaplanırsa hatalar çok büyük çıkar. Olması gerekenden küçük hesaplandığında ise gerçek parametre değerine yakınsaması gerçekleşmez. Monte Carlo yöntemi ile bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin tahmininde en büyük sorun burada ortaya çıkmaktadır. Bu eksikliğe bugüne kadar hiç değinilmemiş ve en iyi aralık değerlerine ulaşmak için sadece optimizasyon yöntemi uygulanmıştır. Ayrıca Monte Carlo yöntemiyle bulanık doğrusal regresyon model parametreleri belirlerken E_1 ya da E_2 hatasından hangisinin dikkate alınması gerektiği konusunda literatürde yapılmış bir açıklama yoktur.

Tez çalışmasının amacı, literatürde bulanık uzman sistemlerin istatistikteki kullanımının gerekli ve kaçınılmaz olduğu bilgisinden yola çıkılarak, bulanık doğrusal regresyon analizinde kullanımı henüz yeni olan Monte Carlo yöntemi için model parametrelerinin geldiği düşünülen aralık değerlerinin belirlenmesinde yeni bir yaklaşım olarak bulanık uzman sistem kullanılmasıdır.

Çalışmanın amacı doğrultusunda ikinci bölümde, tezde kullanılan bulanık sayı tanımı ile özellikleri, kesin rasgele vektör ve bulanık rasgele vektör tanımlarına yer verildi.

Çalışmanın üçüncü bölümünde Abdalla ve Buckley [7],[14]' nin önerdiği bulanık doğrusal regresyon model parametrelerini tahmin etmek için Monte Carlo yöntemi incelendi.

Yapay zeka ve bulanık uzman sistemler hakkında genel bilgi çalışmanın dördüncü bölümünde verildi.

Beşinci bölümde, bulanık doğrusal regresyon model parametrelerinin Monte Carlo yöntemiyle tahmini için parametrelerin geldiği düşünülen aralıkların belirlenmesinde bulanık uzman sistem kullanımı önerildi. Sistem tasarlanırken iki tane giriş parametresi kullanıldı. Her girişin üyelik fonksiyonları belirlendi. Tasarlanan bulanık uzman sistemde çıkarım mekanizması olarak Mamdani çıkarımı uygulandı. Çıkarım yöntemi belirlendikten sonra bulanık uzman sistemin kural tabanı oluşturuldu. Daha sonra Durum 2 ve Durum 3 için en uygun aralıkları belirlemek amacıyla önerilen algoritma adımları açıklandı.

Altıncı bölüm, iki alt bölüme ayrılmış olan uygulama bölümünden oluşur. Bu alt bölümlerden birincisi, Durum 2 olarak ele alınan bulanık doğrusal regresyon modelini içerir. Durum 2 için Bölüm 5' de önerilen bulanık uzman sistem kullanılarak parametrelerin geldiği düşünülen aralıklar hesaplandı. Bu aralıklar kullanılarak Monte Carlo yöntemiyle E_1 ve E_2 hatalarını minimum yapan bulanık rasgele vektörler elde edilerek parametre tahmini yapıldı. Bu alt bölümün ikincisi ise, Durum 3 olarak ele alınan bulanık doğrusal regresyon modelini içerir. Durum 3 için Bölüm 5' te önerilen bulanık uzman sistem kullanılarak parametrelerin geldiği düşünülen aralıklar hesaplandı. Bu aralıklar kullanılarak Monte Carlo yöntemiyle E_1 ve E_2 hatalarını minimum yapan kesin rasgele vektörler elde edilerek parametre tahmini yapıldı.

En küçük E_1 ve E_2 hataları, Durum 2 ve Durum 3' ün her ikisi için bulanık uzman sistemden elde edilen aralık değerleri Monte Carlo yönteminde kullanıldığında hesaplandı. Ayrıca bu hataları minimum yapan rasgele vektörler kullanılarak yapılan parametre tahminleri, gerçek değerlere her iki durum için de çok yakın çıktı. Buna ek olarak, bulanık doğrusal regresyon modeli için parametre tahmininde Monte Carlo yöntemini kullanırken E_1 ve E_2 hatalarından herhangi birinin kullanılabileceği gösterildi.

Sonuç olarak tez çalışmasında, teknolojinin hızla gelişmesiyle bilimin hemen hemen her alanında kullanılarak hayatımızı kolaylaştıran bulanık uzman sistemlerin, istatistikte karşılaşılan özelleşmiş bir problemin çözümünde kullanılması önerildi. Klasik regresyon varsayımlarının sağlanmadığı ya da eldeki verinin yetersiz ve belirsiz olduğu durumlarda kullanılan bulanık regresyon analizinde Monte Carlo yöntemi ile bulanık uzman sistemlerin birlikte kullanılması ile ağır ve uzun matematiksel işlemlere gerek kalmadan en uygun parametre tahmin değerlerine ulaşmak mümkündür.

Elde edilen uygulama sonuçları sayesinde istatistik biliminde gelecekte karşılaşılabilecek pek çok sorunun bulanık uzman sistem yaklaşımıyla uzun ve karmaşık matematiksel işlemlere gerek duyulmadan giderileceği sonucuna ulaşıldı.

Tez çalışmasını izleyecek yeni çalışmalar konusunda, araştırmacılara üzerinde henüz bir çalışma yapılmamış olan bulanık regresyon model parametrelerinin hipotez testleri için bulanık uzman sistem oluşturulması önerilebilir. Ayrıca bugüne kadar literatürde önerilen farklı bulanık regresyon model parametrelerinin tahmini için bulanık uzman sistem kullanımı uygulanabilir. Araştırmacılar bulanık uzman sistemde kullanılan farklı üyelik fonksiyonları üzerinde çalışarak literatüre katkı sağlayabilir.

KAYNAKLAR

[1] Baykal, N., Timur, B., *Bulanık Mantık Uzman Sistemler ve Denetleyiciler*. Bıçaklar Kitabevi, **2004**..

[2] Zadeh, L. A., Fuzzy Sets, *Information Control*, 8(3), 338–353, **1965**.

[3] Bandemer, B., Gottwald, S., *Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, Fuzzy Methods: with Applications*. Chichester: J. Wiley, **1995**.

[4] Chang, Y-H. O., Ayyub, B.M., Fuzzy regression methods – a comparative assessment, *Fuzzy Sets and Systems*, 119(2), 187–203, **2001**.

[5] Tecer, M., Simülasyon, *Amme İdaresi Dergisi.*, 13(1), 3–5, **1980**.

[6] D. Tavukçu, *Monte Carlo Yöntemini Sayısal İntegrallere ve Elektromanyetik Denklem İntegrallerine Uygulanması*, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, **2000**.

[7] Abdalla, A., Buckley, J.J., Monte Carlo methods in fuzzy linear regression, *Soft Computing*, 11, 991–996, **2007**.

[8] Tanaka, H., Uejima, S., Asai, K., Linear regression analysis with fuzzy model, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics,* 12(6), 903–907, **1982**.

[9] Diamond, P., Fuzzy least squares, *Information Sciences*, 46(3), 141–157, **1988**.

[10] Nather, W., Korner, R., Linear regression with random fuzzy numbers. *uncertainty analysis in engineeringand sciences: Fuzzy Logic, Statistics, and Neural Network Approach*, (eds: Ayyub, B.M., Gupta, M.M.) The Kluwer Academic Publishers, Boston, 193–211, **1998**.

[11] Yen, K.K., Ghoshray, S., Roig, G., A linear regression model using triangular fuzzy number coefficients, *Fuzzy Sets and Systems*, 106(2), 167–177, **1999**.

[12] Hong, D.H., Song, J.K., Do, H.Y., Fuzzy least-squares linear regression analysis using shape preserving operations, *Information Sciences*, 138(1-4), 185–193, **2001**.

[13] Kao, C., Chyu, C.L., A fuzzy linear regression model with better explanatory power, *Fuzzy Sets and Systems*, 126(3), 401–409, **2002**.

[14] Abdalla, A., Buckley, J.J., Monte Carlo methods in fuzzy linear regression II, *Soft Computing*, 12(5), 463–468, **2008**.

[15] Hand, D.J., A statistical knowledge enhancement system, *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 150(4), 334–345, **1987**.

[16] Gale, W.A., Pregibon, D., Artificial intelligence research in statistics, *AI Magazine*, 5(4), 72–75, **1985**, http://www.aaai.org/ojs/index.php/aimagazine/article/view/459/395.

[17] Dami, M., Vella, A., Expert systems in statistics, http://digilib.lib.unipi.gr/spoudai/bitstream/spoudai/428/1/t38%20n%201-4%20%28390-402%29.pdf (Ocak, **2014**).

[18] Hand, D.J., Expert systems in statistics, The *Knowledge Engineering Review*, 1(3), 2-10, **1984**.

[19] Kesici, T., Arıcı, N., İstatistik uzman sistemlerin istatistik yazılım sistemleri içindeki yeri ve önemi, *Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi*, 7, 183–194, **1997**.

[20] Hatabian, G., Augendre, H., Expert systems as a tool for statistics: A review, *Applied Stochastical Models inBusiness Data Analysis*, 7(2), 183–194, **1991**.

[21] Shafer, G., Why Should Statisticians Be Interested in Artificial Intelligence?, http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=4FA00ED71AD712B7DC02905FC45355D2?doi=10.1.1.330.4560&rep=rep1&type=pdf (Ekim, **2014**).

[22] Ülengin, B., *Regression Expert System*, Yüksek Lisans Tezi, Boğaziçi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, **1987**.

[23] Köse, T., *İstatistiksel Uzman Sistemler Üzerine Bir Çalışma*, Yüksek Lisans, Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, **1992**.

[24] Rassafi, A.A., Rezaei, R., Hajizamani, M., Predicting urban trip generation using a fuzzy expert system, *Iran Journal of Fuzzy Systems*, 9(3), 127–146, **2012**.

[25] Najjaran, H., Rajani, B., Sadiq, R., A fuzzy expert system for deterioration modeling of buried metallic pipes, *IEEE Fuzzy Information, NAFIPS 2004, 27-30 June, Canada,* **2004**.

[26] Chou, C.C., A Mixed Fuzzy Expert system and regression model for forecasting the volume of international trade containers, *International Journal of Innovative Computing, Innovation and Control*, 6(6), 2249–2457, **2010**.

[27] Fazlollahtabar, H., Mahdavi-Amiri, N., Design of a neuro-fuzzy-regression expert system to estimate cost in a flexible jobshop automated manufacturing system, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 67, 1809–1823, **2013**.

[28] Pregibon, D., Gale, W.A., REX: an expert system for regression analysis, *Computational Statistics 6.th Symposium*, *Proc. Computational Statistics 1984,* 242–248. **1984**..

[29] Hietala, P., Estes: A statistical expert system for time series analysis, *Annals of Mathematics and Artificial intelligence*, 2, 221–235, **1990**.

[30] Hahn, G.J., More intelligent statistical software and statistical expert systems : future directions, The *American Statistician*, 39(1), 1–8, **1985**.

[31] Dubois, D., Prade, H., Operations on fuzzy numbers, *International Journal of Systems Science*, 9(6), 613–626, **1978**.

[32] Hanss, M., *Applied Fuzzy Arithmetic: An Introduction with Engineering Applications*, 1st ed. Springer, **2005**.

[33] Abuaarqob, O.A., Shawagfeh, N.T., Abughneim, O.A., Functions defined on fuzzy real numbers according to Zadeh's extension, *International Mathematical Forum*, 16, 763–776, **2008**.

[34] Choi, S.H., Buckley, J.J., Fuzzy regression using least absolute deviation estimators, *Soft Computing*, 12(3), 257–263, **2007**.

[35] Giarratano, J., Riley, G., *Expert Systems: Principles and Programming*, Fourth edi., **1989**.

[36] Turban, E., Aronson, J.E., *Decison support systems and Intelligent System*s, Prentice-Hall International, USA, **2005**.

[37] Türkiye Bilişim Derneği, Kamu-Bib Çalışma Grubu, Kamu Bilişim Platformu Viii Bilgi Yönetimi El Kitabi, http://www.google.de/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=2&ved=0CC4QFjAB&url=http%3A%2F%2Fwww.tbd.org.tr%2Fusr_img%2Fcd%2Fkamubib12%2Fdiger%2FBG4-2006.doc&ei=4bqhUpzOK6PpywPi_4H4DQ&usg=AFQjCNGa2SXLplkf3FuXdYq4I0eMdjjw2g&bvm=bv.57752919,d.bGQ , (Eylül, **2014**).

[38] Gevarter, W.B., *Intelligent Machines : An Introductory Perspective of Artificial Intelligence And Robotics*, Prentice-Hall, NJ, **1985**.

[39] Koçyiğit, N., Merkezi Klima Sistemlerinde Ariza Giderme ve İşletim için Bilgi Tabanli Uzman Sistem Geliştirilmesi, Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, **2008**.

[40] Waterman, D.A., *A guide to expert systems*, Addison-Wesley, **1986**.

[41] Winston, P.H., *Artificial Intelligence*, Third Edit. Addison-Wesley Longman, Boston, **1992**.

[42] Charniak, E., Mcdermott, D., *Introduction to Artificial Intelligence*, Addison-Wesley Pub.Company, **1985**.

[43] Turban, E., Expert systems—another frontier for industrial engineering, *Computers and Industrial Engineering*, 10(3), 227–235, **1986**.

[44] Turban, E., Aronson, J., Liang, T., *Decision Support Systems and Intelligent Systems*. Prentice Hall, NJ, **2004**.

[45] Jackson, P., *Introduction to Expert Systems*, Third edit., Addison-Wesley, **1998**.

[46] Allahverdi, N., *Uzman Sistemler Bir Yapay Zeka Uygulaması*. Atlas Yayın Dağıtım, İstanbul, **2002**.

[47] Rhem, A.J., The basics of expert (knowledge based) systems, http://www.ajrhem.com/EXPERT.pdf , (Ağustos, **2014**).

[48] Nikolopoulos, C., *Expert Systems: Introduction to First and Second Generation and Hybrid Knowledge Based Systems*, Marcel Dekkel, INC, NY, **1997**.

[49] Güngör, Z., Arıkan, F., Application of fuzzy decision making in part-machine grouping, *International Journal of Production Economics*, 63(2), 181–193, **2000**.

[50] Siler, W., Buckley, J.J., *Fuzzy Expert Systems and Fuzzy Reasoning*. John Wiley & Sons, INC, **2005**.

[51] Liu, K., Lewis, F.L., Some issues about fuzzy logic control, *Proceeding of 32nd IEEE Conference on Decision and Control*, San Antonio, Texas, December,1743–1748, **1993**.

[52] Tanaka, H., Fuzzy data analysis by possibilistic linear models, *Fuzzy Sets and Sysems*, 24(3), 363–375, **1987**.

[53] Kim, B., Bishu, R.R., Evaluation of fuzzy linear regression models by comparing membership function, *Fuzzy Sets and Systems*, 100, 343–352, **1998**.

[54] Savic, D.A., Pedrycz, W., Evaluation of fuzzy linear regression models, *Fuzzy Sets and Systems*, 39(1), 51–63, **1991**.

[55] Choi, S., Buckley, J.J., Fuzzy regression using least absolute deviation estimators, *Soft Computing*, 12, 257–263, **2008**.

[56] Diamond, P., Körner, R., Extended fuzzy linear models and least squares estimates, *Computers & Mathematics with Applications*, 33, 15–32, **1997**.

EKLER

Ek-1

BUS ile Durum 2 için $I_0=[a_0,b_0],\ I_1=[a_1,b_1],I_2=[a_2,b_2],I_3=[a_3,b_3]$ *değerlerinin hesaplama*

```
clear all;
close all;
fclose all;
clc;

N=1000;
tum_opt_parametre=[];
tum_opt_parametre_size=N;
parameter_ort=200;
parameter_avg_size=30;
percentage_cikis=4;
pre_change=0.1;
hassas_degisim=30;

Y1=[2.27 5.83 9.39];
Y2=[0.33 0.85 1.37];
Y3=[5.43 13.93 22.43];
Y4=[1.56 4.00 6.44];
Y5=[0.64 1.65 2.66];
Y6=[0.62 1.58 2.54];
Y7=[3.19 8.18 13.17];
Y8=[0.72 1.85 2.98];
Y=[Y1;Y2;Y3;Y4;Y5;Y6;Y7;Y8];

X11=[2 2 2];
X12=[0 0 0];
X13=[1.13 1.13 1.13];
X14=[2 2 2];
X15=[2.19 2.19 2.19];
X16=[0.25 0.25 0.25];
X17=[0.75 0.75 0.75];
X18=[4.25 4.25 4.25];
X1=[X11;X12;X13;X14;X15;X16;X17;X18];

X21=[0 0 0];
X22=[5 5 5];
X23=[1.5 1.5 1.5];
X24=[1.25 1.25 1.25];
X25=[3.75 3.75 3.75];
X26=[3.50 3.50 3.50];
X27=[5.25 5.25 5.25];
X28=[2 2 2];
X2=[X21;X22;X23;X24;X25;X26;X27;X28];

X31=[15.25 15.25 15.25];
X32=[14.13 14.13 14.13];
X33=[14.13 14.13 14.13];
X34=[13.63 13.63 13.63];
X35=[14.75 14.75 14.75];
X36=[13.75 13.75 13.75];
X37=[15.25 15.25 15.25];
X38=[13.50 13.50 13.50];
X3=[X31;X32;X33;X34;X35;X36;X37;X38];

for k=1:N
```

```
c_sol=sort(-rand(1,4));
c_sag=sort(rand(1,4));
c=([c_sol c_sag]);
old_c=c;
current_error=zeros(1,8);
old_c_sol=old_c(1:4);
old_c_sag=old_c(5:8);
dummy_sol=sum((Y(:,1)-(sum((repmat(old_c_sol,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1)
X1(:,1) X2(:,1) X3(:,1)],2))).^2);
dummy_sag=sum((Y(:,3)-(sum((repmat(old_c_sag,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1)
X1(:,3) X2(:,3) X3(:,3)],2))).^2);
dummy=dummy_sol+dummy_sag;
old_error=repmat(dummy,1,8);

current_c_sol_dummy=old_c_sol;
current_c_sol_dummy(1)=(1+pre_change)*old_c_sol(1);
current_error(1)=sum((Y(:,1)-
(sum((repmat(current_c_sol_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,1)
X2(:,1) X3(:,1)],2))).^2);

current_c_sol_dummy=old_c_sol;
current_c_sol_dummy(2)=(1+pre_change)*old_c_sol(2);
current_error(2)=sum((Y(:,1)-
(sum((repmat(current_c_sol_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,1)
X2(:,1) X3(:,1)],2))).^2);

current_c_sol_dummy=old_c_sol;
current_c_sol_dummy(3)=(1+pre_change)*old_c_sol(3);
current_error(3)=sum((Y(:,1)-
(sum((repmat(current_c_sol_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,1)
X2(:,1) X3(:,1)],2))).^2);

current_c_sol_dummy=old_c_sol;
current_c_sol_dummy(4)=(1+pre_change)*old_c_sol(4);
current_error(4)=sum((Y(:,1)-
(sum((repmat(current_c_sol_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,1)
X2(:,1) X3(:,1)],2))).^2);

current_c_sol=(1+pre_change)*old_c_sol;



current_c_sag_dummy=old_c_sag;
current_c_sag_dummy(1)=(1+pre_change)*old_c_sag(1);
current_error(5)=sum((Y(:,3)-
(sum((repmat(current_c_sag_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,3)
X2(:,3) X3(:,3)],2))).^2);

current_c_sag_dummy=old_c_sag;
current_c_sag_dummy(2)=(1+pre_change)*old_c_sag(2);
current_error(6)=sum((Y(:,3)-
(sum((repmat(current_c_sag_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,3)
X2(:,3) X3(:,3)],2))).^2);

current_c_sag_dummy=old_c_sag;
current_c_sag_dummy(3)=(1+pre_change)*old_c_sag(3);
current_error(7)=sum((Y(:,3)-
(sum((repmat(current_c_sag_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,3)
X2(:,3) X3(:,3)],2))).^2);

current_c_sag_dummy=old_c_sag;
current_c_sag_dummy(4)=(1+pre_change)*old_c_sag(4);
```

```
current_error(8)=sum((Y(:,3)-
(sum((repmat(current_c_sag_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,3)
X2(:,3) X3(:,3)],2))).^2);

current_c_sag=(1+pre_change)*old_c_sag;

current_c=[current_c_sol current_c_sag];

hata_flag=zeros(1,8);

counter=0;
parameter_memory=[];
parameter_avg=[];
cikis_flag=0;
error_plot=[];
update_c_sol=c_sol*0;
update_c_sag=0*c_sag;
hata_degisim=zeros(1,8);
yon=zeros(8,1);
parametre_degisim=zeros(8,1);
cikis_flag_1=0;
cikis_flag_2=0;
cikis_flag_3=0;
cikis_flag_4=0;
cikis_flag_5=0;
cikis_flag_6=0;
cikis_flag_7=0;
cikis_flag_8=0;

while(~cikis_flag)
    counter=counter+1;

    for parameter_index=1:length(c_sol)

        old_parameter=old_c_sol(parameter_index);
        current_parameter=current_c_sol(parameter_index);
        yon(parameter_index)=sign(current_parameter-old_parameter);

        hata_degisim(parameter_index)=(current_error(parameter_index)-
old_error(parameter_index))/old_error(parameter_index)*100;
        if hata_degisim(parameter_index)>100
            hata_degisim(parameter_index)=100;
        elseif hata_degisim(parameter_index)<-100
            hata_degisim(parameter_index)=-100;
        end

        if current_c(parameter_index)>current_c(parameter_index+4)
            parametre_flag=0;
        else
            parametre_flag=1;
        end

%sol aralık değerleri güncelleniyor

    end

    for parameter_index=1:length(c_sag)

        old_parameter=old_c_sag(parameter_index);
        current_parameter=current_c_sag(parameter_index);
        yon(parameter_index+4)=sign(current_parameter-old_parameter);
```

```
        hata_degisim(parameter_index+4)=(current_error(parameter_index+4)-
old_error(parameter_index+4))/old_error(parameter_index+4)*100;
        if hata_degisim(parameter_index+4)>100
            hata_degisim(parameter_index+4)=100;
        elseif hata_degisim(parameter_index+4)<-100
            hata_degisim(parameter_index+4)=-100;
        end

        if current_c(parameter_index+4)<current_c(parameter_index)
            parametre_flag=0;
        else
            parametre_flag=1;
        end

%sağ aralık değerleri güncelleniyor

    end

    old_c_sol=current_c_sol;
    current_c_sol=update_c_sol;

    old_c_sag=current_c_sag;
    current_c_sag=update_c_sag;

    current_c=[current_c_sol current_c_sag];
    old_c=[old_c_sol old_c_sag];

    update_c=[update_c_sol update_c_sag];

    parameter_memory=[parameter_memory;update_c];

    if size(parameter_memory,1)>parameter_ort
        ort_deger=sum(parameter_memory(end-
parameter_ort+1:end,:),1)/parameter_ort;
        if size(parameter_avg,1)<parameter_avg_size
            parameter_avg=[parameter_avg;ort_deger];
        else
            parameter_avg=circshift(parameter_avg,[-1 0]);
            parameter_avg(end,:)=ort_deger;
        end
    end

    if size(parameter_avg,1)==parameter_avg_size
        opt_parameter=sum(parameter_avg,1)/parameter_avg_size;
        display([opt_parameter(1:4);opt_parameter(5:8)]);

        if abs((max(parameter_avg(:,1))-
min(parameter_avg(:,1)))/max(parameter_avg(:,1))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_1=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,2))-
min(parameter_avg(:,2)))/max(parameter_avg(:,2))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_2=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,3))-
min(parameter_avg(:,3)))/max(parameter_avg(:,3))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_3=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,4))-
min(parameter_avg(:,4)))/max(parameter_avg(:,4))*100)<percentage_cikis
```

```
            cikis_flag_4=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,5))-
min(parameter_avg(:,5)))/max(parameter_avg(:,5))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_5=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,6))-
min(parameter_avg(:,6)))/max(parameter_avg(:,6))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_6=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,7))-
min(parameter_avg(:,7)))/max(parameter_avg(:,7))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_7=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,8))-
min(parameter_avg(:,8)))/max(parameter_avg(:,8))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_8=1;
        end

        if ((cikis_flag_1==1) && (cikis_flag_2==1) && (cikis_flag_3==1) &&
(cikis_flag_4==1) && (cikis_flag_5==1) && (cikis_flag_6==1) && (cikis_flag_7==1)
&& (cikis_flag_8==1))
            cikis_flag=1;
        end

    end

end

  tum_opt_parametre=[tum_opt_parametre;opt_parameter];

end
     gercek_opt_parametre=sum(tum_opt_parametre,1)/tum_opt_parametre_size;
     display([gercek_opt_parametre(1:4);gercek_opt_parametre(5:8)]);
```

Ek-2

MC ile Durum 2 için en iyi parametreleri hesaplama

```
clear all;
close all;
fclose all;
clc;

p = sobolset(12,'Skip',64);
A = net(p,70000)';
N=70000;
Y=[2.27 5.83 9.39 0.33 0.85 1.37 5.43 13.93 22.43 1.56 4 6.44 0.64 1.65 2.66 0.62
1.58 2.54 3.19 8.18 13.17 0.72 1.85 2.98];
X1=[2 0 1.13 2 2.19 0.25 0.75 4.25];
X2=[0 5 1.5 1.25 3.75 3.50 5.25 2];
X3=[12.25 14.13 14.13 13.63 14.75 13.75 15.25 13.50];

min_E2=10000; min_E1=10000; index_E1=0;index_E2=0;
for k=1:N
    E1=0; E2=0;
    for i=0:7
```

```
        a=Y(i*3+1);b=Y(i*3+2);c=Y(i*3+3);

        s0=0;r0=-2.311;
        s1=-0.6287;r1=-0.6334;
        s2=-1.5148;r2=-1.5240;
        s3=0.7;r3=0;

        A0=sort([(s0-r0)*A(1,k)+r0 (s0-r0)*A(2,k)+r0 (s0-r0)*A(3,k)+r0]);
        A1=sort([(s1-r1)*A(4,k)+r1 (s1-r1)*A(5,k)+r1 (s1-r1)*A(6,k)+r1]);
        A2=sort([(s2-r2)*A(7,k)+r2 (s2-r2)*A(8,k)+r2 (s2-r2)*A(9,k)+r2]);
        A3=sort([(s3-r3)*A(10,k)+r3 (s3-r3)*A(11,k)+r3 (s3-r3)*A(12,k)+r3]);

    YY=A0+A1*X1(i+1)+A2*X2(i+1)+A3*X3(i+1);

    %t=diff_area(a,b,c,YY(1),YY(2),YY(3));
    E1=E1+t/(0.5*(c-a));
    E2=E2+sum(abs([a,b,c]-YY));
    end
if(E1 < min_E1)
min_E1=E1;
index_E1=k;
end
if (E2 < min_E2)
min_E2=E2;
index_E2=k;
end
end

A0=sort([(s0-r0)*A(1,index_E1)+r0 (s0-r0)*A(2,index_E1)+r0 (s0-
r0)*A(3,index_E1)+r0])
A1=sort([(s1-r1)*A(4,index_E1)+r1 (s1-r1)*A(5,index_E1)+r1 (s1-
r1)*A(6,index_E1)+r1])
A2=sort([(s2-r2)*A(7,index_E1)+r2 (s2-r2)*A(8,index_E1)+r2 (s2-
r2)*A(9,index_E1)+r2])
A3=sort([(s3-r3)*A(10,index_E1)+r3 (s3-r3)*A(11,index_E1)+r3 (s3-
r3)*A(12,index_E1)+r3])

A0=sort([(s0-r0)*A(1,index_E2)+r0 (s0-r0)*A(2,index_E2)+r0 (s0-
r0)*A(3,index_E2)+r0])
A1=sort([(s1-r1)*A(4,index_E2)+r1 (s1-r1)*A(5,index_E2)+r1 (s1-
r1)*A(6,index_E2)+r1])
A2=sort([(s2-r2)*A(7,index_E2)+r2 (s2-r2)*A(8,index_E2)+r2 (s2-
r2)*A(9,index_E2)+r2])
A3=sort([(s3-r3)*A(10,index_E2)+r3 (s3-r3)*A(11,index_E2)+r3 (s3-
r3)*A(12,index_E2)+r3])
```

Ek-3

BUS ile Durum 3 için $I_0=[c_0,d_0],\ I_1=[c_1,d_1], I_2=[c_2,d_2]$ *değerlerinin hesaplama*

```
clear all;
close all;
fclose all;
clc;
N=1000;
tum_opt_parametre=[];
tum_opt_parametre_size=N;
parameter_ort=200;
parameter_avg_size=30;
percentage_cikis=4;
pre_change=0.1;
```

```
hassas_degisim=30;

Y1=[55.4 61.6 64.7];
Y2=[50.5 53.2 58.5];
Y3=[55.7 65.5 75.3];
Y4=[61.7 64.9 74.7];
Y5=[69.1 72.7 80.0];
Y6=[49.6 52.2 57.4];
Y7=[47.7 50.2 55.2];
Y8=[41.8 44.0 48.4];
Y9=[45.7 53.8 61.9];
Y10=[45.4 53.5 58.9];
Y=[Y1;Y2;Y3;Y4;Y5;Y6;Y7;Y8;Y9;Y10];

X11=[5.7 6.0 6.9];
X12=[4.0 4.4 5.1];
X13=[8.6 9.1 9.8];
X14=[6.9 8.1 9.3];
X15=[8.7 9.4 11.12];
X16=[4.6 4.8 5.5];
X17=[7.2 7.6 8.7];
X18=[4.2 4.4 4.8];
X19=[8.2 9.1 10];
X110=[6.0 6.7 7.4];
X1=[X11;X12;X13;X14;X15;X16;X17;X18;X19;X110];

X21=[5.4 6.3 7.1];
X22=[4.7 5.5 5.8];
X23=[3.4 3.6 4.0];
X24=[5.0 5.8 6.7];
X25=[6.5 6.8 7.1];
X26=[6.7 7.9 8.7];
X27=[4.0 4.2 4.8];
X28=[5.4 6.0 6.3];
X29=[2.7 2.8 3.2];
X210=[5.7 6.7 7.7];
X2=[X21;X22;X23;X24;X25;X26;X27;X28;X29;X210];
%%
for k=1:N
c_sol=rand(1,3);
c_sag=rand(1,3);
c=[c_sol c_sag];
old_c=c;
current_error=zeros(1,6);
old_c_sol=old_c(1:3);
old_c_sag=old_c(4:6);
dummy_sol=sum((Y(:,1)-(sum((repmat(old_c_sol,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1)
X1(:,1) X2(:,1)],2))).^2);
dummy_sag=sum((Y(:,3)-(sum((repmat(old_c_sag,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1)
X1(:,3) X2(:,3)],2))).^2);
dummy=dummy_sol+dummy_sag;
old_error=repmat(dummy,1,6);
current_c_sol_dummy=old_c_sol;
current_c_sol_dummy(1)=(1+pre_change)*old_c_sol(1);
current_error(1)=sum((Y(:,1)-
(sum((repmat(current_c_sol_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,1)
X2(:,1)],2))).^2);
current_c_sol_dummy=old_c_sol;
current_c_sol_dummy(2)=(1+pre_change)*old_c_sol(2);
current_error(2)=sum((Y(:,1)-
(sum((repmat(current_c_sol_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,1)
X2(:,1)],2))).^2);
current_c_sol_dummy=old_c_sol;
current_c_sol_dummy(3)=(1+pre_change)*old_c_sol(3);
current_error(3)=sum((Y(:,1)-
(sum((repmat(current_c_sol_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,1)
X2(:,1)],2))).^2);
```

```
current_c_sol=(1+pre_change)*old_c_sol;


current_c_sag_dummy=old_c_sag;
current_c_sag_dummy(1)=(1+pre_change)*old_c_sag(1);
current_error(4)=sum((Y(:,3)-
(sum((repmat(current_c_sag_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,3)
X2(:,3)],2))).^2);
current_c_sag_dummy=old_c_sag;
current_c_sag_dummy(2)=(1+pre_change)*old_c_sag(2);
current_error(5)=sum((Y(:,3)-
(sum((repmat(current_c_sag_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,3)
X2(:,3)],2))).^2);
current_c_sag_dummy=old_c_sag;
current_c_sag_dummy(3)=(1+pre_change)*old_c_sag(3);
current_error(6)=sum((Y(:,3)-
(sum((repmat(current_c_sag_dummy,size(Y,1),1)).*[ones(size(Y,1),1) X1(:,3)
X2(:,3)],2))).^2);
current_c_sag=(1+pre_change)*old_c_sag;
current_c=[current_c_sol current_c_sag];
hata_flag=zeros(1,6);
counter=0;
parameter_memory=[];
parameter_avg=[];
cikis_flag=0;
error_plot=[];
update_c_sol=c_sol*0;
update_c_sag=0*c_sag;
hata_degisim=zeros(1,6);
yon=zeros(6,1);
parametre_degisim=zeros(6,1);
cikis_flag_1=0;
cikis_flag_2=0;
cikis_flag_3=0;
cikis_flag_4=0;
cikis_flag_5=0;
cikis_flag_6=0;
while(~cikis_flag)
    counter=counter+1;

    for parameter_index=1:length(c_sol)

        old_parameter=old_c_sol(parameter_index);
        current_parameter=current_c_sol(parameter_index);
        yon(parameter_index)=sign(current_parameter-old_parameter);
        hata_degisim(parameter_index)=(current_error(parameter_index)-
old_error(parameter_index))/old_error(parameter_index)*100;
        if hata_degisim(parameter_index)>100
            hata_degisim(parameter_index)=100;
        elseif hata_degisim(parameter_index)<-100
            hata_degisim(parameter_index)=-100;
        end

        fis = readfis('regresyondeneme.fis');
        parametre_degisim(parameter_index)=
evalfis([hata_degisim(parameter_index);parametre_flag],fis);

        %sol aralık değerleri güncelleniyor
    end

    for parameter_index=1:length(c_sag)

        old_parameter=old_c_sag(parameter_index);
        current_parameter=current_c_sag(parameter_index);
        yon(parameter_index+3)=sign(current_parameter-old_parameter);
```

```
        hata_degisim(parameter_index+3)=(current_error(parameter_index+3)-
old_error(parameter_index+3))/old_error(parameter_index+3)*100;
        if hata_degisim(parameter_index+3)>100
            hata_degisim(parameter_index+3)=100;
        elseif hata_degisim(parameter_index+3)<-100
            hata_degisim(parameter_index+3)=-100;
        end

        fis = readfis('regresyondeneme.fis');
        parametre_degisim(parameter_index+3)=
evalfis([hata_degisim(parameter_index+3);parametre_flag],fis);

        %sağ aralık değerleri güncelleniyor
    end

    old_c_sol=current_c_sol;
    current_c_sol=update_c_sol;
    old_c_sag=current_c_sag;
    current_c_sag=update_c_sag;
    current_c=[current_c_sol current_c_sag];
    old_c=[old_c_sol old_c_sag];
    update_c=[update_c_sol update_c_sag];
    parameter_memory=[parameter_memory;update_c];
    if size(parameter_memory,1)>parameter_ort
        ort_deger=sum(parameter_memory(end-
parameter_ort+1:end,:),1)/parameter_ort;
        if size(parameter_avg,1)<parameter_avg_size
            parameter_avg=[parameter_avg;ort_deger];
        else
            parameter_avg=circshift(parameter_avg,[-1 0]);
            parameter_avg(end,:)=ort_deger;
        end
    end

    if size(parameter_avg,1)==parameter_avg_size
        opt_parameter=sum(parameter_avg,1)/parameter_avg_size;

        if abs((max(parameter_avg(:,1))-
min(parameter_avg(:,1)))/max(parameter_avg(:,1))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_1=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,2))-
min(parameter_avg(:,2)))/max(parameter_avg(:,2))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_2=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,3))-
min(parameter_avg(:,3)))/max(parameter_avg(:,3))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_3=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,4))-
min(parameter_avg(:,4)))/max(parameter_avg(:,4))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_4=1;
        end

        if abs((max(parameter_avg(:,5))-
min(parameter_avg(:,5)))/max(parameter_avg(:,5))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_5=1;
        end
```

```
        if abs((max(parameter_avg(:,6))-
min(parameter_avg(:,6)))/max(parameter_avg(:,6))*100)<percentage_cikis
            cikis_flag_6=1;
        end

        if ((cikis_flag_1==1) && (cikis_flag_2==1) && (cikis_flag_3==1) &&
(cikis_flag_4==1) && (cikis_flag_5==1) && (cikis_flag_6==1))
            cikis_flag=1;
        end

    end

end
   tum_opt_parametre=[tum_opt_parametre;opt_parameter];

end
     gercek_opt_parametre=sum(tum_opt_parametre,1)/tum_opt_parametre_size;
     display([gercek_opt_parametre(1:3);gercek_opt_parametre(4:6)]);
```

Ek-4

MC ile Durum 3 için en iyi parametreleri hesaplama

```
clear all;
close all;
fclose all;
clc;

p = sobolset(3,'Skip',64);
A = net(p,100000)';
N=100000;
Y=[55.4,61.6,64.7,50.5,53.2,58.5,55.7,65.5,75.3,61.7,64.9,74.7,69.1,72.7,80.0,49.
6,52.2,57.4,47.7,50.2,55.2,41.8,44.0,48.4,45.7,53.8,61.9,45.4,53.5,58.9];
X1=[5.7,6.0,6.9,4,4.4,5.1,8.6,9.1,9.8,6.9,8.1,9.3,8.7,9.4,11.2,4.6,4.8,5.5,7.2,7.
6,8.7,4.2,4.4,4.8,8.2,9.1,10.0,6.0,6.7,7.4];
X1=reshape(X1,3,10)';
X2=[5.4,6.3,7.1,4.7,5.5,5.8,3.4,3.6,4.0,5.0,5.8,6.7,6.5,6.8,7.1,6.7,7.9,8.7,4.0,4
.2,4.8,5.4,6,6.3,2.7,2.8,3.2,5.7,6.7,7.7];
X2=reshape(X2,3,10)';
min_E2=10000; min_E1=10000; index_E1=0;index_E2=0;
for k=1:N
    E1=0; E2=0;
    for i=0:9
        a=Y(i*3+1);b=Y(i*3+2);c=Y(i*3+3);

        s0=5.5895;r0=5.4301;
        s1=4.5421;r1=4.4158;
        s2=3.6741;r2=3.6310;

        A0=(s0-r0)*A(1,k)+r0;
        A1=(s1-r1)*A(2,k)+r1;
        A2=(s2-r2)*A(3,k)+r2;
    YY=A0+A1*[X1(i+1,1),X1(i+1,2),X1(i+1,3)]+A2*[X2(i+1,1),X2(i+1,2),X2(i+1,3)];

    t=diff_area(a,b,c,YY(1),YY(2),YY(3));
    E1=E1+t/(0.5*(c-a));
    E2=E2+sum(abs([a,b,c]-YY));
    End

if(E1 < min_E1)
min_E1=E1;
index_E1=k;
```

```
end
if (E2 < min_E2)
min_E2=E2;
index_E2=k;
end
end


A0=(s0-r0)*A(1,index_E1)+r0
A1=(s1-r1)*A(2,index_E1)+r1
A2=(s2-r2)*A(3,index_E1)+r2

A0=(s0-r0)*A(1,index_E2)+r0
A1=(s1-r1)*A(2,index_E2)+r1
A2=(s2-r2)*A(3,index_E2)+r2
```

ÖZGEÇMİŞ

Kimlik Bilgileri

Adı Soyadı :Duygu İÇEN

Doğum Yeri :Manisa

Medeni Hali :Bekar

E-Posta : duyguicn@hacettepe.edu.tr

Adresi : Hacettepe Üniversitesi, İstatistik Bölümü, Beytepe - Ankara

Eğitim

Lise : 1999-2002 Dündar Çiloğlu Anadolu Lisesi

Lisans : 2002-2007 Hacettepe Üniversitesi İstatistik Bölümü

Yüksek Lisans : 2007-2010 Hacettepe Üniversitesi İstatistik Bölümü

Doktora : 2010-2015 Hacettepe Üniversitesi İstatistik Bölümü

Yabancı ve Düzeyi

İngilizce (ÜDS puanı: 80) 13 Nisan 2010

İngilizce (TOEFL-IBT:80) Mayıs 2010

İş Deneyimi

Araştırma Görevlisi (2007 - …) Hacettepe Üniversitesi, İstatistik Bölümü

Deneyim Alanları

Bulanık Regresyon Analizi, Veri Madenciliği, Çok Değişkenli İstatistik

Tezden Üretilmiş Projeler ve Bütçesi

-

Tezden Üretilmiş Yayınlar

İçen, D., Günay, S., Uzman Sistemler ve İstatistik, *İstatistikçiler Dergisi: İstatistik&Aktüerya,* 7, 37-45, **2014**

Tezden Üretilmiş Tebliğ ve/veya Poster Sunumu ile Katıldığı Toplantılar

-