

47052



YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**BULANIK ANALİZ VE MODELLEME İLE EKONOMİ
SİSTEMİ İÇİNDE BORSA BİLEŞİK ENDEKSİ
ÇIKARAN UZMAN SİSTEM TASARIMI**

Bilgisayar Müh. Erdal BAŞ

**F.B.E. Bilgisayar Bilimleri Mühendisliği Anabilim Dalında
hazırlanan**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Tez Danışmanı : Y.Doç.Dr. Selim AKYOKUŞ

İSTANBUL, 1995

İÇİNDEKİLER

ŞEKİL	ii
TEŞEKKÜR	iii
TÜRKÇE ÖZET	iv
YABANCI DİLDE ÖZET	vi
1. GİRİŞ	1
1.1. Uzman Sistemler	2
1.2. Cognitive Hesaplama	3
1.3. Bulanık Mantık	4
1.4. Bulanık Uzman Sistemler	5
2. AMAÇ MODELİN KURULMASI	8
2.1. Etkin Değerlerin Elde Edilmesi	9
2.2. Üyelik Fonksiyonlarının Oluşturulması	10
2.3. Bulanık Kuralların Oluşturulması	14
2.4. Kuralların Çalıştırılması	21
3. MODELİN İYİLEŞTİRİLMESİ	22
3.1. Kuraltabanı İyileştirilmesi	22
3.2. Sisteme Kendini Ayarlayabilme Özelliği Katılması	23
SONUÇLAR VE ÖNERİLER	24
KAYNAKLAR	25
EKLER	27

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.4	Örnek X, Y, Z değişkenleri üyelik fonksiyonları	6
Şekil 2.2.1	Örnek üyelik fonksiyonu	10
Şekil 2.2.2	Değişken değer aralığı, üyelik fonksiyonları ilişkisi	11
Şekil 2.2.3	Sistem değişkenleri için üyelik fonksiyonu örneği	14
Şekil 2.3.1	Üyelik fonksiyonlarında değer bulma	15
Şekil 2.3.2	Kural üyelik fonksiyonu oluşumu	17
Şekil 2.3.3	Üyelik fonksiyonlarında değer bulma(Tek değerli)	17
Şekil 2.3.4	Kural üyelik fonksiyonları oluşumu(Tek değerli)	18
Şekil 2.3.5	Kural çıkış değişkeni bölümü oluşumu	19



TEŞEKKÜR

Bu tezin hazırlanmasında; bulanıklık, uzman sistem ve uygulama örneği alanlarındaki bilgi ve fikir katkıları, önerileri; ayrıca, maddi manevi her türlü destekleri için, tez danışmanım Sayın Selim AKYOKUŞ’a, Sayın Halil Murat ÖZTÜRK’e, Sayın Bertan BADUR’a, Sayın Ahmet SARI’ya, Sayın Osman ATAM’a ve Sayın Hüseyin BASMACI’ya teşekkürlerimi belirtmek isterim.



ÖZET

İlgili alan bilgilerinden oluşan bir veri kümesinin kullanılmasıyla, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası bileşik endeksi tahmini çıkaracak bulanık uzman sistem için bulanık üyelik fonksiyonları, bulanık kurallar ve bulanık çıkarım mekanizması üretimi, bu çalışmanın temel yönlerini oluşturmaktadır.

İlk olarak, her bir sistem değişkeni için bu değişkenin verileri içindeki en düşük ve en yüksek değerler bulunur. Bu değerler bulunduktan sonra, aralarındaki farklar hesaplanır. Bu fark ayar katsayısı olan beşe bölünür; bulunan sonuç değişkenin en küçük değerinden çıkarılır, en büyük değerine eklenir. Bu işlem, bulanık uzman sisteminin daha geniş aralıktaki girdi değişkenleri durumunda da çalışabilmesi için, kuruluş aşamasında değişken aralıklarını bir oranda büyütmek amacıyla yapılmıştır.

İkinci olarak, sistem değişken aralıkları tanımlandıktan sonra, değişkenler için üyelik fonksiyonları kurulacaktır. Her değişken için bulanık üyelik fonksiyonları sayısı yine beş olarak belirlenmiştir. Aynı zamanda, birbirine bitişik bulanık üyelik fonksiyonları için örtüşme oranı 0.25 seçilmiştir. Bu da, sistemin daha önce karşılaşmadığı bir durumla karşılaştığında, tahmin çıkarım yeteneğini arttırmak için gerçekleştirilmiştir.

Bir sonraki aşamada, her bir sistem değişkeni üyelik fonksiyonu aralığı için, veri kümesi taranır ve bu aralık içindeki verilerin ortalaması ve standart sapması hesaplanır. Bu, belirtilen aralık üzerinde tanımlanacak üyelik derecelerini belirlemek için yapılmaktadır. Böylece, üyelik derecesi 1, ortalamanın standart sapmanın yarısı kadar sol tarafından, ortalamanın standart sapmanın yarısı kadar sağ tarafına kadar olan tüm aralığa değer olarak atanır.

Sistemin bütün üyelik fonksiyonları üretildikten sonra, sistem kuraltabanı üretimine geçilir. Kuraltabanındaki her kural 13 bölümden oluşur. Bunlardan 12'si sistem giriş değişkenlerini, diğeri ise çıkış değişkenini temsil eder. Yapı, bunların bulanık yapıda olmalarıyla, bulanık sistem sınıfına girmiş olur. Kuralın her bölümü, ilgili değişkenin üyelik fonksiyonlarından çıkarılacaktır. Çıkarım, eldeki veri kümesinin taranması sırasında, ilgili değişkenin aldığı değerlere göre oluşacaktır. Tüm kurallar eldeki veri kümesinin üzerinden tek bir geçişle gerçekleşecektir.

Bulanık uzman sistemin kuraltabanı kurulduktan sonra, sistem, tahmin hata istatistikleri görülmek üzere eldeki ilk veri kümesi üzerinde çalıştırılır. Eldeki veriler sistemin tahmin edeceği değerleri de içerdiğinden, bu denemeleri yapabiliriz. Sistem bu aşamada, % 2.49 ortalama tahmin hatası ve % 10.49 tahmin hataları standart sapması istatistiklerini vermiştir.

Kuraltabanı iyileştirmesi ise bir sonraki aşamadır. Kurallar teker teker geçici olarak kuraltabanından çıkarılır; ve sistem bu yeni şekliyle eldeki veri kümesi üzerinde denenir. Eğer hata ölçütünde bir azalma olursa, o kural tamamıyla kuraltabanından silinir; diğer türlü kuraltabanına tekrar alınır. Bu şekilde tüm kurallar denendikten sonra, sistem yine eldeki veriler üzerinde çalıştırılır. Beklenileceği gibi, bu iyileştirilmiş bulanık uzman sistemde tahmin hata ölçütlerinde azalma olacaktır. Denemeler sonunda, ortalama tahmin hatasının % 1.10'a, tahmin hataları standart sapmasının % 8.34'e gerilediği görülmüştür. Aynı zamanda, kuraltabanındaki kural sayısı da 98'den 88'e düşmüştür.

Son olarak, sistemin bir ölçüde kendi kendini ayarlama özelliği taşıdığını da belirtmek gereklidir. Sistem kullanıma girdikten sonra girilecek verilerden kurallar

oluřturulup geici olarak kuratabanına eklenecek, eldeki tm deęerler zerinde denendięinde, hata ltlerinde azalma olursa, bu kurallar kuraltabanında kalacaktır.



ABSTRACT

Main concerns of this work are generating fuzzy membership functions, fuzzy rules, and a fuzzy inference mechanism of a fuzzy expert system for estimation of İstanbul Stock Exchange composite index by using only a set of domain-specific data.

Firstly, all system variables are analyzed one by one to find out their minimum and maximum values. After having these values, the differences between them are computed. Then, for each variable, this difference is divided by five, which is a scaling factor, and the result is subtracted from the minimum value of the variable, while it is added to the maximum value of the variable. This action is taken place for enlarging the domain of the variables so that the system will be able to work in such a wider range of values of the input variables.

Secondly, after having determined the ranges of each system variable, it is the time to begin to setting up the fuzzy membership functions of the variables. Again, five is chosen for the number of fuzzy membership functions per system variable. In the meantime, one fourth is chosen for the rate of overlapping of a fuzzy membership function with another to which it is next. That is also for making the fuzzy expert system more likely able to estimate the expected result in such a case that the system never met with before.

In the next stage, for each interval of a system variable membership functions, the data set is scanned so that the mean and the standard deviation of each one are computed. This is for assigning membership degrees to values in each interval; i.e. membership degree one is assigned to the values in the range beginning from the mean minus the half of the standard deviation to the mean plus the half of the standard deviation of the values of each interval of each fuzzy membership function.

After all fuzzy membership functions of the whole system are generated, the generation of the system rulebase begins. Each rule in the rulebase consists of thirteen sections, which are twelve premises and one consequent representing system input and output variables, respectively. All these parts will be in fuzzy form so that the system can be classified as a fuzzy system. Each section is set up from fuzzy membership functions of its base system variable, while scanning of the data set according to the system variable in process for rule generation. It should be said that; the generation of all rules is done in a single pass scanning of the data set.

After the rulebase of the fuzzy expert system is set up, the system is applied to the initial data set to see the system estimation error statistics. We can do these trials, because of the fact that the initial data set also contains the exact values of the system output variables in ahead. In this stage, this implemented fuzzy expert system gave 2.49 % estimation error, and 10.49 % standard deviation of estimation error as error statistics.

The next stage is the optimization of the rulebase. The rules are temporarily taken out of the rule base one by one, and this changed system is applied to the initial data set to look up the system estimation error statistics. If this changed system gives better statistics in the error performance criterion on error measures, then the temporarily extracted rule is completely deleted from the rulebase; otherwise it is included in the system again. After this process completed, the optimized fuzzy expert system is applied to the initial data set to look up the system estimation error statistics. As it can be expected, this optimized fuzzy expert system reduces the estimation error measures; that

is 1.10 % estimation error, and 8.34 % standard deviation of estimation error as error statistics. Meanwhile, the number of rules in the rulebase is reduced from 98 to 88.

Finally, the system also has some adaptability features. After the system is put in use, if new input data decrease error measures, when they are temporarily included in the system as a rule, then they will be added to the rulebase permanently.



1. GİRİŞ

Bilgisayar teknolojileri ve bilimlerinin gelişmesiyle, sosyal yaşamın değişik parçalarının matematiksel modellenmesi ve analiz çalışmaları oldukça artmıştır. Sosyal sistemlerin karmaşıklığını, belirsizlik boyutunu içine alarak yansıtan modellerin ortaya çıkması da bu alana ilgiyi pekiştirmiştir. Modelleme çalışmaları ve bu modellerin işlev kazanmalarının sağlanması, uzman sistemlerle gerçekleşmiştir. Yapılan çalışma; enflasyon, döviz, faiz, borsa ve benzerleri gibi ekonomi sisteminin sayısal olarak ölçülebilen değişkenlerinin, kurulacak bir bulanık uzman sistem içerisinde analizi ve modellenmesi ile yaklaşık borsa bileşik endeksi çıkarımını içermektedir.

Sistemin asıl işlevi, verilen herhangi bir veri kümesini kullanarak , o küme için çıkış değişkeninin, küme değişkenlerinin alacağı değerlere göre tahmin edilebilmesi için gerekli bulanık üyelik fonksiyonları ve kurallarının atanması için bir yapı kurmasıdır. Bu amaca ulaşmak için, yapının belli bir fonksiyona bağlı olmayan; ancak, aralarında yine de ilişki olduğu varsayılan bir veri kümesi üzerinde denenmesi yerinde olacaktır. Bu nedenle, eldeki bulanık tasarıma uygulama alanı olarak, ekonomi sisteminde yaklaşık borsa bileşik endeksi çıkarımı seçilmiştir.

Bulanık üyelik fonksiyonları ve bulanık kuraltabanının eldeki veri kümesinden kurulması; ek olarak, sisteme kendini bir ölçüde ayarlayabilme özelliği katılması çalışmanın temel alanını oluşturmaktadır.

Bu bölümde, konuyla ilgili genel kavramlar hakkında bazı bilgiler aktarılıp, ilişkili diğer alanlardan söz edilecektir. Yapılan çalışmanın temeli olan **bulanık uzman sistemler**, veri üzerinde ikili mantık yerine bulanık üyelik fonksiyonları ve bulanık kurallarla çalışan uzman sistemler olarak tanımlanabilir. Bu sistemlerin uzman sistem olarak sınıflandırılması dolayısıyla uzman sistemler, bulanık tabanlı olmaları dolayısıyla cognitive hesaplama ve bulanık mantık konuları incelenecektir.

1.1. Uzman Sistemler

Uzman sistemler, genellikle konularında uzman insanlar tarafından çözülen problemleri çözme veya öneriler sunma yeteneğine sahip sistemlerdir. Bu çözüm için yeterince ilgili alan bilgisinin verimli bir kullanım sağlayacak şekilde sistem içerisinde var olması gereklidir. Ayrıca, bu bilgilerden çıkarım yapacak bir **çıkartım aygıtının** da varlığı gereklidir. Uzman sistemlerin uygulama alanlarına tıpta hastalık teşhisi, finansal öneri sunma, ürün tasarımı gibi pek çok örnek verilebilir. (Rich et al,1991)

İlk uzman sistem 1960'lı yılların sonlarında geliştirilmiş olmasına rağmen, bu alanda asıl çalışmalar 70'li yıllarda hız kazanmıştır. Tıp alanında en tanınmış uzman sistem olan **MYCIN** de bu yıllarda geliştirilmiştir. Bu sistem çok sayıda hastalığın teşhis ve tedavisinde yardımcılık işlevi görme yeteneğini taşımaktaydı. MYCIN aynı zamanda teşhisine açıklama getirme özelliğini de göstermekteydi. MYCIN'in tıp bilgilerini temsili ve kullanım teknikleri bu alandaki çalışmalar üzerinde büyük etkide bulunmuştur. Ayrıca, bu uzman sistemin başarısı uzman sistemlerin diğer alanlarda da geliştirilmesi yolunda itici güç olmuştur.

Uzman sistemler yapısal olarak,

$$\text{UZMAN SİSTEM} = \text{BİLGİTABANI} + \text{ÇIKARIM AYGITI}$$

şeklinde tasarlanmaktadır. Bilgitabanı, ilgili alanın alan-özel bilgilerinden , çıkartım aygıtı ise bilgitabanındaki bilgiyi kullanacak algoritmalarından oluşmaktadır.

Uzman sistemler, önceleri yüksek düzeyli programlama dilleriyle geliştirilmekteydi. Zamanla geliştirme ortamı çoğunlukla **uzman sistem kabuklarına** dönüşmüştür. Bunlar, çıkartım aygıtını içlerinde taşırlar ve onu kullanıcıların ekleyeceği bilgitabanı ile bütünleştirip uzman sistem meydana getirirler. Ek olarak, **uzman sistem oluşturma araçları** da kullanılmaya başlanmıştır. Bunları, özel amaçlı programlama dilleri olarak düşünebiliriz. Yine, bu araçlar da bilgitabanı ve çıkartım aygıtı ayrımını, geliştirmenin temeli olarak kabul ederler.

Uzman sistemler geliştirilirken, ilgili alanda uzman kişiler, kitaplar , dergiler ve veritabanları gibi çeşitli bilgi kaynaklarına başvurulur. Oldukça fazla yetkinlik gerektiren uzman sistem geliştirimini gerçekleştiren kişiye, **bilgi mühendisi** denilmektedir. Bilginin toplanması ve bilgitabanı yapısının kurulması işlemi de **bilgi edinimi** olarak adlandırılır.

Bilgi edinimi işleminin önemli bir parçası da **bilgi temsili**dir. Bilgi temsili yapılanmalarının taşımaları gereken önemli özellikler arasında :

- İlgili alan bilgisini yeterli etkinlikte kodlayabilmesi,
 - Bilgitabanındaki bilgileri anlaşılabilir şekilde düzenleyebilmesi,
 - Algoritmik işlemlere uygun yapıda olması,
 - Çözüm açıklamalarına kolaylık sağlaması
- sayılabilir. (Lucas et al, 1991)

1.2. Cognitive Hesaplama

Cognitive hesaplama, doğal zekayı yansıtan metotlarla problem çözmeye yönelme olarak ortaya çıkmıştır. Analitik çözümlerin yetersiz kaldığı alanlarda uygulanmaktadır. Tanıma problemlerinde - elyazısı, konuşma, nesne tanıma - çok sayıda gerçek zamanlı işlemin gerekli oluşu veya gezgin satıcı örneğinde aşırı yüklü arama zorunluluğu, bunların çözümünde farklı bir yol tutulmasını gündeme getirmiştir. Cognitive hesaplama, doğanın benzer problemlere ürettiği çözümler benzeri yaklaşımları ilgili problemin çözümü içine katar. Bu yaklaşım, pek çok programlama probleminin çözümünü daha kısa kodlu, hızlı çalışan ve yazımını, kontrolünü çabuklaştırıcı şekle dönüştürür.

Cognitive hesaplama teknolojisinin en önemli üç yöntemini :

- Sinirsel tabanlı,
- Bulanık tabanlı,
- Genetik tabanlı

olarak belirtebiliriz.

Yapay sinir ağları, tanıma, öğrenme, işlem planlaması alanlarında model kurmak için ilkelerini beyin organına benzerlik kurarak çıkarmıştır. **Bulanık sistemler**,

klasik mantıktan farklı olarak düzeneğini insanların yaklaşıklık ile karar alması üzerine kurmuştur. **Genetik algoritmalar**, ilgili problemin çözümünde belli kriterlere göre yüksek uygunluk gösteren seçenekler arasında rastlantısal arama yapılması olarak düşünülebilir. (Spillman, 1993) Bu üçünün ortak özelliği, bunların daha önce karşılaşmadıkları problemlere önceden yakın oldukları çözümleri yaklaştırarak çözüm sunmalarıdır. Başarılarına temel olan, işte bu genelleme özellikleridir. (Johnson,. 1993)

1.3. Bulanık Mantık

Dereceli doğrulukları işleyecek şekilde geliştirilmiş, klasik ikili mantığın bir üst yapısıdır. **Lotfi Zadeh** tarafından, 1960`lı yıllarda doğal dillerdeki belirsizliği modelleme amacıyla, tanımlanmıştır. Klasik mantıkta, anlamın kesin olmadığı durumlarda önermeleri temsil edecek mekanizmaların olmayışı ve anlam temsili sunan dillerle önermenin sembolik olarak temsil edilebilmesi durumunda da çıkarım yapabilecek mekanizmaların yokluğu, böyle bir yapıyı zorunlu kılmıştır. Bulanık mantık bu engelleri, anlamı kesin belirlenmemiş önermeleri, değişkenler üzerine esnek sınırlar tanımlayıp temsil ederek ve çıkarımı, belirtilen esnek sınırları sistem bütününe etkileştirerek aşarlar. Ayrıca, Zadeh`e (1988) göre, onu tek bir teori olarak değil klasik kümelerle ilgili tüm teorileri kesikli yapıdan sürekli yapıya dönüştürüp genelleme yapabilecek bir yöntem olarak anlamak gereklidir.

Bulanık mantık ile **bulanık altküme** kavramlarını beraber ele almak yerinde olur. **U** tanım kümesi, **S** bu küme üzerinde tanımlı klasik altküme üretme fonksiyonu, **F** bu küme üzerinde tanımlı bulanık altküme üretme fonksiyonu olarak düşünülürse ,

$$S : U \rightarrow \{ 0,1 \}$$

$$F : U \rightarrow [0,1]$$

farklılığı ortaya çıkar. Bulanık altküme oluşurken tanım kümesi elemanlarına atanan $[0,1]$ kapalı aralığı içindeki değerler aynı zamanda o elemanın **üyelik derecesidir**. Belirtilen **F** fonksiyonu da **üyelik fonksiyonu** olarak adlandırılır. Bulanık mantık işlemlerinde, bulanık üyelik dereceleri klasik küme değerlerine $\{0,1\}$ sınırlandırılırsa klasik mantığının

sonuçları elde edilir.(Bu uzantı ilkesi daha önce de belirtildiği üzere üst yapı olma özelliğini sağlar.) (Klir, 1988)

Bulanık mantık temel işlemlerinin, farklı bakışlara rağmen, genel kabul görmüş olanlarını,

$$\text{Doğruluk(Değil X)} = 1 - \text{Doğruluk(X)}$$

$$\text{Doğruluk(X ve Y)} = \min(\text{Doğruluk(X)}, \text{Doğruluk(Y)})$$

$$\text{Doğruluk(X veya Y)} = \max(\text{Doğruluk(X)}, \text{Doğruluk(Y)})$$

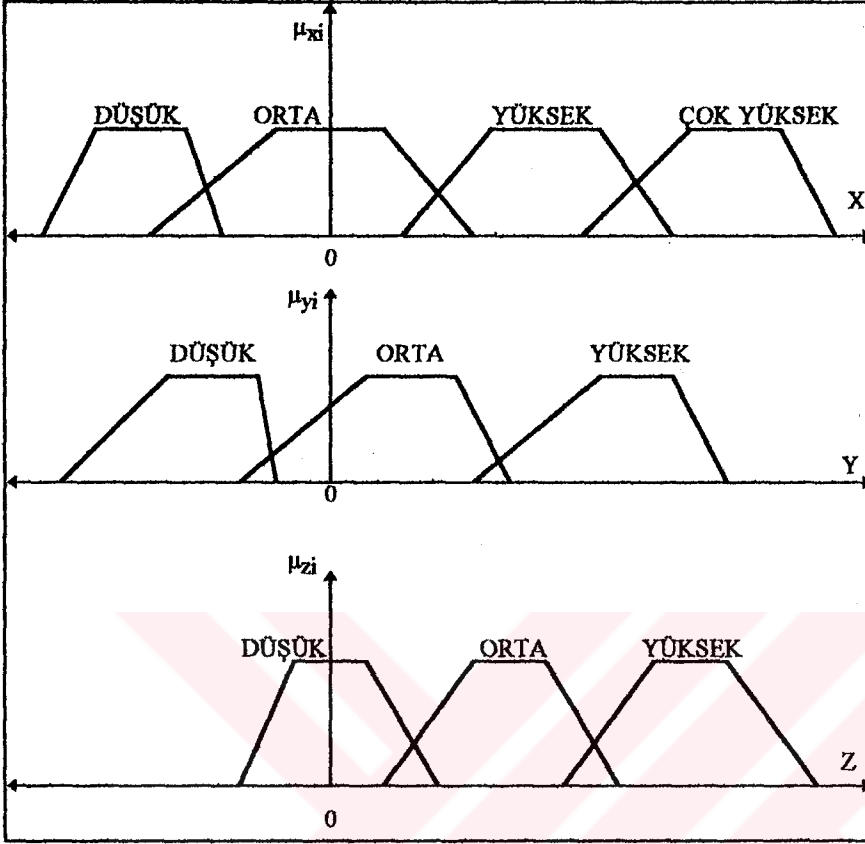
olarak gösterebiliriz.

1.4. Bulanık Uzman Sistemler

Veri üzerinde ikili mantık yerine bulanık üyelik fonksiyonları ve **bulanık kurallarla** çalışan uzman sistemlere **bulanık uzman sistemler** denir. Bulanık uzman sistemlerde yer alan kurallar kümesi kuraltabanı olarak adlandırılır. Bulanık uzman sistemlerdeki kurallara bir örnek verirsek :

EĞER x DÜŞÜK ve y YÜKSEK ise z ORTA

Burada, Şekil 1.4'te gösterilen $x \in X$, $y \in Y$ giriş değişkenleri, $z \in Z$ çıkış değişkeni; **DÜŞÜK** X üzerinde, **YÜKSEK** Y üzerinde **ORTA** Z üzerinde tanımlı bulanık altkümeler (üyelik fonksiyonları) olmak üzere, x y girdilerinin sıralı olarak düşük ve yüksek değerlerde olmaları durumunda, z sonuç olarak orta değerdedir anlamı vardır.



Şekil 1.4 Örnek X, Y, Z değişkenleri üyelik fonksiyonları.

Bulanık uzman sistemlerde genel çıkarım işlemi dört aşamada tamamlanır:

A. Bulanıklaştırma

Bulanıklaştırmada, giriş değerleri, giriş değişkenleri üzerinde tanımlı üyelik fonksiyonlarına uygulanarak kuraltabanındaki tüm kuralların **şart bölümlerinin** her bir şartının doğruluk değerleri hesaplanır.

B. Çıkarım

Daha önce hesaplanmış tüm şartların doğruluk değerlerinden, kuraltabanındaki tüm kuralların **kural-şart doğruluk değerleri**, genellikle bulanık "ve" operatörü ile hesaplanır; sonra her bir kuralın **sonuç bölümüne** uygulanır. Sonuç bölümüne uygulamanın birçok yolu vardır. Örneğin, **MIN** metodu ile kuralın her bir çıkış değişkeni bulanık üyelik fonksiyonu, kural şart değeri ile sınırlandırılır. **ÇARPIM** metodu ile kuralın her bir çıkış değişkeni bulanık üyelik fonksiyonu, kural şart değeri ile çarpılır. Bu aşamada, her bir çıkış değişkeni için kuraltabanındaki kural sayısı kadar bulanık altküme

oluşmuş olur. (Bazıları kural şart doğruluk derecelerine göre '0' sabit fonksiyonu olabilir.)

C. Birleştirme

Bir önceki aşamada her bir kuraldan ortaya çıkan bulanık altkümeler, her bir çıkış değişkeni için tek bir bulanık altkümeyle dönüştürülür. Yine bu dönüşümde de birçok farklı yöntem uygulanabilir. Örneğin, **MAX birleştirme metodunda**, her bir eleman için tüm bulanık altkümelerdeki o elemanın üyelik dereceleri içinde en yüksek değer sonuç bulanık altkümesinde o elemanın üyelik derecesi olarak atanır. **TOPLAM birleştirme metodunda**, her bir eleman için tüm bulanık altkümelerdeki o elemanın üyelik dereceleri toplamı, sonuç bulanık altkümesinde o elemanın üyelik derecesi olarak atanır.

D. Durulama

Bir önceki aşamada çıkış değişkenleri için ortaya çıkan bulanık altkümeler, her bir çıkış değişkeni için bir sonuç değerine dönüştürülür. Burada da farklı yöntemler kullanılabilir. Örneğin, **CENTROID yönteminde**, bulanık üyelik fonksiyonunun ağırlık merkezi bulunur ; bu merkeze karşılık gelen bulanık altküme üyesi, çıkış değişkeninin sonuç değeridir. **MAX yönteminde** de bulanık üyelik fonksiyonunda en yüksek değeri sağlayan üyelerden biri seçilir. (Kosko, 1992)

Yukarıda belirtildiği gibi, bulanık uzman sistemlerde genel çıkarım işleminin ilk aşaması olan bulanıklaştırmada, sistem giriş ve çıkış değişkenleri üyelik fonksiyonlarının var olması gereklidir. Üyelik fonksiyonları, yaklaşık gerçekliği kesin sayılarla modelledikleri için onların üretilmeleri kolay değildir. Değişik üretim seçenekleri arasında uzman sistemin işlev yükleneceği alandaki uzmanların bu fonksiyonları oluşturmaları, değişik istatistiksel yaklaşımlar, yapay sinir ağları yapıları sayılabilir.

2. AMAÇ MODELİN KURULMASI

Sistemin asıl kurulma amacı, verilen herhangi bir veri kümesini kullanarak , o küme için çıkış değişkeninin, küme değişkenlerinin alacağı değerlere göre tahmin edilebilmesi için gerekli bulanık üyelik fonksiyonları ve kurallarının atanmasını sağlayan bir yapı kurmasıdır. Bu amaca ulaşmak için, yapının belli bir fonksiyona bağlı olmayan; ancak, aralarında yine de ilişki olduğu varsayılan bir veri kümesi üzerinde denenmesi gerekecektir. Yapının, ekonomi ile ilgili kurulmasını bu doğrultuda düşünmek yerinde olacaktır.

Tasarlanan bulanık uzman sistem, ekonomi sisteminin bazı değişkenlerinin bulanık modellenmesi ve analizi ile yaklaşık borsa bileşik endeksi çıkarımını içerecektir. Sistemin kurulması, verileri alma, etkin değerlerin elde edilmesi, bulanık üyelik fonksiyonlarının oluşturulması, bulanık kuralların oluşturulması, bazı kuralların elenmesi ve sisteme kendini ayarlayabilme özelliği katılması aşamalarıyla tamamlanacaktır.

Sistemin kullanacağı veriler, aylık bazlı olmak üzere M1 (Para göstergesi 1), TERK (Ticarete Endekslenmiş Reel Kur), FAİZ , TEFİ (Tüketici Fiyat Endeksi), DOLAR , BORSA verileri olarak belirlenmiştir. Sistem, bu verileri kullanarak RM1 (Reel M1), DM1 (Reel M1 değişimi), TERK , DTERK (TERK değişimi), RFAİZ (Reel FAİZ), DFAİZ (FAİZ değişimi) , ENF (Enflasyon), DENF (Enflasyon değişimi), RDOL (Reel DOLAR değeri), DDOL (RDOL değişimi), RBOR (Reel BORSA), DBOR (RBOR değişimi) etkin değerlerini hesaplar. Bu etkin değerlerden, onları temsil etmek üzere üyelik fonksiyonları çıkarımı yapılır. Böylece, toplam 12 değişkenin her biri için üyelik fonksiyonları oluşmuş olur. Bunların veri kümesiyle ,zaman süreci izlenerek , ilişkilendirilmesiyle de bulanık kuallar elde edilir. Altbölümlerde bu aşamaların nasıl gerçekleştirileceği anlatılacaktır.

2.1. Etkin Değerlerin Elde Edilmesi

Değişkene ait eldeki değerler, değişkeni temsil edecek etkin değerlere dönüştürülür. Dönüşümde kullanılan i belirteci, verinin hangi zaman için olduğunu göstermektedir. Etkin değerlere dönüşüm ilk veriden başlar ($i = 1$). Ancak, içinde $i-1$ belirteci olan değerler için etkin değer dönüşümü bir sonraki veriden başlar. Aynı şekilde, içinde belirteci $i-2$ olan değerler için dönüşüm üçüncü veriden başlayacaktır.

$$RM1(i) = \frac{M1(i)}{TEFE(i)}$$

$$DM1(i) = \frac{RM1(i) - RM1(i-1)}{RM1(i-1)}$$

$$TERK(i) = TERK(i)$$

$$DTERK(i) = \frac{TERK(i) - TERK(i-1)}{TERK(i-1)}$$

$$RFAIZ(i) = \frac{FAIZ(i)}{1200} - \frac{TEFE(i) - TEFE(i-1)}{TEFE(i-1)}$$

$$DFAIZ(i) = \frac{RFAIZ(i) - RFAIZ(i-1)}{|RFAIZ(i-1)|} \quad (RFAIZ(i-1) \neq 0 \text{ için})$$

$$ENF(i) = \frac{TEFE(i) - TEFE(i-1)}{TEFE(i-1)}$$

$$DENF(i) = \frac{ENF(i) - ENF(i-1)}{|ENF(i-1)|} \quad (ENF(i-1) \neq 0 \text{ için})$$

$$RDOL(i) = \frac{DOLAR(i)}{TEFE(i)}$$

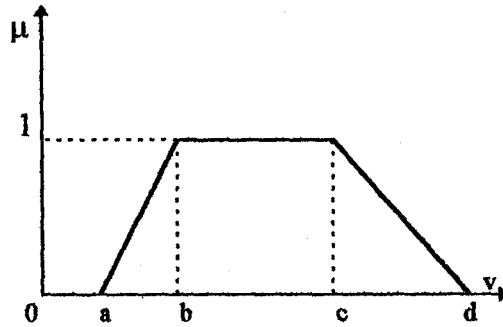
$$DDOL(i) = \frac{RDOL(i) - RDOL(i-1)}{RDOL(i-1)}$$

$$RBOR(i) = \frac{BORSA(i)}{TEFE(i)}$$

$$DBOR(i) = \frac{RBOR(i) - RBOR(i-1)}{RBOR(i-1)}$$

2.2. Üyelik Fonksiyonlarının Oluşturulması

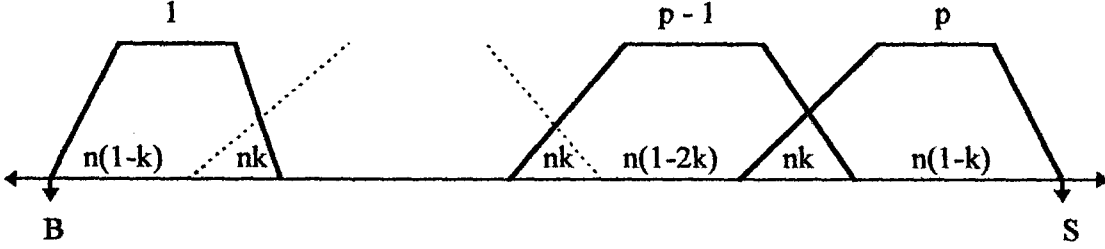
Önce, her bir değişkenin üyelik fonksiyonları belirlenecektir. Kullanılacak yöntem, 1.4 bölümünde belirtilen seçeneklerin istatistiksel olanları arasından seçilmiştir. Üyelik fonksiyonları, normal bulanık sayılar şartlarını sağlayan üçgen veya yamuk şekiller sınıfından atanacaktır. Şekil 2.2.1'de örnek bir bulanık üyelik fonksiyonu verilmiştir. Burada, v herhangi bir değişken değer kümesini, μ bu değerlerin örnek üyelik fonksiyonundaki üyelik derecelerini göstermektedir. Görüldüğü gibi, $b = c$ olduğunda yamuk şekli üçgen şekline dönüşmektedir.



Şekil 2.2.1 Örnek üyelik fonksiyonu.

Üyelik fonksiyonları belirlenirken; öncelikle her bir değişken için, değişken tanım aralığının başlangıç ve bitiş değerlerinin, bu aralık içinde kaç üyelik fonksiyonu

atanacağını ve bu üyelik fonksiyonlarının kesişim oranlarının belirlenmesi gereklidir. Şekil 2.2.2’de, bunların nasıl ilişkilendirileceğinin gösterimi vardır.



Şekil 2.2.2 Değişken değer aralığı, üyelik fonksiyonları ilişkisi.

Bu şekilde, B değişkenin tanım aralığı başlangıç değerini, S değişkenin tanım aralığı bitim değerini, p değişken üzerine tanımlı üyelik fonksiyon sayısını, n üyelik fonksiyonlarının tanım aralığı genişliğini, k de komşu iki üyelik fonksiyonu kesişim oranını göstermektedir. Değişken üyelik fonksiyon numarası i olmak üzere, her bir üyelik fonksiyonu başlangıç ve bitiş değerlerini b_i ve s_i olarak kabul edelim. Böylece, aşağıdaki eşitlikler yazılabilir:

$$1 \leq i \leq p ,$$

$$b_1 = B , \quad i = 1$$

$$b_2 = B + n(1-k) , \quad i = 2$$

$$b_3 = B + n(1-k) + n(1-k) , \quad i = 3$$

.....

$$b_i = B + (i-1)n(1-k) , \quad (2.2.1)$$

Denklem 2.2.1’de, i değişkenin herhangi bir üyelik fonksiyonu numarası olmak üzere, b_i başlangıç değeri ortaya çıkmaktadır. Bu denklemin doğruluğunu tümevarım ile ispatlayalım :

$$1 \leq i \leq p,$$

$$i=1 \Rightarrow b_1 = B + (1-1)n(1-k) = B$$

$$i=m \Rightarrow b_m = B + (m-1)n(1-k) \quad \text{olduğunu kabul edersek, } (m < p)$$

$$i=m+1 \Rightarrow b_{m+1} = b_m + n(1-k) \quad \text{eşitliğinin doğrulanması gereklidir.}$$

$$\begin{aligned} b_{m+1} &= b_m + n(1-k) = B + (m-1)n(1-k) + n(1-k) = B + n(1-k)((m-1) + 1) \\ &= B + (1-k)(m-1+1) = B + (1-k)(m) = B + mn(1-k) \text{ olur. Bu da,} \end{aligned}$$

$$i=m+1 \Rightarrow b_{m+1} = B + (m+1-1)n(1-k) = B + mn(1-k) \text{ denklemine eşittir.}$$

Başlangıç değeri denkleminin doğruluğu gösterildikten sonra s_i aşağıdaki gibi Denklem 2.2.2'de gösterildiği gibi hesaplanabilir:

$$s_i = b_i + n \quad (2.2.2)$$

Değişkenin tanım aralığı başlangıç ve bitim değerleri, değişken üzerine tanımlı üyelik fonksiyon sayısı, komşu iki üyelik fonksiyonu kesişim oranı bilindiğinde, üyelik fonksiyonlarının tanım aralığı genişliği hesaplanabilir.

$$b_p = B + (p-1)n(1-k)$$

$$s_p = b_p + n = S$$

$$S = B + (p-1)n(1-k) + n = B + n((p-1)(1-k) + 1) = B + n(p(1-k) + k)$$

$$n = \frac{S - B}{k + p(1-k)} \quad (2.2.3)$$

Tasarlanan sistemde, önce her bir değişkenin tanım aralıkları, Denklem 2.2.3 uygulanarak hesaplanmıştır. Aralıkların hesabında, her bir edeğişken için, o edeğişkenin etkin değerleri içinde en büyük ve en düşük değerler arasındaki fark 5'e bölünüp, en küçük değerden çıkarılmış, en büyük değere eklenmiştir. Böylece, edeğişkenlerin alabilecekleri değerlerin aralıkları %40 oranında genişleyerek; sistemin, ilerde

girilebilecek eski sınırların dışında olan verilere karşı da değer üretme yeteneği artmış olacaktır. Her bir değişken için bulanık üyelik fonksiyon sayısı 5 , üyelik fonksiyonları kesişim oranları 0.25 olarak saptanmıştır.

$$\forall i \quad (i = 1, \dots, 12)$$

$$B_i = \min_i - \frac{\max_i - \min_i}{5}$$

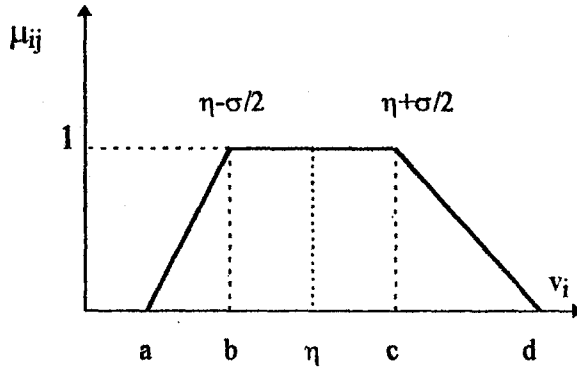
$$S_i = \max_i + \frac{\max_i - \min_i}{5}$$

$$p_i = 5$$

$$k_i = 0.25$$

$$n_i = \frac{S_i - B_i}{4}$$

Tasarlanan sistemde, her bir değişken için üyelik fonksiyonları aralıkları belirlendikten sonra , aşağıdaki Şekil 2.2.3'te görüleceği üzere, her bir üyelik fonksiyonu için **a, b, c, d** değerleri hesaplanır. Şekilde , **i** veri numarasını, **v_i** i. veri değerlerini, **j** üyelik fonksiyon numarasını göstermek üzere, **μ_{ij}** i. verinin j. bulanık üyelik fonksiyonu değerlerini, **η** ve **σ** bu değişkenin bu üyelik fonksiyonu aralığındaki etkin değerleri ortalaması ve standart sapmasını göstermektedir.



Şekil 2.2.3 Sistem değişkenleri için üyelik fonksiyonu örneği.

2.3. Bulanık Kuralların Oluşturulması

Bulanık kurallar elde edilirken, etkin değerler önce bir boyutu zaman olmak üzere 13 boyutlu uzay elemanları olarak düşünülür. Sonra, bir boyut daha eklenir ve her bir nokta bu boyutuna değer olarak, zaman boyutunda kendisinden bir büyük olan noktanın 12. boyutunun elemanını atar.

Etkin veri biriminlerini,

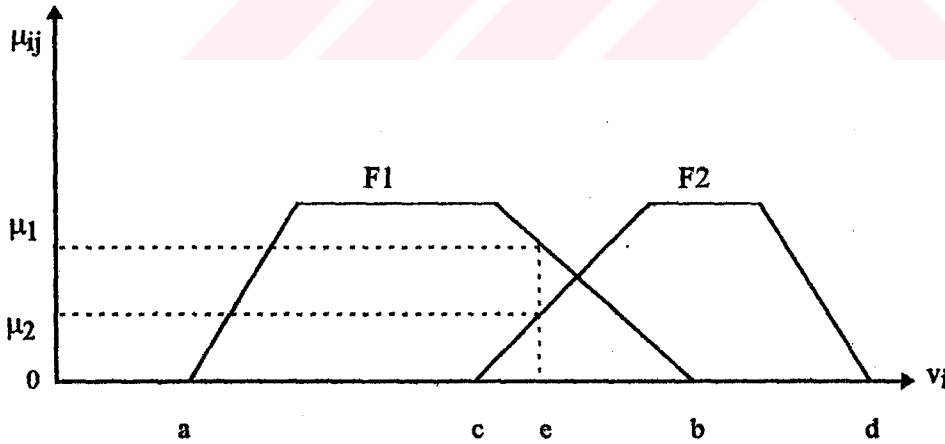
$$\begin{array}{l}
 \dots\dots \\
 \text{veri}_1 \text{ veri}_2 \dots \text{veri}_{i-1}^{12} \quad (i-1. \text{ zaman biriminde}) \\
 \text{veri}_1 \text{ veri}_2 \dots \text{veri}_i^{12} \quad (i. \text{ zaman biriminde}) \\
 \text{veri}_1 \text{ veri}_2 \dots \text{veri}_{i+1}^{12} \quad (i+1. \text{ zaman biriminde}) \\
 \text{veri}_1 \text{ veri}_2 \dots \text{veri}_{i+2}^{12} \quad (i+2. \text{ zaman biriminde}) \\
 \dots\dots
 \end{array}$$

olarak ele alırsak ve veri_{12} 'nin temsil ettiği değişkeni bulanık sistemin çıktı değişkeni olarak düşünersek kuraltabanı oluşumu için yeni bir düzenek kurabiliriz. Bu düzenekte, 13. etkin veri, veri kümesinde yer alan bir sonraki birimin 12. (sonuç değişkenin) etkin değeridir. Böylece, zaman boyutunda en yüksek değerde olan eleman dışındaki bütün elemanlar, 13. boyutlarına değer almış olurlar. Bu yeni düzeneği de, yine zaman boyutuna göre sıralı olarak düşünmek gerekecektir.

veri ₁	veri ₂	...	veri _{i-1} ₁₂	veri _i ₁₂	(i -1. zaman biriminde)
veri ₁	veri ₂	...	veri _i ₁₂	veri _{i+1} ₁₂	(i. zaman biriminde)
veri ₁	veri ₂	...	veri _{i+1} ₁₂	veri _{i+2} ₁₂	(i+1. zaman biriminde)
veri ₁	veri ₂	...	veri _{i+2} _n	?	(i+2. zaman biriminde)

...

Belirtilen şekilde oluşturulan 14 boyutlu değerler, zaman boyutu sırasıyla tek tek alınarak, zaman boyutu dışında, her bir boyut değerinden birer tane olmak üzere 13 bulanık üyelik fonksiyonlu kurallar oluşturulur. Bu işlem sonucu 13 bölümden oluşan bulanık kuralların ilk 12 bölümü giriş değişkenleri ile, sonuncu bölüm ise çıkış değişkeni ile ilgili olacaktır. Noktaların her bir boyut değeri, o boyut üzerinde kurulu üyelik fonksiyonlarına uygulanır. Aşağıdaki Şekil 2.3.1’de, e boyut değerini, $F1$ ve $F2$ e boyutu üzerinde kurulu e ’nin değer alabileceği komşu üyelik fonksiyonlarını, μ_1 ve μ_2 bu üyelik değerlerini göstermektedir. Bu değerlere göre, bulanık kuralın bu değişkenle ilgili bölümü atanacaktır. Atama yapılırken iki türlü ayrıma gidilmiştir. Birincisi, μ_1 ve $\mu_2 > 0$ olma durumunda, ikinci ise $\mu_1 > 0$ ve $\mu_2 = 0$ olma durumunda uygulanacaktır.



Şekil 2.3.1 Üyelik fonksiyonları nda değer bulma.

Birinci tür atama yapılırken, aşağıdaki Şekil 2.3.2’de görüleceği gibi, a $F1$ üyelik fonksiyonu başlangıç değerini, c $F2$ üyelik fonksiyonu başlangıç değerini, e

derecelendirilen boyut değerini, **b** F1 üyelik fonksiyonu bitiş değerini, **d** F2 üyelik fonksiyonu bitiş değerini alarak kural üyelik fonksiyonu tanım aralık değerleri oluşturulur. Kural üyelik fonksiyonunu μ_v ile gösterirsek, bu fonksiyon aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\mu_v = 0 \quad , \quad v \leq a \text{ veya } v \geq d$$

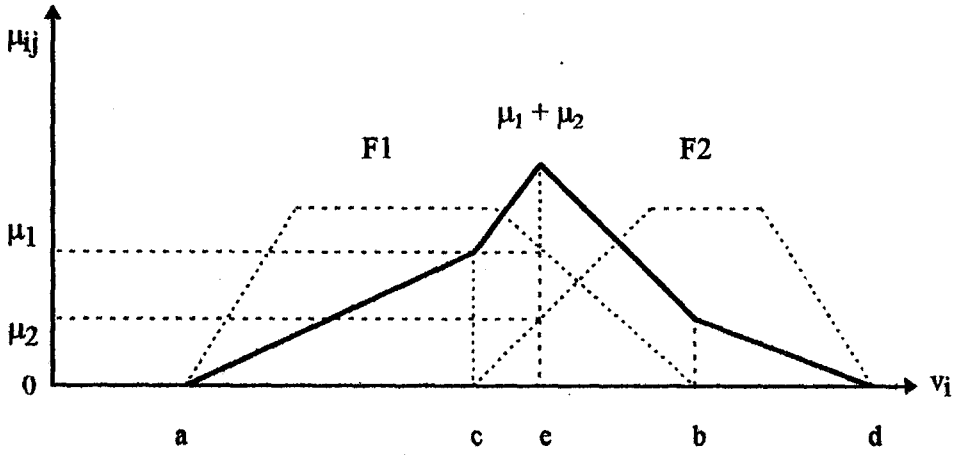
$$\mu_v = \frac{\mu_1 (v-a)}{(c-a) (\mu_1 + \mu_2)} \quad , \quad a < v \leq c$$

$$\mu_v = \frac{\mu_2 (v-c) + \mu_1 (e-c)}{(e-c) (\mu_1 + \mu_2)} \quad , \quad c < v \leq e$$

$$\mu_v = \frac{\mu_1 (b-v) + \mu_2 (b-e)}{(b-e) (\mu_1 + \mu_2)} \quad , \quad e < v \leq b$$

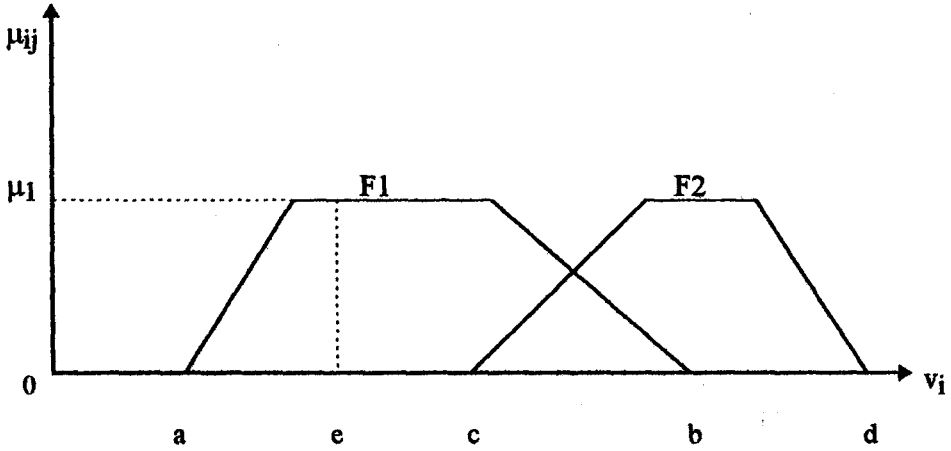
$$\mu_v = \frac{\mu_2 (d-v)}{(d-b) (\mu_1 + \mu_2)} \quad , \quad b < v < d$$

Görüldüğü gibi, μ_v üyelik fonksiyonu, Şekil 2.3.2'deki sürekli çizgilerin oluşturduğu fonksiyonun tüm tanım aralığında $\mu_1 + \mu_2$ 'ye bölünmesiyle atanmıştır.

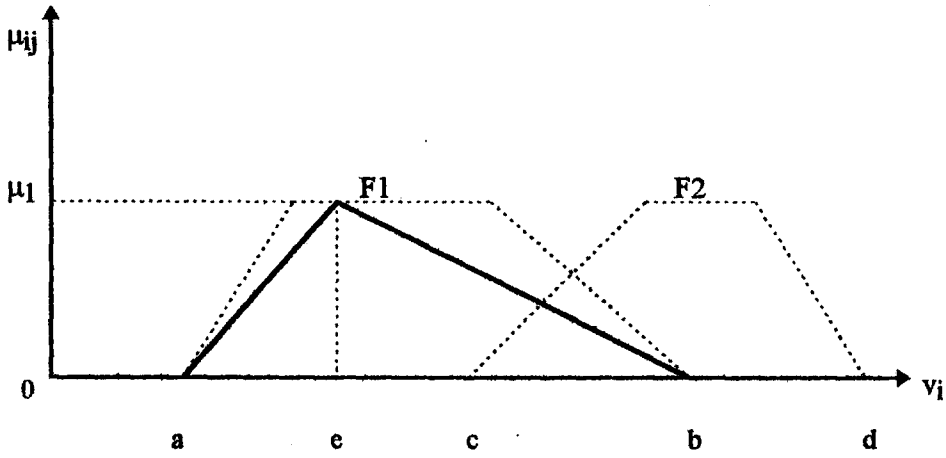


Şekil 2.3.2 Kural üyelik fonksiyonu oluşumu.

İkinci tür atama ise, Şekil 2.3.3'te gösterilen durumlarda ($\mu_1 > 0$ ve $\mu_2 = 0$) yapılacaktır. Burada görüleceği gibi, e değeri değişkenin üyelik fonksiyonları içinden yalnızca bir tanesinde 0'dan büyük üyelik derecesi almaktadır. Bu durumda, atama Şekil 2.3.4'te gösterildiği gibi yapılacaktır.



Şekil 2.3.3 Üyelik fonksiyonları nda değer bulma(Tek değerli) .



Şekil 2.3.4 Kural üyelik fonksiyonları oluşumu(Tek değerli) .

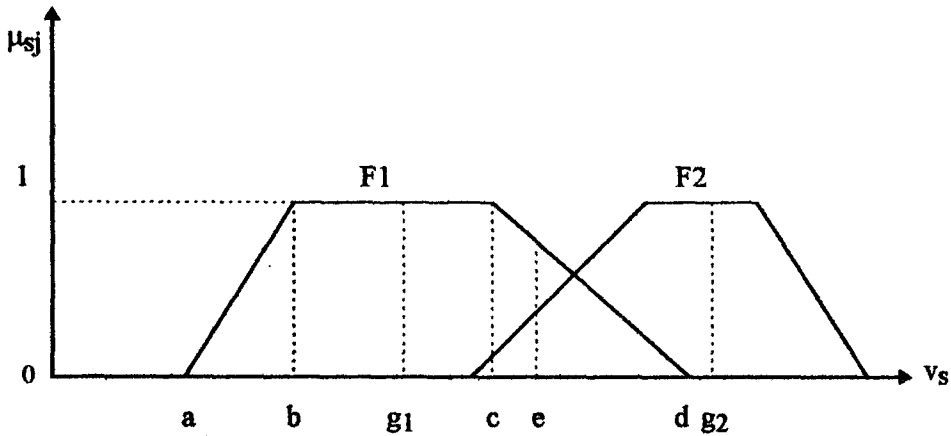
İkinci tür atamada, kural üyelik fonksiyonunu μ_v , aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\mu_v = 0 \quad , e \leq a \text{ veya } e \geq b$$

$$\mu_v = \frac{v-a}{e-a} \quad , a < v \leq e$$

$$\mu_v = \frac{b-v}{b-e} \quad , e < v < b$$

Görüldüğü gibi, μ_v üyelik fonksiyonu, Şekil 2.3.4'teki sürekli çizgilerin oluşturduğu fonksiyonun tüm tanım aralığında μ_1 'e bölünmesiyle atanmıştır.



Şekil 2.3.5 Kural çıkış değeri bölümü oluşumu.

Buraya kadar anlatılan kural üyelik fonksiyonları , sistem giriş değişkenleri için atanmıştı. Çıkış değeri bölümü için ise, başka bir yöntem söz konusudur. Şekil 2.3.5'te , e çıkış değerini, F1 ve F2 e çıkışı üzerinde kurulu e'nin değer alabileceği komşu üyelik fonksiyonlarını , μ_{sj} bu üyelik değerleri eksenini, g_1 ve g_2 üyelik fonksiyonları ağırlık merkezlerini göstermektedir. Ayrıca, f_{2b} denge parametresi, M1 ve M2 bu üyelik fonksiyonlarının ağırlıkları olsun (Burada, ağırlığı, üyelik fonksiyonları ile yatay eksen arasındaki alan olarak anlamak gereklidir). Kural çıkış bölümünde yer alacak M1, M2, g_1 , g_2 ve f_{2b} değerleri arasındaki ilişki ve f_{2b} 'nin hesaplanması şöyledir:

$$M1 g_1 + f_{2b} M2 g_2 = (M1+M2) e$$

$$f_{2b} = \frac{(M1+M2) e - M1 g_1}{M2 g_2} \quad (2.3.1)$$

Denklem 2.3.1 ile, çıkış değeri e'ye göre, kural çıkış bölümü değerleri ayarlanmış olur. Burada, f_{2b} parametresinin işlevi, toplam kütlenin ağırlık merkezini e'nin üzerine çekmektir. Doğaldır ki, bu işlem aslında tam bir ağırlık merkezi bulunuşu değildir. Çünkü, f_{2b} 'nin alabileceği değişik değerlere göre merkez eksen üzerinde

herhangi bir yere kaydırılabilir. İşte bu farklılığın kullanımıyla, e 'ye göre istediğimiz ayarlamayı yapabilmekteyiz.

Denklem 2.3.1'de geçen, çıkış üyelik fonksiyonları ağırlıkları ve ağırlık merkezleri değerlerinin çıkarılmasında Denklem 2.3.2 ve Denklem 2.3.3 (Kosko, 1992) kullanılmıştır. Kullanım örneği olarak, Şekil 2.3.5 'teki $F1$ üyelik fonksiyonunu alırsak, Denklem 2.3.2 ve Denklem 2.3.3. sayısal olarak uygulanabilecektir.

$$F1_v = 0 \quad , \quad v \leq a \text{ veya } v \geq d$$

$$F1_v = \frac{v - a}{b - a} \quad , \quad a < v \leq b$$

$$F1_v = 1 \quad , \quad b < v \leq c$$

$$F1_v = \frac{d - v}{d - c} \quad , \quad c < v < d$$

$$M1 = \int_V F1_v dv \quad (2.3.2)$$

$$g1 = \frac{\int_V v F1_v dv}{\int_V F1_v dv} \quad (2.3.3)$$

$$M1 = \int F1_v dv = \int_a^b F1_v dv + \int_b^c F1_v dv + \int_c^d F1_v dv$$

$$g_1 = \frac{\int_a^b v F_{1v} dv + \int_b^c v F_{1v} dv + \int_c^d v F_{1v} dv}{\int_a^b F_{1v} dv + \int_b^c F_{1v} dv + \int_c^d F_{1v} dv}$$

2.4. Kuralların Çalıştırılması

Kuraltabanı oluşturulduktan sonra, sisteme girilen bir verinin kurallara uygulanmasıyla, sistem çıkarımını yapabilecektir. N kural sayısı, w_i i. kuralın ağırlığı ve r_i verinin i. kurala uygulandığında oluşan kural değeri olarak alındığında, sistemin çıktısı s'ye ilişkin hesaplar aşağıdaki gibi çıkarılabilir:

$$\sum_{i=1}^N (M1_i g_{1i} w_i r_i + f2b_i M2_i g_{2i} w_i r_i) = s \sum_{i=1}^N (M1_i w_i r_i + M2_i w_i r_i)$$

$$\sum_{i=1}^N w_i r_i (M1_i g_{1i} + f2b_i M2_i g_{2i}) = s \sum_{i=1}^N w_i r_i (M1_i + M2_i)$$

$$s = \frac{\sum_{i=1}^N w_i r_i (M1_i g_{1i} + f2b_i M2_i g_{2i})}{\sum_{i=1}^N w_i r_i (M1_i + M2_i)} \quad (2.4)$$

Denklem 2.4 ile s çıkış değeri , sistemin girilen veriye karşılık ürettiği sonuç, hesaplanmış olur.

3. MODELİN İYİLEŞTİRİLMESİ

Modelin iyileştirilmesi, iki yöntem ile sağlanacaktır. İlki, tüm kuruluş verileri denendiğinde, sistemin tahmin hata ölçütünü arttıran kuralların kuraltabanından çıkarılmasını; ikincisi ise, sistem kullanıma girdikten sonra girilen yeni verilerden kural üretip, eğer bu kural toplam tahmin hata ölçütünü azaltıyorsa, onun kuraltabanına kaydedilmesini gerçekleştirecektir.

3.1. Kuraltabanı İyileştirilmesi

Kurallar oluşturulduktan sonra, eldeki etkin değerler kümesi kullanılarak, var olan kuraltabanından sırayla bir kural geçici olarak dışarıda kalacak şekilde kabul edilip, etkin değerler üzerinde sistem çalıştırılarak sistemin tahmin hata ölçütü bulunur. Bu işlemde, tahmin hata ölçütünde azalma olduğu saptandığında, denenmek üzere dışarıda bırakılan kural tamamıyla kuraltabanından çıkartılır. Sözü edilen tahmin hata ölçütü ϵ , şöyle belirlenmiştir:

$$\epsilon_1 = \eta - \sigma$$

$$\epsilon_2 = \eta + \sigma$$

Burada, ϵ_1 hata ölçütü başlangıç değeri, ϵ_2 hata ölçütü bitiş değeri, η ortalama hata ve σ hata standart sapmasıdır. Hata ölçütünde azalma ise, ϵ_{1d} ve ϵ_{2d} deneme anındaki, ϵ_1 ve ϵ_2 deneme öncesi hesaplanmış değerler olmak üzere, yalnızca aşağıdaki 3 durumdan birinin varlığında gözlenecektir.

$$\epsilon_{1d} - \epsilon_1 = 0 \text{ ve } \epsilon_{2d} - \epsilon_2 < 0$$

$$\epsilon_{1d} - \epsilon_1 > 0 \text{ ve } \epsilon_{2d} - \epsilon_2 = 0$$

$$\epsilon_{1d} - \epsilon_1 > 0 \text{ ve } \epsilon_{2d} - \epsilon_2 < 0$$

3.2. Sisteme Kendini Ayarlayabilme Özelliği Katılması

Sistem kullanılırken, girilen yeni veriler üzerinde, daha önceki bölümlerde anlatılan yöntemler uygulandıktan sonra, bu verilerden üretilen kural geçici olarak kuraltabanına eklenip denendiğinde, tahmin hata ölçütü azalma şartları sağlanırsa, bu kuralın kuraltabanına eklenebilmesi özelliği tasarlanan bulanık uzman sisteme, bir ölçüde, zamanla kendi kendini ayarlama yeteneği kazandırmış olur.



SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışma ile kurulan yapının başlıca özelliklerini bir kez daha belirtmek gerekirse, sistemin bulanık bir temele dayandığını ve uzman sistem niteliği taşıdığını belirtebiliriz. Sistem, bir veri kümesini almakta, bu veri kümesinde ilk olarak bir iç dönüşüm yaptıktan sonra, her bir değişken için, bu dönüşmüş kümeyi analiz ederek, birer üyelik fonksiyonu atamaktadır. Daha sonra, bu üyelik fonksiyonlarını temel alarak, veri kümesini yeniden izleyerek bulanık üyelik fonksiyonlarını oluşturmaktadır. Bulanık kurallar oluşurken, bulanık kurallarda yer alan üyelik fonksiyonları, temel aldıkları üyelik fonksiyonlarının belli özelliklerini taşıırken, tanım aralıklarında genişleme de söz konusu olmaktadır. Sonrasında, hata artırıcı bazı kuralların kuraltabanından elenmesiyle, sistemin hata beklentisinde azalma gerçekleştirmektedir.

Sistem oluşturulurken kullanılan bulanık fonksiyonlarının üretilmesi, bu fonksiyonların taban fonksiyonlar olarak düşünülüp bulanık kuralların türetilmesi ve oluşan kuraltabanının iyileştirilmesi yöntemlerinin özgün olduklarını belirtmeliyiz. Benzer taban üyelik fonksiyonları üretilmesi ve kullanımlarında (Wang et al, 1992) başka teknikler kullanılmaktadır. Bazı diğer çalışmalarda (Horikawa et al, 1992), bulanık üyelik fonksiyonları ve kuralların yapay sinir ağları kullanılarak üretildiğini, bunların da bu çalışmadaki yöntemlerden farklı yapıda olduklarını söyleyebiliriz. Kendini ayarlayabilme yönünden ise diğer çalışmalarda (Cox, 1993) yer alan boyutlardan farklı olarak, bu çalışmada yalnızca yeni kural eklenmesiyle ayarlama yoluna gidilmiştir.

Sistem, kuraltabanı kurulduktan hemen sonra, kuruluş verileriyle denendiğinde, %2.49 ortalama hata ve %10.49 hata standart sapması sonuçlarını vermektedir. Kuraltabanı iyileştirmesinden sonraki denemede ise, ortalama hata %1.10'a, hata standart sapması ise %8.34'e gerilemiştir. Ayrıca, bu iyileştirmede kuraltabanındaki kural sayısı da azalarak 98'den 88'e inmiştir. Bu sonuçların, kuralları oluşturan ilgili değişkenler üzerinde kurulmuş üyelik fonksiyonlarının, değişkenin alabildiği tüm değerlerin oluşturduğu aralıkların % 43.75 ya da % 29'i üzerlerinde tanımlandıklarını belirtmek yerinde olacaktır.

KAYNAKLAR

- 1 - Cox , E., October 1992. Fuzzy fundamentals, IEEE Spectrum, : 58-61.
- 2 - Cox , E., February 1993. Adaptive fuzzy systems, IEEE Spectrum, : 27-31.
- 3 - Dubois, D., and Prade, H., Smets, P., August 1994. Partial truth is not uncertainty, IEEE Expert, : 15-18.
- 4 - Elkan, C., August 1994. The paradoxical success of fuzzy logic, IEEE Expert, : 3-8.
- 5 - Harutunyan, K., 1992. İstatistik Teorisine Giriş. Yıldız Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi Bilgisayar Bilimleri Mühendisliği Bölümü Sayı. 260, İstanbul, : 67-70
- 6 - Hayes-Roth, F., Waterman, D.A., and Lenat, D.B., 1983. Building Expert Systems. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., : 3-25.
- 7 - Horikawa, S., Furuhashi, T., and Uchikawa, Y., September 1992. On fuzzy modelling using fuzzy neural networks with the back-propagation algorithm, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, : 801-802.
- 8 - Johnson, R.C., February 1993. What is cognitive computing?, Dr. Dobb's Journal, : 18-19.
- 9 - Klir, G.J.,and Folger, T.A., 1988. Fuzzy Sets, Uncertainty and Information, Prentice Hall.
- 10- Kosko, B., 1992. Neural Networks and Fuzzy Systems. Prentice Hall, : 263-322
- 11- Lucas, P., and Gaag, L.V.D., 1991. , Principles of Expert Systems. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., : 1-11.
- 12- Nikolopoulos, C., and Fellrath, P., November 1994. A hybrid expert system for investment advising, Expert Systems, Vol. 11, No. 4, : 245-249.
- 13- Rich, E., and Knight, K. , 1991. Artificial Intelligence, 2. Edition, McGraw-Hill, : 547-550
- 14- Schründer, C.P., Galletly, J.E., and Bicheno, J.R., February 1994. A fuzzy knowledge-based decision support tool for production operations management, Expert Systems, Vol. 11 No. 1, : 3-10.
- 15- Spillman, R., February 1993. Genetic algorithms, Dr. Dobb's Journal, : 26-30.

- 16- Takagi, T., and Sugeno, M., Jan/Feb 1985. Fuzzy identification of systems and its applications to modelling and control", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-15, No. 1, : 116-132.
- 17- Wang, L.X., and Mendel, J.M., September 1992. Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least-squares learning, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, : 807-809.
- 18- Zadeh, L.A., 1987. Commonsense and fuzzy logic, In : Cercone, N., and McColla (Editors), Essays in the Representation of Knowledge. Springer-Verlag, : 103-135.
- 19- Zadeh, L.A., April 1988. Fuzzy logic, IEEE Computer, : 83-92.
- 20- Zadeh, L.A., August 1994. Why the success of fuzzy logic is not paradoxical, IEEE Expert, : 43-46.



EKLER

KULLANILAN VERİLER

		M1 (MilyarTL)	TERK	FAİZ %	TEFE	DOLAR TL	BORSA TL
81	1	650.7	107.75	32	296.3	91.9	
	2	652.9	104.88	42	308.2	95.95	
	3	657.6	101.97	42	311.1	95.65	
	4	669.9	99.41	42	315.1	98.2	
	5	708.6	100	42	321	103.65	
	6	745.2	101.35	42	327.5	109.6	
	7	786	98.16	50	341.8	116	
	8	794.3	94.56	50	341.9	121.3	
	9	782.9	94.84	50	353.9	121	
	10	828.9	90.89	50	357.5	126.85	
	11	809.7	89.56	50	361.4	127.9	
	12	810.8	89.6	50	365.7	132.3	
82	1	885.6	87.77	50	373.3	139.6	
	2	860.4	88.06	50	381.8	143.7	
	3	876.5	89.9	50	390.5	146.55	
	4	877.7	90.6	50	394.2	147.75	
	5	917.1	89.03	50	395.4	151.2	
	6	929.4	85.66	50	402.1	164	
	7	982.5	83.49	50	406.2	167.5	
	8	1047.7	82.15	50	411.7	170.9	
	9	1064.8	82.13	50	424.5	175	
	10	1126.1	81.43	50	436	178.85	
	11	1165.9	80.78	50	446.1	183	
	12	1220	79.19	50	461.7	184.9	
83	1	1238.4	82.49	40	481.1	191.15	
	2	1271.5	82.38	40	493.2	194.3	
	3	1247.2	82.15	40	503.2	203.75	
	4	1272.6	80.95	40	510.6	208	
	5	1316.9	80.54	40	514	213.75	
	6	1361	80.91	40	520.8	219.35	

	M1 (MilyarTL)	TERK	FAİZ %	TEFE	DOLAR TL	BORSA TL
	7	1413.6	80.25	35	526.2	228.9
	8	1467.1	78.97	35	538.5	238.85
	9	1416	78.46	35	555.9	243.45
	10	1477.6	77.8	35	585.4	250
	11	1602.1	78.69	35	607.3	266.2
	12	1657.3	78.12	47	632.8	280
84	1	1551.9	75.35	47	654.6	309.3
	2	1490.4	74.12	47	664.6	308.75
	3	1494.2	73.29	47	685.2	320.6
	4	1538.2	74.98	47	727.9	337.75
	5	1570.3	76.15	48	763.6	335.2
	6	1617.4	75.84	48	812.7	368.1
	7	1652.3	74.5	48	820.2	380.75
	8	1710.9	75.66	52	840.6	386.7
	9	1772.1	76.65	52	858	406.55
	10	1807.1	76.91	52	895.4	413.55
	11	1850.8	77.45	52	929.9	427.35
	12	1943.7	77.6	52	947.2	442.5
85	1	1976.1	79.74	52	1000	451.4
	2	1976.1	81.49	52	1033	480.9
	3	1985.4	80.5	52	1082.4	488.65
	4	2035.6	77.89	52	1091.4	509.7
	5	2113.6	76.76	52	1117.6	525.7
	6	2225.7	74.72	52	1109.1	533.05
	7	2300.1	73.6	52	1124.9	529.45
	8	2515.1	72.89	50	1154	533.25
	9	2635.2	73.68	50	1208.8	542.2
	10	2636.2	74.58	50	1284.5	548.8
	11	2609.7	74.34	50	1344.1	557.9
	12	2665.7	72.8	50	1365.8	574
86	1	2660.2	73.06	50	1409.5	581.01
	2	2644.3	73.26	50	1434	591
	3	2886.2	69.13	48	1452.7	658.75
						100
						119.87
						115.75

	M1	TERK	FAİZ	TEFE	DOLAR	BORSA		
	(MilyarTL)		%		TL	TL		
	4	2910.8	67.33	48	1458.2	651.65	112.28	
	5	2991.5	67.34	45	1485.9	682.55	115.13	
	6	3295	66.91	45	1521.4	675.35	115.43	
	7	3338.4	67.11	45	1549.9	673.15	121.45	
	8	3525.5	65.65	45	1563.4	676.55	138.6	
	9	3710.3	64.99	45	1600.7	691.95	146.67	
	10	3720.2	65.64	45	1716.8	735.7	150.24	
	11	3842.4	63.98	41	1755.9	745.2	160.31	
	12	4176.3	64.27	41	1784.7	755.9	170.86	
	87	1	4373.7	64.58	39	1837.2	753.65	216.9
		2	4268.9	64.75	38	1886.8	764.3	260.76
		3	4442	65.71	38	1957.3	776	245.83
4		4570.5	65.47	38	1998.3	795.15	269.4	
5		4771.6	66.12	38	2096.9	819	394.79	
6		4981.8	65.06	38	2094.7	850.3	446.31	
7		5295.4	64.15	38	2134.8	877.85	1012.1	
8		5706.6	64.02	38	2171.4	894.8	1149.03	
9		5869.7	63.15	38	2234.9	931.4	1029.25	
10		6215.1	62.44	38	2342.2	944.45	786.38	
11		6227.4	62.1	38	2488.5	967.8	890.61	
12		6281	64.88	38	2767.2	1018.35	673	
88	1	7085.5	64.53	38	2933.69569	1117.65	857.74	
	2	6495.6	63.44	52	3043.28778	1176.45	721.03	
	3	6588.2	64.36	52	3211.89097	1220.7	635.27	
	4	6766.6	64.89	52	3412.10725	1266.3	553.98	
	5	6910.7	64.7	52	3530.12944	1320.1	553.07	
	6	7075.9	63.96	52	3561.74254	1385.85	468.9	
	7	7628.2	63.15	52	3618.64614	1440.8	492.88	
	8	8160.7	61.9	51	3705.05523	1533.21	428.06	
	9	8638.1	60.2	51	3924.23942	1649.01	455.22	
	10	8841.5	58.3	71.7	4143.42361	1681.61	404.12	
	11	8537.5	59.3	71.8	4364.71538	1776.46	405.84	
	12	9305.5	59.3	70.8	4472.19988	1813.46	373.93	

		M1 (MilyarTL)	TERK	FAİZ %	TEFE	DOLAR TL	BORSA TL
89	1	9358.1	61.8	65.4	4767.25546	1881.19	379.74
	2	9750.2	62.5	64	4994.86974	1927.63	487.09
	3	10543.7	62	59.9	5146.61263	2025.44	465.9
	4	11112.4	62.4	57.1	5466.95872	2074.84	533.62
	5	11855.7	65.5	54.3	5633.45439	2093.61	653.95
	6	12400.9	68.4	53	5751.47668	2138.08	795.88
	7	13948.5	69.4	53.8	5926.40247	2150.69	701.43
	8	14785.5	71.2	54	6135.04886	2212.57	875.98
	9	15766.9	73	54.1	6480.68543	2236.52	1475.26
	10	16698.8	73.3	54.7	6881.11805	2296.4	1664.01
	11	17134.6	74.3	53.3	7180.38878	2305.38	1507.54
	12	18232.2	74.6	51.5	7346.88437	2311.37	2217.66
90	1	18689.1	75.4	49.5	7629.29475	2347.3	3641.25
	2	18584.4	77.1	49.1	7966.50112	2408.17	3516.12
	3	19214.7	78	49.2	8379.57899	2484.02	3294.31
	4	20870.9	78.4	49.2	8935.96955	2521.95	3308.23
	5	21558.3	78.5	49.3	9216.27233	2590.81	3852.08
	6	22897.1	78	49.3	9349.04732	2654.68	4132.98
	7	24693.6	76.8	49.2	9262.63823	2669.65	5384.48
	8	25970.3	75.1	49.2	9498.68271	2689.61	4939.23
	9	26616.2	76.6	49.3	10324.8389	2733.52	5085.15
	10	26920.3	78	49.9	11030.8648	2775.44	4570.44
	11	26906.7	78.6	53.3	11583.0396	2811.37	3256.96
	12	27353.5	78.5	52	11785.3639	2927.13	3255.75
91	1	29255.6	78.9	53.3	12358.6147	3041.9	4213.48
	2	29473.2	79.5	54.8	13028.8129	3330.33	5102.57
	3	29108	76.2	59.2	13597.8478	3700.58	4519.95
	4	30317.3	76.2	60.5	14489.3374	3953.08	3554.25
	5	29997.8	75.4	61.6	14971.9645	4050.88	3626.36
	6	32561.9	74	60.3	15414.5475	4330.32	3587.36
	7	33049.6	74.2	60.59	15616.8719	4395.19	3041.44
	8	35803.1	74.3	61.03	16238.5958	4591.8	3301.29
	9	38315.4	74.2	64.08	17227.0314	4718.54	2937.64

	M1 (MilyarTL)	TERK	FAİZ %	TEFE	DOLAR TL	BORSA TL
	10	40577.5	73.8	64.79	18362.9959	4924.13 2746.84
	11	39873.6	73	64.94	19326.1416	5062.85 4058.47
	12	40564.9	73.5	64.82	20169.1575	5074.83 4369.15
92	1	41377	77.5	64.15	22059.6212	5486.01 4926.19
	2	41983.2	78.2	63.07	23170.2949	5867.24 3664.36
	3	44437.1	76.7	63	24297.8288	6241.49 4076.62
	4	46090.1	73.7	62	25210.3933	6593.79 3686.37
	5	46890.4	71.3	69.6	25431.685	6820.33 3297.36
	6	52996.2	69.8	69.7	25556.0296	6868.24 4407.23
	7	52584.7	68.4	69.4	25893.2365	7058.85 4264.13
	8	57495.7	69.5	68.5	26881.6721	7050.87 4157.83
	9	59578.7	71.1	68.3	28883.8359	7317.34 3976.4
	10	62806.5	73	68.9	31067.2462	7838.29 3642.7
	11	64727.3	73.2	69.5	32582.5686	8241.4 3786.24
	12	67677.1	73.7	69.5	33474.0578	8555.85 4004.18
93	1	73011	75	69.3	35244.3917	8814.34 4383.01
	2	71845	75.5	69.4	36645.9056	9185.59 5923.61
	3	79818	75.8	69.3	38393.0559	9451.06 5864.17
	4	79141	75.3	69.4	40076.9805	9649.66 7807.64
	5	84991	74.8	69.5	41969.5516	10123.71 8375.75
	6	91761	74.2	69.6	42738.8035	10860.24 10778.67
	7	93364	75	69.5	44825.2674	11531.89 10077.62
	8	100084	74.5	69.5	46022.3505	11746.46 12357.02
	9	102976	74.7	69.2	48595.6567	12173.6 15079.87
	10	108926.5	73.6	69.3	51944.538	12967.01 14500.69
	11	109235	74.3	69.2	55266.0212	13723.5 18977
	12	116366	73.1	69.1	57266.0767	14458.03 20682
94	1	111110	71.9	72.6	59790.9097	17203.52 20104
	2	108955	66.9	86.6	63384.2654	18260.41 15003.59
	3	118470.8	61.7	87.7	66667.8124	22137.6 14087.16
	4	120039	50.9	106.4	83138.2372	34086.69 15096.68
	5	138630	52.1	107.2	91412.4393	31730.41 14749.1
	6				31060	19766.44

	MI	TERK	FAİZ	TEFE	DOLAR	BORSA
	(MilyarTL)		%		TL	TL
7					31016.84	22191
8					32950.97	25282.43
9					34038.79	26825
10					35750	24889.5



ÖZGEÇMİŞ

Doğum Tarihi	15 Aralık 1970
Doğum Yeri	Trabzon
1976 - 1981	Akçaabat Merkez İlkokulu
1981 - 1984	Akçaabat Ortaokulu
1984 - 1985	Kabataş Erkek Lisesi
1985 - 1987	Trabzon Lisesi
1987 - 1988	Boğaziçi Üniversitesi İngilizce Hazırlık Sınıfı
1988 - 1992	Boğaziçi Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
1992 -	Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Bilimleri Mühendisliği Anabilim Dalı