

**ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**BULANIK MANTIK YÖNTEMLERİ KULLANILARAK GAZLI
İÇECEKLERDE KARBONDİOKSİT KONTROLÜ**

Juneed S.ABDULJABAR

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**ANKARA
2011**

Her hakkı saklıdır

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

BULANIK MANTIK YÖNTEMLERİ KULLANILARAK GAZLI İÇECEKLERDE KARBONDİOKSİT KONTROLÜ

Juneed S.ABDULJABAR

Ankara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. İman ASKERBEYLİ

Araştırmalar bulanık mantık denetimi ile elde edilen sonuç performansının klasik yöntemlerle karşılaştırdığımız zaman daha iyi olduğunu göstermiştir. Böylece bulanık mantık kavramı artık bir çok teknolojiye daha çözüm getirmesiyle son yıllarda tercih edilmeye başlamıştır. Kontrol sistemi ihtiyacı olarak ortaya çıkmaktadır. Kontrol sistemleri tıp, ekonomi vb gibi birçok alanda geniş şekilde kullanılmaktadır. Son yıllarda bazı alanlarda uygulamaya konan bulanık mantık ve sinirsel bulanık mantık yaklaşımından kontrol alanında da yararlanılmaktadır çünkü çok başarılı sonuçlar elde edilmektedir. Gün gittikçe fazla talep gören gazlı içecekler dünyada popüler içecekler arasına girmiş bulunuyor. Gazlı içecekler de uygulanacak olan bulanık mantık bu çalışma sayesinde gazlı içeceklerde karbondioksitin miktarını belirleyecek, Bulanık mantık ve sinirsel bulanık mantık kullanarak kural tabanı oluşacak ve bu kural tabanı ile gazlı içeceklerde karbondioksitin miktarını belirtecek. Bu miktar CO₂ (sıcaklık, basınç ve yoğunluk) bağlıdır. Bu çalışmada mamdani, sugeno ve ANFIS yöntemleri yapılacaktır. Bu üç yöntemin sonuçları bir-biriyle karşılaştıracak ve karbondioksitin gerçek değerine en yakın olan yöntem belirlenecektir.

Temmuz 2011 , 83 sayfa

Anahtar Kelimeler: Bulanık mantık, gazlı içeceklerde bulanık mantık uygulaması, sinirsel bulanık mantık, ANFIS algoritması.

ABSTRACT

Master Thesis

USING FUZZY LOGIC METHODS FOR CARBON DIOXIDE CONTROL IN CARBONATED BEVERAGES

Juneed S.ABDULJABAR

University of Ankara
Graduate School of Natural and Applied Science
Department of Computer Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Iman ASKERBEYLİ

Researches show that outcome performance obtained with fuzzy logic control is better than classic methods. Therefore fuzzy logic concept has been started to be preferred in recent years since it offers solution in more technologies. It emerges as control system need. Control systems are widely used in many fields such as medicine, economy, etc. Fuzzy logic and neural fuzzy logic approach have been put in practice in some fields in recent years. They have been utilized in control field because very successful outcomes are obtained. Fizzy drinks have been much demanded day by day and they have ranked among the popular beverages in the world. Fuzzy logic to be applied in fizzy drinks will determine the carbon dioxide amount in fizzy drinks thanks to this study. Rule base will be created by using the fuzzy logic and neural fuzzy logic and this rule base will determine the amount of carbon dioxide in fizzy drinks. Dependence of this amount to tempature, pressure and density. More than one method will be applied Mamdani, Sugeno and ANFIS methods. Results of these three methods will be compared and method which is closest to the real value of carbon dioxide will be determined.

July 2011, 83 pages

Key Words: Fuzzy logic, using fuzzy logic in carbonated beverages, neural fuzzy logic, ANFIS algorithm.

TEŐEKKÖRLER

Bu alıőmanın ortaya ıkma sűrecinde, alıőmanın baőından sonuna kadar sahip olduėu bilgileri ile beni yűnlendirmedeki desteėini hibir zaman esirgemeyen deėerli danıőman hocam sayın Do. Dr. İman ASKERBEYLİ'ye (Ankara Őniversitesi/Bilgisayar Műhendisliėi Anabilim Dalı) teőekkűrlerimi bir bor biliyorum.

İeriėin oluőmasında kullandıėım verileri almıő olduėum Kerkűk Kervancı meőrubat őirketine teőekkűr ediyorum.

Bu gűnlere gelmemde en bűyűk paya sahip olan aileme űzellikle anne, baba ve kardeőlerme teőekkűrlerimi bir minnet borcu olarak gűrűyorum.

Juneed S.ABDULJABAR
Ankara, Temmuz 2011

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜRLER	iii
SİMGELER DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ	x
1. GİRİŞ	1
2. BULANIK MANTIK KAVRAMI	3
2.1 Bulanık Mantık Tarihçesi	3
2.2 Bulanık Mantığın Avantajları.....	4
2.3 Bulanık ve Klasik Kümeler	4
2.4 Bulanık Kümelerin Gösterimi.....	7
2.5 Bulanık Kümelerde İşlemler	10
2.6 Sözel Değişkenler.....	11
2.7 Bulanık Kural Tabanı.....	12
2.8 Çeviri Kuralları.....	13
2.9 Bulanık Çıkarım.....	14
2.9.1 Mamdani Yöntemi	15
2.9.2 Takagi-Sugeno Yöntemi	16
2.10 Durulaştırma	17
2.10.1 En büyüklerin ortası.....	19
2.10.2 Ağırlık merkezi yöntemi	19
2.10.3 İki bölümü alan merkez yöntemi	20
2.10.4 Ortalama merkezi.....	20
2.10.5 En büyük yöntemi.....	21
2.10.6 Ağırlık yöntemi merkezi	21
2.10.7 Toplamların merkezi.....	22
3. UYARLAMALI SİNİRSEL BULANIK MANTIK.....	23
3.1 Yapay Sinir Ağlarına Giriş	23
3.2 YSA'nın Tanımı ve Modeli.....	25
3.2.1 YSA'nın tanımı.....	25

3.2.2 Nöronun biyolojik yapısı ve nöron modeli.....	25
3.3 YSA'nın Yapısı ve İşlem Elemanı.....	28
3.3.1 Giriş işareti sınıfları.....	28
3.3.2 Bağlantı geometrileri	30
3.3.3 Ağ tipleri	31
3.3.4 Eşik fonksiyonları	32
3.4 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme.....	34
3.5 Geri Yayılım Algoritması	35
3.6 Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık (ANFIS Modeli).....	37
3.7 ANFIS Modelin Mimarisi.....	38
3.8 ANFIS Ağında Kullanılan Hibrid Öğrenme Algoritması	40
4. GAZLI İÇECEKLERİN ÖZELLİKLERİ VE ÜRETİM YÖNTEMLERİ	43
4.1 Gazlı İçeceklerin Tanımı	43
4.2 Gazlı İçeceklerin Özellikleri.....	43
4.3 Türkiye'de Gazlı İçecek Sektörü	44
4.4 Gazlı İçeceklerin Üretimi	44
4.5 Karbondioksit.....	47
4.5.1 Karbondioksitin gazlı içeceklerde kullanılma sebepleri.....	47
4.6 Karbonlama ve Karbonlayıcılar	48
5. UYGULAMA	50
5.1 Geleneksel Bulanık Mantık.....	50
5.1.1 Giriş ve çıkış üyelik fonksiyonlarının tasarımı.....	50
5.1.2 Kural tabanı.....	53
5.1.3 Kuralların tetikleme.....	57
5.2 Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık (ANFIS Modeli).....	59
5.2.1 Giriş ve çıkış üyelik fonksiyonlarının tasarımı.....	60
5.2.2 Kural tabanı.....	61
5.2.3 ANFIS modelin tasarımı.....	61
5.2.4 ANFIS modelin eğitimi.....	62
6. BULGULAR VE KARŞILAŞTIRMALAR.....	64
6.1 Sistemin Simülasyonu	64
6.1.1 Geleneksel bulanık mantık ve ANFIS modelin sonuç yüzeyleri.....	66

6.1.2 Yöntemlerin testi	69
6.1.3 Yöntemlerin karşılaştırması.....	72
7. SONUÇ	79
KAYNAKLAR	80
ÖZGEÇMİŞ.....	83

SİMGELER VE KISATMALAR DİZİNİ

$\mu(x)$	x Elemanının üyelik Derecesi
\cap	Birleşim işlemi
\cup	Kesişim işlemi
\subseteq	Alt Küme
\subset	Öz alt küme
\in	Kümenin elemanıdır
\notin	Kümenin elemanı değildir
\bar{A}	A kümesinin tümleyeni
\sum	Kartezyen toplam
\leq	Küçük eşittir
\geq	Büyük eşittir
\wedge	Ve
\vee	Veya
Min	En Küçük
Max	En Büyük
BM	Bulanık Mantık
YSA	Yapay Sinir Ağları
USBM	Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık
CO ₂	Karbondioksit
LIFE	Laboratory for Interchange Fuzzy Engineering
FLSI	Fuzzy Logic Systems Institute

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1 Yaşlılar kümesinin gösterimi (Rakamlar, 0 yaşa göre yaş halkalarıdır) a. Klasik küme b. Bulanık küme.....	5
Şekil 2.2 Yaş uzayında tanımlı yaşlı kesin küme.....	6
Şekil 2.3 Yaş uzayında tanımlı yaşlı bulanık küme.....	7
Şekil 2.4 Üçgen üyelik fonksiyonu.....	8
Şekil 2.5 Yamuk Üyelik fonksiyonu.....	8
Şekil 2.6 Gaussian üyelik fonksiyonu.....	9
Şekil 2.7 Çan şekilli üyelik fonksiyonu.....	9
Şekil 2.8 Sözel değişken basıncın trimleri.....	12
Şekil 2.9 Bulanık VE ve VEYA işlemleri için sırasıyla minimizasyon ve maksimizasyon operatörlerini kullanılan Mamdani tipi bulanık çıkarım sistemi.....	16
Şekil 2.10 En büyüklerin ortası yöntemi ile durulaştırma.....	19
Şekil 2.11 Sentroid yöntem ile durulaştırma.....	20
Şekil 2.12 En büyük üyelik yöntem ile durulaştırma.....	21
Şekil 2.13 Ağırlıklı ortalama ile durulaştırma.....	22
Şekil 3.1 Biyolojik ve yapay nöron modeli.....	24
Şekil 3.2 Basit bir nöron yapısı.....	26
Şekil 3.3 Nöron modeli.....	27
Şekil 3.4 YSA'nın genel blok şeması.....	27
Şekil 3.5 Genel işlem elemanı yapısı.....	28
Şekil 3.6 Komşu hücrelerin merkez hücreye etkisi.....	29
Şekil 3.7 Tetikleyici ve yasaklanan girişlere sahip bir işlem elemanı.....	29
Şekil 3.8 YSA sınıflandırıcıları.....	30
Şekil 3.9 Sıkça kullanılan eşik fonksiyonları.....	33
Şekil 3.10 ANFIS mimarisi.....	39
Şekil 4.1 Gazlı içecek üretim akış diyagramı.....	46
Şekil 5.1 Sıcaklık için üyelik fonksiyonu (geleneksel bulanık mantık).....	51
Şekil 5.2 Basınç için üyelik fonksiyonu (geleneksel bulanık mantık).....	52
Şekil 5.3 Yoğunluk için üyelik fonksiyonu (geleneksel bulanık mantık).....	52
Şekil 5.4 Karbondioksit için üyelik fonksiyonu (Mamdani yöntemi).....	52
Şekil 5.5 karbondioksit için üyelik fonksiyonu (Sugeno yöntemi).....	53
Şekil 5.6 Sıcaklık için yapılan kural tetikleme.....	57
Şekil 5.7 Basınç için yapılan kural tetikleme.....	58
Şekil 5.8 Yoğunluk için yapılan kural tetikleme.....	58
Şekil 5.9 Sıcaklık için üyelik fonksiyonu (ANFIS modeli).....	60
Şekil 5.10 Basınç için üyelik fonksiyonu (ANFIS modeli).....	60
Şekil 5.11 Yoğunluk için üyelik fonksiyonu (ANFIS modeli).....	61
Şekil 5.12 ANFIS katman yapısı.....	62
Şekil 5.13 Eğitimden sonra sıcaklık için üyelik fonksiyonu.....	63
Şekil 5.14 Eğitimden sonra basınç için üyelik fonksiyonu.....	63
Şekil 5.15 Eğitimden sonra yoğunluk için üyelik fonksiyonu.....	63
Şekil 6.1 Matlab fuzzy toolbox.....	65
Şekil 6.2 Matlab ANFISedit toolbox.....	66

Şekil 6.3 Sıcaklık ve basınç değişkenlerin karbondioksit miktarının üzerindeki etkisi a. Mamdani yöntemi, b. sugeno yöntemi, c. ANFIS modeli.....	67
Şekil 6.4 Sıcaklık ve yoğunluk değişkenlerin karbondioksit miktarının üzerindeki etkisi a. Mamdani yöntemi, b. sugeno yöntemi, c. ANFIS modeli.....	68
Şekil 6.5 Basınç ve yoğunluk değişkenlerin karbondioksit miktarının üzerindeki etkisi a. Mamdani yöntemi, b. sugeno yöntemi, c. ANFIS modeli.....	69
Şekil 6.6 Mamdani yöntemin sonuçlarını gerçek değerlere karşılaştırması.....	70
Şekil 6.7 Sugeno yöntemin sonuçlarını gerçek değerlere karşılaştırması.....	71
Şekil 6.6 ANFIS modeli sonuçlarını gerçek değerlere karşılaştırması.....	72
Şekil 6.9 Mamdani ve sugeno yöntemlerinin sonuçlarının karşılaştırması.....	73
Şekil 6.10 Mamdani yöntemin ve ANFIS modelin sonuçlarının karşılaştırması.....	74
Şekil 6.10 Sugeno yöntemin ve ANFIS modelin sonuçlarının karşılaştırması.....	74
Şekil 6.11 Mamdani, sugeno ve ANFIS yöntemleri sonuçlarının karşılaştırması.....	75

ÇİZELGEL DİZİNİ

Çizelge 6.1 Yöntemlerin sonuçları.....	76
--	----

1. GİRİŞ

Günlük hayatta rastgele kullandığımız bir çok terim genellikle bulanık bir yapıya sahiptir. Bir şeyi tanımlarken, bir olayı açıklarken, komut verirken ve daha bir çok durumda kullandığımız sözel veya sayısal ifadeler bulanıklık içerir. Bu terimlere örnek olarak; yaşlı, genç, uzun, kısa, sıcak, soğuk, ılık, bulutlu, parçalı bulutlu, güneşli, hızlı, yavaş, çok, az, biraz, fazla, çok az, çok fazla gibi daha pek çok sözel terim gösterilebilir. Biz insanlar bir olayı anlatıp, bir durum karşısında karar verirken bu tür kesinlik ifade etmeyen terimler kullanırız. Kişinin yaş durumuna göre ona yaşlı, orta yaşlı, genç, çok yaşlı ve çok genç deriz. Yolun kayganlık ve rampa durumuna göre arabanın gaz veya fren pedalına biraz daha yavaş veya biraz daha hızlı basarız. Çalıştığımız odanın ışığı yetersiz ise onu biraz artırır, yeterinden fazla ise biraz azaltırız. Bütün bunlar insan beyninin belirsiz ve kesinlik içermeyen durumlarda nasıl davrandığına ve olayları nasıl değerlendirip, tanımlayıp, komut verdiğiine dair birer örnektir.

Bulanık mantığın ve bu mantık kurallarını kullanan bulanık küme teorisinin Lotfi A. Zadeh tarafından geliştirilip 1965 tarihli orijinal makalesinde (Zadeh 1965). yayınlanmasından sonra belirsizlik içeren sistemlerin incelenmesi yeni bir boyut kazanmıştır. 1965 de ortaya atılmasına rağmen, bulanık küme kavramı ancak 1970'li yılların ikinci yarısından sonra kullanılmaya başlanmıştır.

Bunda özellikle Zadeh'in 1965 deki ilk makalesinden daha fazla etkili olan ve bulanık mantığın belirsizlik içeren sistemlere uygulanabilirliğini açıklayan makaleleri (Zadeh 1973, Zadeh 1975) etkili olmuştur. 1980'li yılların ikinci yarısından sonra Japonların ürünlerinde bulanık mantığı kullanmalarıyla da hız kazanarak, günümüzdeki doruk noktasına gelmiştir. Artık hemen her alanda bulanık mantık uygulamalarına rastlamak mümkündür (Mayers and Sherif 1995, Altaş 1999).

Bizim bu çalışmada bulanık mantıkla gazlı içeceklerde karbondioksitin kontrolü yapılacak. Gazlı içecekler serinletici ve ferahlatıcı etkileri sayesinde dünyada her yaş grubuna ait birçok insan tarafından tüketilen bir içecek grubudur. Tüketim miktarları oldukça yüksek olan bu içecek grubu bazı önemli özellikler taşımaktadır. Gazlı içecek

retiminde karbondioksitin kontrolü en önemli süreçlerden biridir. Gazlı içeceklerin bazı özelliklerini parametre olarak bizim kontrol sistemin girişi olacak gazlı içeceğin sıcaklık, basınç ve yoğunluk girişlerimiz olacaktır ve bir tane çıkış olacak o da Karbondioksitin miktarı olacaktır. Bu çalışmada iki tane metod kullandık birisi geleneksel bulanık mantık ve diğeri sinirsel bulanık mantık. Geleneksel bulanık mantık'ta iki tane yöntem kullandık onlar da şöyledir Mamdani ve Sugeno yöntemleri. İkinci metotsa uyarlamalı sinirsel bulanık mantık bu metotta geleneksel bulanık mantığın stabil yapısından uzaklaşıp, sinirsel algoritmaların eğitim ile sürekli kendini yenileyebilen özelliğine sahiptir. Bu yöntemleri uyguladıktan sonra biz de çıkan sonuçları bir biriyle karşılaştıracamız ve yorumlayacağız. Ayrıca hangi yöntemin sonuçları Karbondioksitin gerçek değerine yakın olduğunu belirlenecektir.

2. BULANIK MANTIK KAVRAMI

2.1 Bulanık Mantık Tarihçesi

Bulanık mantık ilk defa 1960 yılında, University of California, Berkeley'den Dr. Lotfi Zadeh tarafından, doğal dildeki belirsizliği modellemek için ortaya konmuştur. Zadeh, bulanık mantık teorisinin bağımsız ve tam bir teori olmaktan çok, bulanıklaştırma yönteminin (fuzzification), herhangi bir teorisinin ayrık (crisp, discrete) formdan sürekli (continuous, fuzzy) forma dönüştürülmek suretiyle genelleştirilmesi için kullanılan bir metodoloji olarak ele almıştır.

Bulanık mantık ilk kez 1973 yılında, Londra'daki Queen Mary College'de profesör olan H. Mamdani tarafından bir buhar makinesinde uygulandı. Ticari olarak ise ilk defa, 1980 yılında, Danimarka'daki bir çimento fabrikasının fırınına kontrol etmede kullanıldı. "Bulanık mantık kuramının ilk önemli endüstriyel uygulaması 1980 yılında Danimarka'daki bir çimento fabrikasında gerçekleştirmiş, değirmen içinde çok hassas bir denge ile oranlanması gereken sıcaklık ve oksijen ayarı en uygun bir biçimde yapılmıştır. Bundan sonra bir başka dikkate değer uygulama ise Hitachi firması tarafından 1987 yılında Sendai Metro'sunda gerçekleştirilmiştir. Bu sayede trenin istenen konumda durması üç kat daha iyileştirilmiş, kullanılan enerji ise %10 azaltılmıştır. Bunun üzerine Hitachi firmasına benzeri bir sistemin Tokyo Metro'suna da kurması için talep gelmiştir. Yamaichi Securities'in geliştirdiği Bulanık Mantık temelli uzman sistem, 1988 yılının Ekim ayında kara Pazar adlı Tokyo Borsası'nda yaşanan krizin sinyallerini onsekiz gün önceden haber vermiştir. Bu kadar başarılı uygulamaların ardından bulanık mantığa olan ilgi artmış, uluslararası bir çalışma ortamı oluşturabilmek amacıyla 1989 yılında aralarında SGS, Thomson, Omron, Hitachi, NCR, IBM, Toshiba ve Matsuhita gibi dünya devlerinin bulunduğu 51 firma tarafından LIFE (Laboratory for Interchange Fuzzy Engineering) laboratuvarları kurulmuştur". LIFE'in yanında FLSI (Fuzzy Logic Systems Institute) adındaki diğer araştırma merkezi de Bulanık Mantığın Elektronik, Otomotiv ve Üretim teknolojisi alanında yeni yeni uygulamalar kazandırmaktadır.

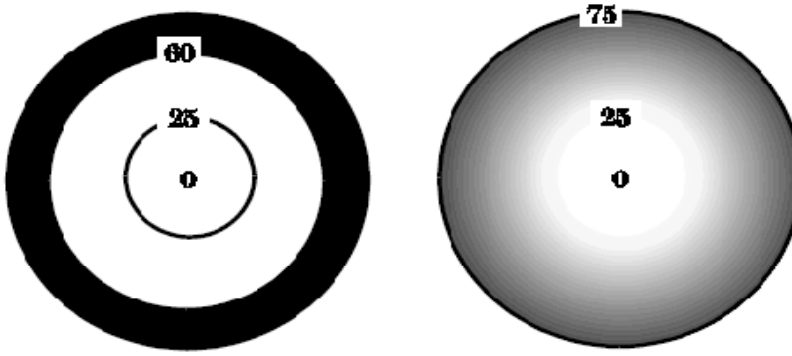
2.2 Bulanık Mantığın Avantajları

- Gnlk hayatta olduĐu gibi belirsiz, zamanla deĐiŐen, karmaŐık, iyi tanımlanmamıŐ sistemlerin denetimine basit zmler getirir.
- Sistem basit bir matematiksel modelle tanımlanabilen bir sistem ise o zaman geleneksel bir denetim yeterli olacaktır. Ama karmaŐık bir sisteme geleneksel bir mantık uygulamak hem ok zor hem de yksek maliyetlidir. Buna karŐılık bulanık mantık denetimi geleneksel mantıĐa gre sistemi daha iyi analiz edebileceĐi gibi aynı zamanda da ekonomiktir.
- Bulanık mantıkta iŐaretlerin bir n iŐleme tabi tutulmaları ve olduka geniŐ bir alana yayılan deĐerlerin az sayıda yelik fonksiyonlarına indirgenmeleri nedeni ile bulanık denetim genellikle daha kk bir yazılımla daha hızlı bir Őekilde sonuçlanır.
- Sz edilen az sayıda deĐerler zerinde uygulanacak kural sayısı da az olduĐundan sonuca ulaŐmak daha da abuklaŐacaktır. Bu durum geleneksel bilgisayar ortamında byledir. zel geliŐtirilmiŐ bir donanımla sonuca daha da hızlı ulaŐmak olasıdır. rneĐin Sanyo-Fisher firması mhendisleri, video kayıt cihazında kullanmayı dŐndkleri mikro bilgisayarın yetersiz kalmasından dolayı, bulanık denetim kullanmaya karar vermiŐlerdir. Bulanık denetim yazılım boyutlarının daha kk olmasını saĐladıĐından, dıŐ bellek kullanımına gerek kalmamıŐtır.
- Bulanık mantık denetiminin saĐladıĐı bir diĐer avantaj ise doĐrudan kullanıcı giriŐlerine ve kullanıcının deneyimlerinden yararlanabilmesine olanak saĐlamasıdır.

2.3 Bulanık ve Klasik Kmeler

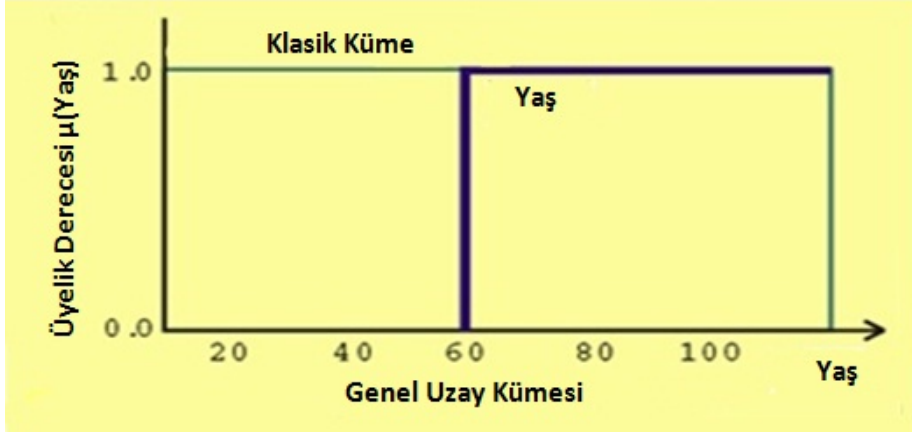
Bulanık sistemlerin en temel elemanı bulanık kmedir. Bulanık bir kme, deĐiŐik yelik yani ait olma derecelerine sahip elemanları olan bir kme trdr. Byle bir kme, elemanlarının her birine 0 ile 1 arasında yelik deĐeri atayabilen bir yelik fonksiyonu ile karakterize edilebilir. Bulanık kmelerin bu tanımını, bulanık kmelerle ilgili ilk

çalışmaları yapan ve bu konunun bulucusu olarak kabul edilen Lotfi A Zadeh tarafından 1965 yılında yayınladığı orijinal makalesinde (Zadeh 1965) yapılmaktadır. Kümeye dahil olmayan elemanların üyelik değerleri 0, kümeye tam dahil olanların üyelik değerleri de 1 olarak atanmaktadır. Kümeye dahil olup olmadıkları belirsiz olan elemanlara ise belirsizlik durumuna göre 0 ile 1 arasında değerler atanır. Oysa kesin küme teorisinde belirsiz eleman diye bir şey söz konusu değildir. Bir eleman ya kümeye dahildir ya da tamamı ile kümenin dışındadır. Dolayısıyla kesin kümelerde bir elemanın alabileceği üyelik değeri ya 0 ya da 1 dir. Şekil 2.1'de yaşlı insanlar için kesin ve bulanık kümeler gösterilmiştir. Bu şekillerde siyah rengin tonu yaşlılık düzeyini belirtmektedir. Şekil 2.1.a'daki kesin kümeye göre yaşı 60 ve üzerinde olanlar yaşlı, 60 dan küçük olanlar yaşlı değildir. Oysa Şekil 2.1.b'de sadece yaşı 75 in üzerinde olanlar değil, yaşı 25 ile 75 arasında olanlar da yaşlılar kümesine dâhildir.



Şekil 2.1 Yaşlılar kümesinin gösterimi(Rakamlar, yaşa göre yaş halkalarıdır)
a. Klasik küme, b. Bulanık küme

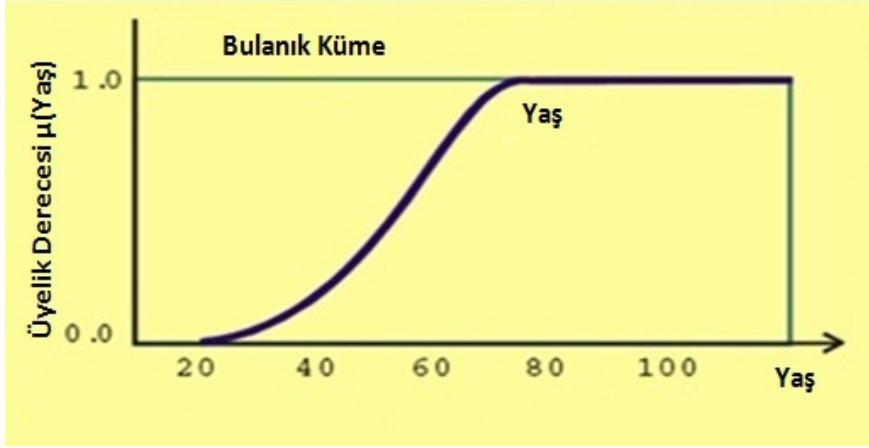
Şekil 2.1.a, b'de verilen kesin ve bulanık kümeler sırasıyla şekil 2.2-2.3'te gösterildiği gibi üyelik fonksiyonları (karakteristik fonksiyonlar) ile temsil edilebilirler.



Şekil 2.2 Yaş genel uzayında tanımlı yaşlı kesin kümesi

Şekil 2.1.a, b'deki kümeler yerine üyelik fonksiyonlarını kullanmak daha yararlı ve anlaşılır olacaktır. Görüleceği gibi, üyelik fonksiyonlarının kullanılması, elemanların kümelere ait olma derecelerini 0 ile 1 arasında değişen sayılara atama olanağı verir. Üyelik fonksiyonları kullanıldığında da, *Yaşlı* kesin kümesine göre, yaşı 60 ve daha büyük olanlar yaşlı, yaşı 60 dan daha küçük olanlar ise yaşlı değildirler. Yani 59 yaşındaki biri yaşlı sayılmazken 60 yaşındaki biri yaşlı sayılmaktadır. Bu da şu anlama gelmektedir. *Yaşlı* kesin kümesine göre 59 yaşındaki bir insan kesinlikle yaşlı değilken 60 yaşındaki bir insan kesinlikle yaşlıdır.

Yaşlı insanlar bulanık bir küme ile temsil edilirse bu yeni küme şekil 2.3'te verildiği gibi 20 ile 75 yaşları arasındakileri de kapsar. Ancak bu kapsama klasik kümede olduğu gibi tam bir kapsama değildir. Yani yaşı 20 ile 75 arasında olanlar belirli derecelerle bu kümenin elemanlarıdır. Örneğin yaşı 20'nin altında olanların yaşlı bulanık kümesindeki üyelik dereceleri sıfır iken, yaşı 20'nin hemen üzerinde olanların üyelik derecesi sıfırın biraz üzerinde, yaşı 75'e gelmek üzere olanların üyelik derecesi de 1'e yakındır. Örneğin, 25 yaşındaki birisinin YAŞLI kümesindeki üyelik derecesi oldukça az iken, 65 yaşındaki birinin üyelik derecesi oldukça fazladır.



Şekil 2.3 Yaş uzayında tanımlı yaşlı bulanık kümesi

Şekil 2.2 ve Şekil 2.3 te verilen kümeler aslında yaş genel uzayında tanımlı olan ve yaşlı kümesini sırasıyla kesin ve bulanık biçimlerde tanımlayan birer üyelik fonksiyonudur. Üyelik fonksiyonu grafiğinde x eksenini üyeleri gösterirken, y eksenini de üyelik derecelerini gösterir. Örneğin bir A bulanık kümesi genel anlamda aşağıdaki gibi gösterilebilir (Altaş 1999).

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in A, \mu_A(x) \in [0,1]\} \quad (2.1)$$

X : uzay kümesi

x : uzay kümesinin elemanı

A : bulanık küme

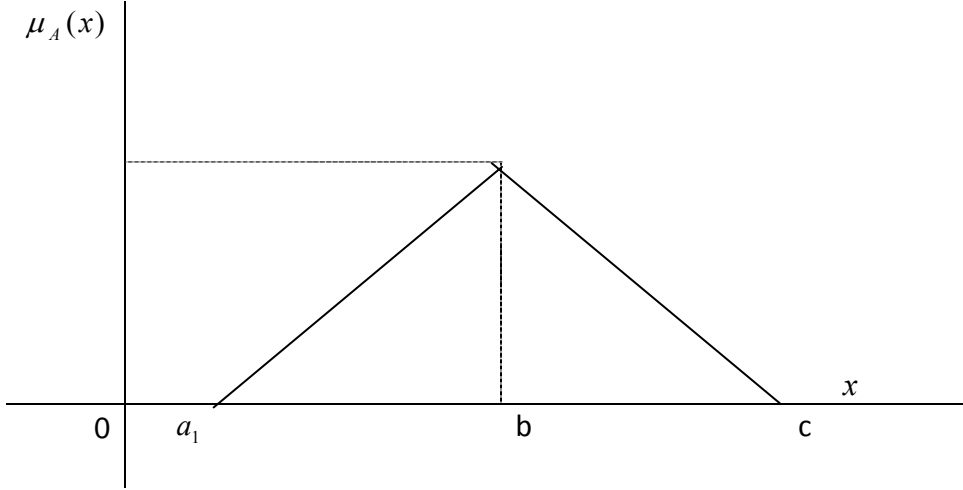
$\mu_A(x)$: x kesin sayılarının A bulanık kümesindeki üyelik dereceleridir.

2.4 Bulanık Kümelerin Gösterimi

Bulanık kümeler de klasik kümelere benzer şekilde iki yöntemle gösterilir. Bunlardan birincisi küme elemanlarının üyelik derecelerine göre sıralanması. Diğeri de matematiksel olarak üyelik fonksiyonu tanımlamak şeklindedir. Bulanık kümelerde üyelik dereceleri arasındaki geçiş yumuşak ve sürekli bir şekilde olmaktadır. Pratik uygulamalarda en fazla kullanılan üyelik fonksiyonları şöyledir, Üçgen üyelik fonksiyonu, yamuk üyelik fonksiyonu, Gaussian üyelik fonksiyonu, Genelleştirilmiş bell üyelik fonksiyonu (Yen 1999, Kiyak 2003).

(1) *üyelik fonksiyonu*: Bir üçgen üyelik fonksiyonu a , b , ve c olarak üç parametre ile tanımlanır.

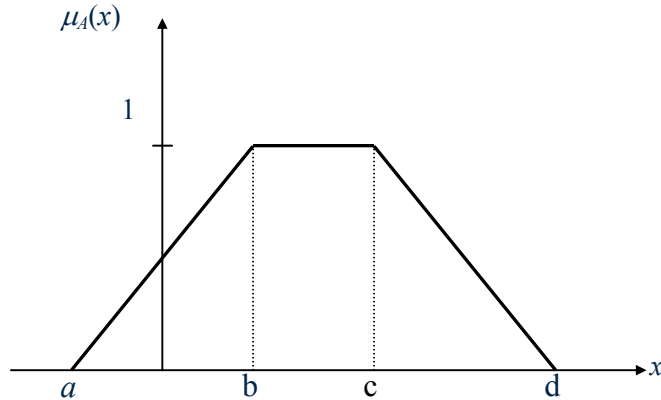
$$\mu_A(x) = \mu_A(x, a, b, c) = \begin{cases} (x - a)/(x - b) & \text{eğer } a \leq x < b \\ (c - x)/(c - b) & \text{eğer } b \leq x \leq c \\ 0 & \text{eğer } x > c \text{ veya } x < a \end{cases} \quad (2.2)$$



Şekil 2.4 Üçgen üyelik fonksiyonu

(2) *Yamuk üyelik fonksiyonu* : Bir yamuk üyelik fonksiyonu a , b , c ve d olarak dört parametre ile tanımlanır. Aslında üçgen üyelik fonksiyonu yamuk üyelik fonksiyonunun özel bir durumudur.

$$\mu_A(x) = \mu_A(x, a, b, c, d) = \begin{cases} (x - a)/(b - a) & \text{eğer } a \leq x < b \\ 1 & \text{eğer } b \leq x < c \\ (d - x)/(d - c) & \text{eğer } c < x \leq d \\ 0 & \text{eğer } x > d \text{ veya } x < a \end{cases} \quad (2.3)$$



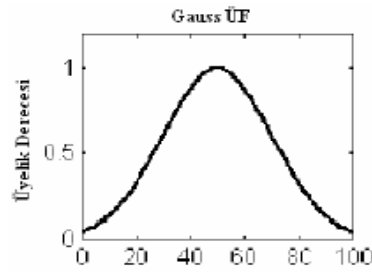
Şekil 2.5 Yamuk Üyelik fonksiyonu

(3) *Gaussian üyelik fonksiyonu: Bu tip bir üyelik fonksiyonu c ve σ parametreleri ile tanımlanır.*

$$\mu(x; m, s) = \exp\left\{-\frac{(x - m)^2}{2s^2}\right\} \quad (2.4)$$

Bu fonksiyonda c fonksiyonun merkezini ve σ da genişliğini ifade eder. σ değerinin değiştirilerek fonksiyonun biçimini değiştirebiliriz.

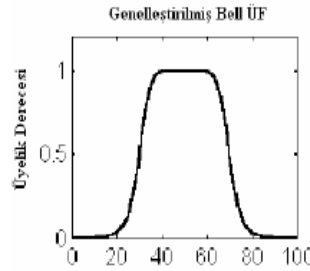
Eğer σ küçük olursa üyelik fonksiyonu daha ince olurken, bu değer büyüdükçe üyelik fonksiyonu gittikçe yayvanlaşacaktır.



Şekil 2.6 Gaussian üyelik fonksiyonu

(4) *Genelleştirilmiş Bell Üyelik fonksiyonu: bu tip üyelik fonksiyonu da a , b , ve c olarak üç parametre ile tanımlanır.*

$$\mu(x; a_1, a_2, a_3) = \left\{ \frac{1}{1 + \left| \frac{x - a_3}{a_1} \right|^{a_2}} \right\} \quad (2.5)$$



Şekil 2.7 Çan şekilli üyelik fonksiyonu

2.5 Bulanık Kümelerde İşlemler

A ve B, U evreninde üyelik fonksiyonları sırasıyla μ_A ve μ_B iki bulanık küme farz edelim. Tümleyen, birleşim ve kesişim gibi küme işlemleri, bulanık kümeler için üyelik fonksiyonları ile ifade edilmektedir.

Küme teorisi için en önemli özellikler.

Değişme özelliği

$$A \cup B = B \cup A, A \cap B = B \cap A \quad (2.6)$$

Dağılma özelliği

$$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C), A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C) \quad (2.7)$$

De Morgan kuralı

$$\overline{(A \cap B)} = \overline{A} \cup \overline{B} \text{ ve } \overline{(A \cup B)} = \overline{A} \cap \overline{B} \quad (2.8)$$

Yutma özelliği

$$A \cup (A \cap B) = A, A \cap (A \cup B) = A \quad (2.9)$$

Tek kuvvetli özelliği

$$A \cup A = A, A \cap A = A \quad (2.10)$$

Tümleme

Her hangi bir bulanık kümenin tümleyenini bulmak için o kümenin elemanlarının üyelik derecelerini 1'den çıkarmalıyız. Bulanık kümenin tümleyenini klasik kümelerde olduğu gibi bulabiliriz (Baykal ve Beyan 2004).

Bir A kümesinin tümleyenini \overline{A} olsa üyelik değeri;

$C(a) = 1 - a$ veya

$$\mu_{\overline{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (2.11)$$

Kesişim:

Bulanık kesişim işleminde iki tane bulanık alt kümenin durumunda her bir kümeye ait öğenin ait oldukları kümelerdeki üyelik derecelerinin en küçüğü alınır.

$$I[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \text{ veya} \\ \mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (2.12)$$

Birleşim:

İki tane bulanık alt kümenin birleşimi durumunda her bir kümeye ait öğenin ait oldukları kümelerdeki üyelik derecelerinin en büyüğü alınır. Standard birleşim (Baykal ve Beyan 2004).

$$U[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \text{ veya} \\ \mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (2.13)$$

Fark İşlemi

İki bulanık kümenin farkı şu şekilde tanımlanır;

$$A \setminus B = A \cap \bar{B} \quad (2.14)$$

$$\mu_{\bar{B}}(x) = 1 - \mu_B(x) \text{ olduğundan} \quad (2.15)$$

$$\mu_{A \cap \bar{B}}(x) = \min[\mu_A(x), 1 - \mu_B(x)] \quad (2.16)$$

Olarak elde edilir.

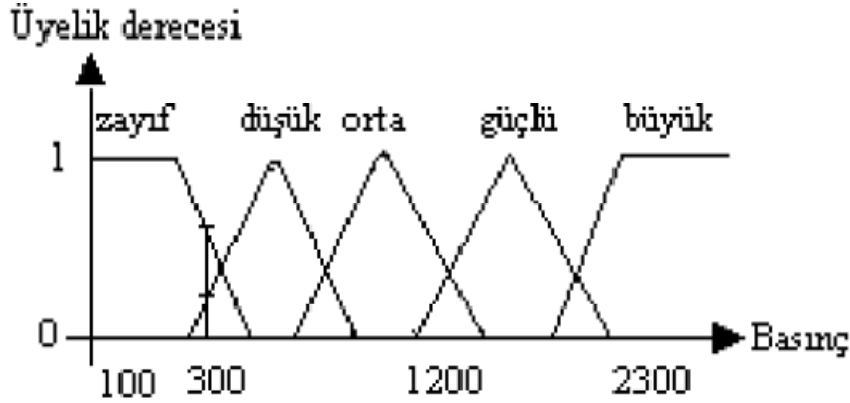
2.6 Sözel Değişkenler

Zadeh 1965 yılında yayınladığı makalesinde şöyle diyor; “Aşırı karmaşıklıktan kaçınmak için sözel değişkenler kullanılır”. Sözel değişkenlerin değeri doğal veya suni dillerde sayı değil kelimeler veya cümlelerdir. Kelimelere veya cümlelere sözel karakter atamak sayılara atamaktan daha kolaydır.”

u'yu sözel bir değişkenin adı kabul edelim (örneğin sıcaklık). **u** sözel değişkeninin sayısal değeri **x** ile gösterilsin burada **x** ∈ **U**'dur. Bazen eğer sözel değişken bir harf ise **x** ile **u** birbirinin yerine kullanılabilir. Bu özellikle bazı mühendislik

uygulamalarında karşılaşılan bir durumdur. Bu sözel değişken genellikle evrensel kümeyi kaplayan $T(\mathbf{u})$ bir dizi terimlere ayrıştırılır.

Örnek. Basınç(\mathbf{u})'yu sözel bir değişken olarak kabul edelim. $T(\text{basınç}) = \{\text{zayıf, düşük, orta, güçlü, büyük}\}$. $T(\text{basınç})$ 'ın içindeki her bir terim $U=(100\text{psi}, 2300\text{psi})$ evrensel kümesi içindeki bir bulanık küme tarafından tanımlanır.



Şekil 2.8 Sözel değişken basınçın terimleri

Bu terimler yukardaki şekilde üyelik fonksiyonları gösterilen bulanık kümeleri ile tanımlanabilir. Basınç ölçülen değerleri (x) yatay eksen boyuncadır. Örnek olarak $x=300$ iken bu, zayıf basınç ve düşük basınç kümelerinde farklı üyelik derecelerinde yer almaktadır.

2.7 Bulanık Kural Tabanı

Bulanık Kural Tabanı Birimi: Veri tabanındaki girişleri çıkış değişkenlerine bağlayan mantıksal. Bu kuralların yazılmasında sadece girdi verileri ile çıktılar arasında olabilecek tüm aralık (bulanık küme) bağlantıları düşünülür. Böylece, her bir kural girdi uzayının bir parçasını çıktı uzayına mantıksal olarak bağlar. İşte bu bağlamaların tümü kural tabanını oluşturur (Yılmaz ve Arslan 2005).

"Eğer $x \in A$ ise, o halde $y \in B$ dir" şeklinde bulanık kuralımız olsun. Bulanık kural öncül ve sonculda bulanık yüklem içerir, ve "Eğer $x \in A(x)$ ise, o halde $y \in B(y)$ dir" şeklinde yazılabilir.

$R(x,y)$: Eğer $A(x)$, ise $B(y)$ veya

$R(x,y)$: $A(x) \rightarrow B(y)$

Bulanık kümeleri içeren bir kural ve bir olgu varsa, genelleştirilmiş modus ponens ve genelleştirilmiş modus tollens olarak iki tip akıl yürütme kullanabiliriz.

Genelleştirilmiş Modus Ponens (GMP) 'de;

OLGU: $x A'$ dür. ($R(x)$)

KURAL: Eğer $x A$ ise, o halde $y B$ dir. ($R(x,y)$)

SONUÇ: $y B'$ dür. ($R(y)=R(x) \circ R(x,y)$)

Genelleştirilmiş Modus Tollens (GMT)

OLGU: $y B'$ dür. ($R(y)$)

KURAL: Eğer $x A$ ise, o halde $y B$ dir. ($R(x,y)$)

SONUÇ: $x A'$ dür. ($R(x)=R(y) \circ R(x,y)$)

Yukarıdaki akıl yürütmede, olguların (A' ve B') kurallardaki öncüllerle (A ve B) aynı olmadığını, sonuçların sonucullardan farklı olabileceğini görüyoruz. Bundan dolayı bu çeşit çıkarıma bulanık (yaklaşık) akıl yürütme yada çıkarım denir. Bulanık (yaklaşık) çıkarım yapmak için, bileşkesel çıkarım kuralı uygulanmaktadır. \circ işlemcisi burada bileşke çıktıyı elde etmek için yapılan işlemi temsil etmektedir (Mikail 2007).

2.8 Çeviri Kuralları

Zadeh, dilimizdeki önermeler açısından bazı genel sözel ifadelerin temsilini sağlayan bir dizi çeviri kurallarına giriş yapmıştır. Bunlar (Baykal ve Beyan 2004) :

(1) Gerektirme kuralı

$X A$ dır.

$A \subset B$ dir.

$X B$ dir.

Örnek : Ayşe çok gençtir

Çok genç \subset genç

Ayşe gençtir.

(2) Tümel evetleme kuralı

$X A$ dır.

X B dir.

X A \cap B dir.

Örnek: Basınç çok yüksek değildir.

Basınç çok düşük değildir.

Basınç çok yüksek değildir ve çok düşük değildir.

(3) Değilleme kuralı

Değil (x A dır)

X \overline{A} dır.

Örnek: değil (x yüksektir) x yüksek değildir.

(4) Tikel evetleme kuralı

X A dır.

Veya X B dir.

X A \cup B dir.

Örnek: Basınç çok yüksek değildir.

Veya çok düşük değildir.

Basınç çok yüksek değildir veya çok düşük değildir.

(5) İz düşüm kuralı

(x, y) R bağıntısına sahiptir.

X \prod_x (R) dir.

Y \prod_y (R) dir.

Örnek: (x,y) (3,2) ye yakındır.

x 3'e yakındır.

y 2 ye yakındır.

2.9 Bulanık Çıkarım

Bulanık kural tabanında giriş ve çıkış bulanık kümeleri arasında kurulmuş olan parça ilişkilerin hepsini bir arada toplayarak sistemin bir çıkışlı davranmasını temin eden

işlemler topluluğunu içeren bir mekanizmadır. Bu motor her bir kuralın çıkarımlarını bir araya toplayarak tüm sistemin girdiler altında nasıl bir çıktı vereceğinin belirlenmesine yarar. Bulanık mantık ile yaygın olarak kullanılan başlıca modellemeler; Mamdani ve Takagi – sugeno tipi bulanık modellemelerdir (Yılmaz ve Arslan 2005).

2.9.1 Mamdani Yöntemi

Mamdani tipi bulanık model çok kolay oluşturulur, insan davranışlarına çok uygundur. Bu nedenle çok yaygın bir kullanıma sahiptir ve diğer bulanık mantık modellerin temelini oluşturur. İlk defa bir buhar motorunun insan tecrübelerinden elde edilen sözel kontrol kuralları yardımıyla kontrolü amacıyla kullanılmıştır (Mamdani and Assilian 1975). Bu modelde hem girdi değişkenleri hem de çıktı değişkeni kapalı formdaki üyelik fonksiyonları ile ifade edilir .

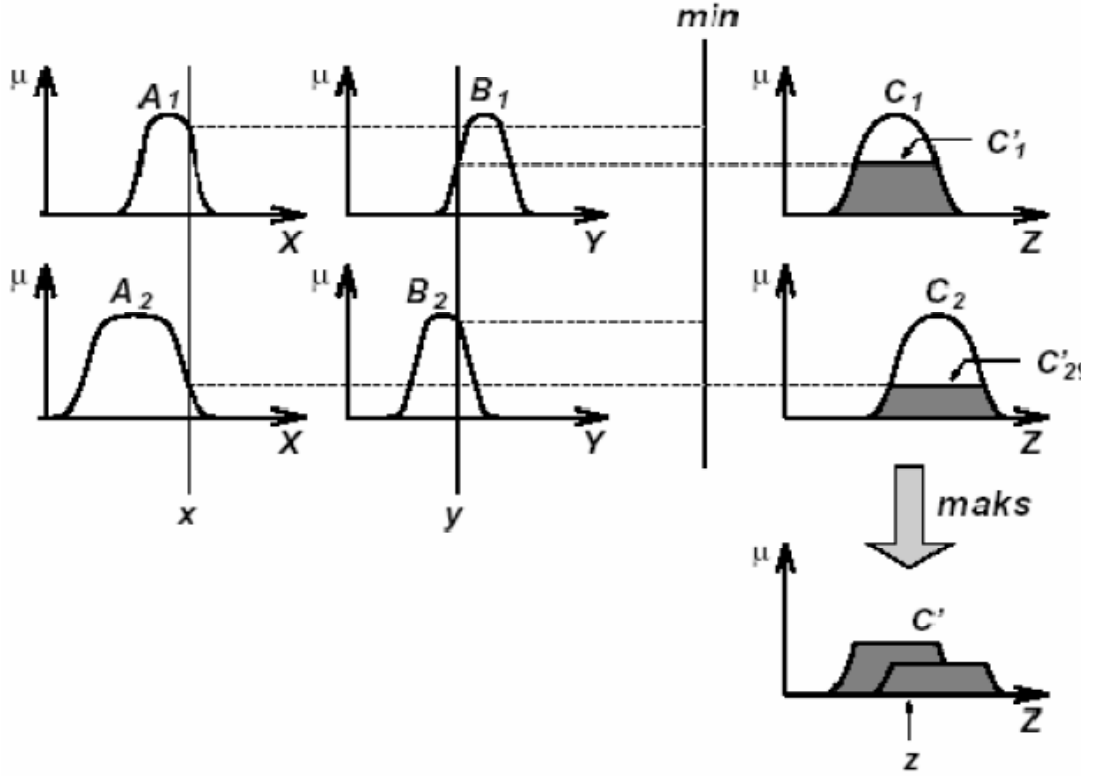
Mamdani tipi bir bulanık model aşağıdaki 5 adımda oluşturulur ;

- Girdilerin bulanıklaştırılması: öncül kısımdaki bütün bulanık ifadeleri kullanarak girdi
- değişkenlerine ait 0 ile 1 arasında değişen üyelik derecelerinin belirlenmesi.
- Bulanık mantık işlemlerini kullanarak kural ağırlıklarının belirlenmesi
- Bulanık küme mantıksal işlemcilerin (ve, veya) uygulanması
- Sonuçların toplanması: her bir kuralın çıktısını temsil eden bulanık kümelerin birleştirilmesi
- Durulaştırma: tek bir sayıya dönüştürülmüş toplam bulanık küme sonuçlarının durulaştırılması.

Şekil 2.9’da x ve y gibi sayısal iki değişkeni içeren iki kurallı bir Mamdani tipi bulanık modelde z çıkış değerinin c_i bulanık küme fonksiyonlarından nasıl hesaplandığı gösterilmektedir (Yılmaz ve Arslan 2005).

Kural 1: *Eğer* x = A1 VE y = B1 *İse* z = C1

Kural 2: *Eğer* x = A2 VE y = B2 *İse* z = C2



Şekil 2.9 Bulanık VE ve VEYA işlemleri için sırasıyla minimizasyon ve maksimizasyon operatörlerini kullanan Mamdani tipi bulanık çıkarım sistemi

Mamdani tipi bulanık modelin avantajlarını özetlemek gerekirse

- Modelin oluşturulması basittir.
- Diğer bulanık mantık modellemenin temelini oluşturur.
- İnsan davranış ve duyularına uygundur

2.9.2 Takagi –Sugeno Yöntemi

Takagi – Sugeno bulanık mantık yada Sugeno bulanık mantık ilk kez 1985 yılında kullanılmaya başlanmıştır. Girdi değişkenlerinin bulanıklaştırılması ve bulanık mantık işlemleri Mamdani bulanık modelleme ile tamamen aynıdır. İki yöntem arasındaki fark çıktı üyelik fonksiyonlarındadır. Sugeno tipi bulanık modellemede çıktı üyelik fonksiyonları lineer yada sabittir. Çıktı üyelik fonksiyonları sabit olduğu zaman, sıfıncı derece, 1. derece doğru denklemi şeklinde olduğu zaman ise birinci derece Sugeno bulanık model olarak adlandırılırlar . Böylece Sugeno tipi bulanık model, Mamdani tipi bulanık modelden daha karmaşık ve gösterim açısından daha elverişlidir.

Bu nedenle Sugeno tipi bulanık model uyarlanabilir tekniklerle birlikte kullanılabilir. Bir birinci (sıfıncı) derece Sugeno bulanık model aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

Eğer $x = A$ ve $y = B$, İse $z = f(x,y) = px+qy+r (c)$.

Burada A ve B, x ve y üyelik fonksiyonları için tanımlanmış öncül kısımdaki bulanık kümeler, p, q ve r (r) ise soncul bir parametre(ler)dir. Böylece her bir kural için bir çıktı değeri elde edilir. Bulanık küme mantıksal işlemleri (ve, veya) basit toplama ve çarpmadır (Yılmaz ve Arslan 2005).

Sugeno tipi bulanık modelin avantajları aşağıda sıralanmıştır (Anonymous 2010a);

- Hesaplama için çok uygundur.
- Lineer olmayan sistemlerin kontrol edilmesi için lineer teknikler kullanılabilir.
- Optimizasyon ve uyarlanabilir (adaptive) tekniklerle birlikte iyi çalışır ve çıktı parametrelerini optimize ederek sonuçları iyileştirir.
- Çıktı uzayında sürekliliği garantiler.
- Matematiksel analiz için uygundur.

Sugeno tipi bulanık modelin dezavantajları ise (Anonymous 2010a);

- Yüksek derecedeki Sugeno bulanık modelleme kullanıldığında oldukça kompleks bir yapıya sahip olur.
- Girdi ve alt küme sayılarının artması verilerin eğitilmesini zorlaştırır, sonuçların elde edilmesi için belirlenmesi gereken soncul parametrelerin sayısı artar.
- İnsan sezgilerine çok uygun değildir.

2.10 Durulaştırma

Pek çok pratik uygulamada, denetim komutu kesin bir değer olarak verilir. Bundan dolayı, bulanık çıkarım sonucunu durulaştırmak gerekir. Durulaştırma, elde edilmiş bir bulanık denetim etkinliğinde olasılık dağılımını en iyi gösteren, bulanık olmayan denetim etkinliği elde etme sürecidir. Ancak, iyi bir durulaştırma stratejisi seçmek için sistematik bir işlem yoktur ve bundan dolayı uygulamanın özelliklerini dikkate alan bir yöntem seçilmesi gerekir.

Matematiksel olarak, bulanıklaştırma, R gerçel sayılar alanı, F bulanık kümeler alanı olmak üzere Bulanıklaştırma $(R)_F$ ile gösterilirse bunun tersi durulaştırma olarak tanımlanır. Bu işlem bulanık bir kümeyi sayısal değerlere çevirir. Durulaştırma $(F)_F$ olarak gösterilebilir. Çıkarım motoru bulanık kümeleri alıp bulanık kurallar kümesini uygulayarak dönüştürür. Bu durum da $\text{ÇM}(F)_F$ olarak temsil edilebilir.

Genel olarak bir gerçel sayının başka bir gerçel sayıya dönüştürülmesi açısından bir bulanık sistem;

$$R_Bulanıklaştırma(R)_F_ÇM(F)_F_Durulaştırma(F')_R$$

olarak gösterilir. Bulanıklaştırma ve durulaştırma birbirlerinin bütünleyicisi gibi görünse de, ters fonksiyonlar değildir. Durulaştırma yöntemlerinde genel olarak gözlemlenen dört özellik vardır.

1. Durulaştırma işlemcisi daima bir sayısal değer hesaplar. Bu, durulaştırmanın tanımı gereğidir. Açıkça, iki bulanık küme aynı durulanmış değeri verebilir. Ayrıca, durulanmış değer daima orijinal bulanık kümenin dayanakları arasında olduğu kabul edilir.
2. Üyelik fonksiyonu durulanmış değeri belirler. Bulanık kümenin monotonik olarak daraltılması normal bir bulanık kümenin normalini verir. Benzer şekilde monotonik genişletme işlemcisi bulanık küme normalinden itibaren durulanmış bir değeri verir.
3. İki üçgen bulanık sayının işleme sokulup durulanmasından elde edilen değer daima bireysel olarak durulanıp işleme sokulmasında elde edilen değerlerin arasında yer alır. A_f, B_f ; bulanık kümeler ve T ; T norm olmak üzere $C_f = T(A_f, B_f)$ ise Durulaştırma $(A_f) \in \text{Durulaştırma}(C_f) \in \text{Durulaştırma}(B_f)$ ve bu durum $T_{\text{conorm}}(\wedge)$ olmak üzere $C_f = \wedge(A_f, B_f)$ için de geçerlidir.
4. Engelleyici bilgi durumunda, durulanmış değer sınırlı bölgeye düşürülmelidir. 30 dan fazla durulaştırma yöntemi vardır. Bunların bir kısmı en büyük üyelik. ilkesi, sentroid

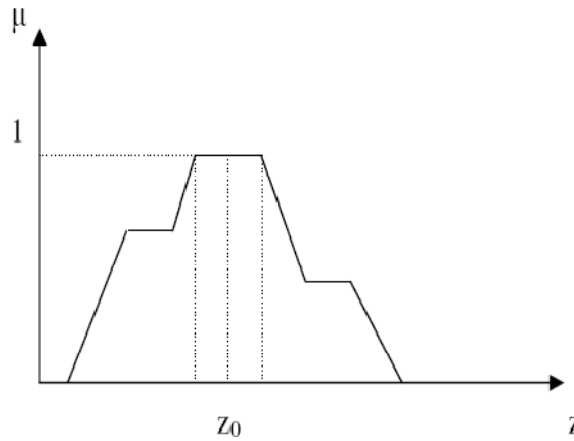
yöntemi, ağırlıklı ortalama yöntemi, ortalama en büyük üyelik, toplamların merkezi, en büyük alanın merkezi, en büyük ilk veya son üyelik derecesi olarak sıralanabilir. Bulanık denetleme teorisinde sıklıkla kullanılan dört durulaştırma yöntemi bulunmaktadır. Bunlar en büyüklerin ortası, ağırlık merkezi yöntemi ile hesaplama, ortalamaların merkezi ve alan merkezi yöntemidir (Baykal ve Beyan 2004).

2.10.1 En büyüklerin ortası

En büyüklerin ortası stratejisi üyelik fonksiyonlarının en büyüğe ulaştığı tüm denetim etkinliklerinin ortalama değerlerini temsil eden bir denetim etkinliği üretir. Ayrık bir evren varlığında denetim etkinliği, z_j üyelik fonksiyonunun en büyüğe ulaştığı denetim etkinliği, k bu şekildeki denetim etkinliklerinin sayısı olmak üzere;

$$z_0 = \sum_{j=1}^k \frac{z_j}{k} \quad (2.17)$$

Şekil 2.10'da gösterilmektedir



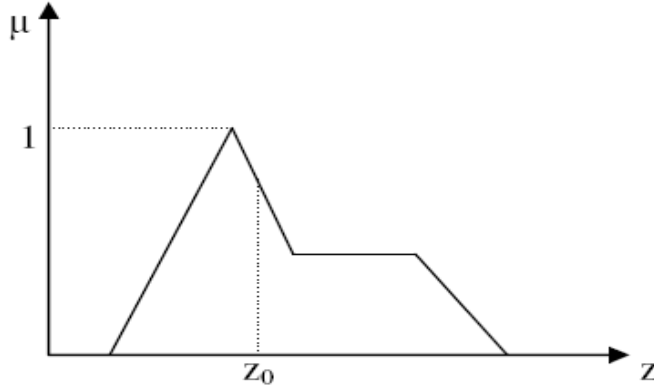
Şekil 2.10 En büyüklerin ortası yöntemi ile durulaştırma

2.10.2 Ağırlık merkezi yöntemi

Sentroid yöntemi de denilen, yaygın olarak kullanılan ağırlık merkezi stratejisi bulanık C kümesinin olasılık dağılımının çekim noktasını üretir. Çıktının niceleme sayısı n olduğunda, C , (z) çıkış boyutunda tanımlanan bir bulanık kümedir.

$$z_0 = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_c(z_j) \cdot z_j}{\sum_{j=1}^n \mu_c(z_j)} \quad (2.18)$$

Şekil 2.11’de gösterilmektedir



Şekil 2.11 Sentroid yöntemi ile durulaştırma

2.10.3 İki bölümü alan merkez yöntemi

Eğer çıkış bulanık alt kümesi en azından iki tane dışbükey alt kümeyi içeriyorsa, dışbükey bulanık kümelerin en büyük alanlısının ağırlık merkezi durulama işleminde kullanılır (Baykal ve Beyan 2004).

$$z_0 = \frac{\int \mu_C(z) \cdot z \, dz}{\int \mu_C(z) \, dz} \quad (2.19)$$

2.10.4 Ortalama merkezi

Bir bulanık kümenin durulma değeri;

$$\sum_{i=\min_j}^h \mu(x_i) = \sum_{i=h}^{\mu} \mu(x_i)$$

$$M = \{i | \mu_i = \max\{\mu_1, \dots, \mu_i\}\}$$

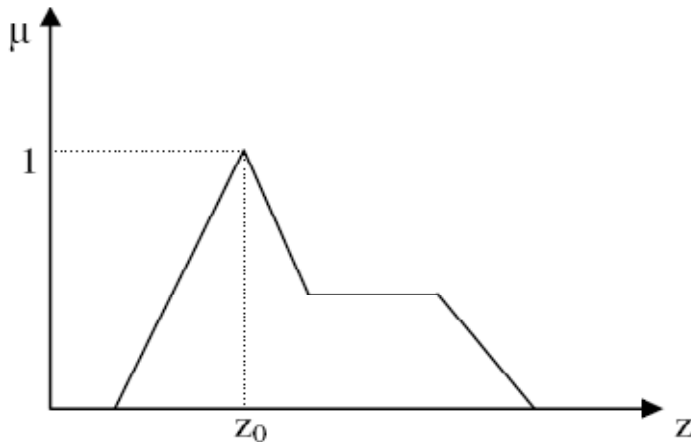
$$\bar{X} = X_h \quad (2.20)$$

2.10.5 En büyük yöntemi

Yükseklik yöntemi olarak da adlandırılmaktadır. Bütün üyelik dereceleri içinde en büyük olana eşittir ve aşağıdaki gibi ifade edilir (Mikail 2007);

$$\mu_c(z_0) \geq \mu_c(z) \quad (2.21)$$

Şekil 2.12’de gösterilmektedir



Sekil 2.12 En büyük üyelik yöntemi ile durulaştırma

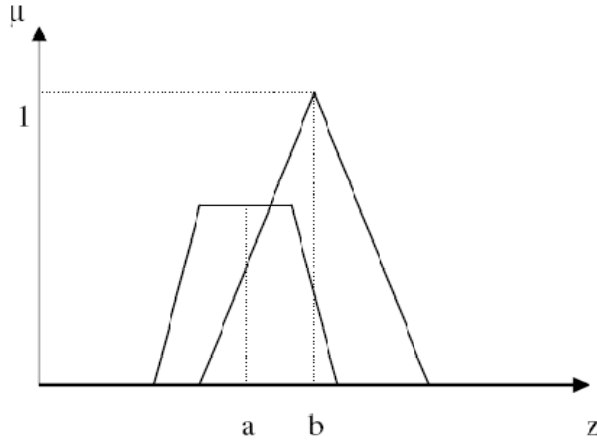
2.10.6 Ağırlık yöntemi merkezi

Bunun kullanılabilmesi için simetrik üyelik fonksiyonunun bulunması gereklidir. işlemler matematik olarak

$$z_0 = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_c(\bar{z}) \cdot \bar{z}}{\sum_{j=1}^n \mu_c(\bar{z})} \quad (2.22)$$

şeklinde yapılır. Burada \sum işareti cebir anlamında toplamayı gösterir. Böylece çıkışı oluşturan bulanık kümelerin üyelik fonksiyonlarının her biri sahip oldukları en büyük üyelik derecesi değeri ile çarpılarak ağırlıklı ortalamaları alınır.

Şekil 2.13’te gösterilmektedir (Mikail 2007).



Sekil 2.13 Ağırlıklı ortalama yöntemi ile durulaştırma

2.10.7 Toplamların merkezi

Kullanılan durulaştırma işlemleri arasında en hızlı olanı bu yöntemdir. Bu yöntemde iki bulanık kümenin birleşimi yerine onların cebirsel toplamı kullanılır. Bunun bir mahzuru örtüşen kısımların iki defa toplama girmesidir. Durulaştırılmış değer

$$z_0 = \frac{\int_z z \sum_{j=1}^n \mu_c(z_j) dz}{\int_z \sum_{j=1}^n \mu_c(z_j) dz} \quad (2.23)$$

olarak hesap edilebilir. Bir bakıma, bu hesaplama tarzı, ağırlıklı ortalama durulaştırmasına benzer. Ancak toplamların merkezi yönteminde ağırlıklar ilgili üyelik fonksiyonlarının alanlarıdır, Ortalama ağırlıklar yönteminde ise bu üyelik derecesidir (Mikail 2007).

3. UYARLAMALI SİNİRSEL BULANIK MANTIK

3.1 Yapay Sinir Ağlarına Giriş

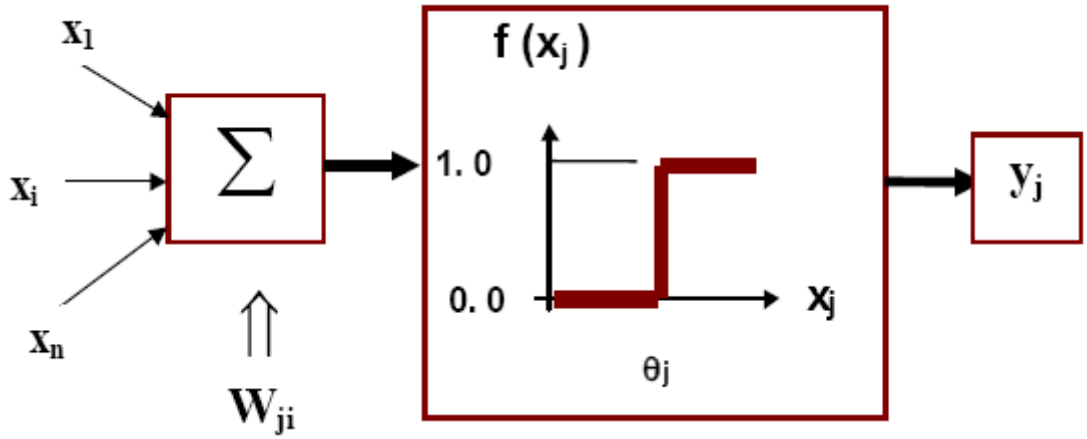
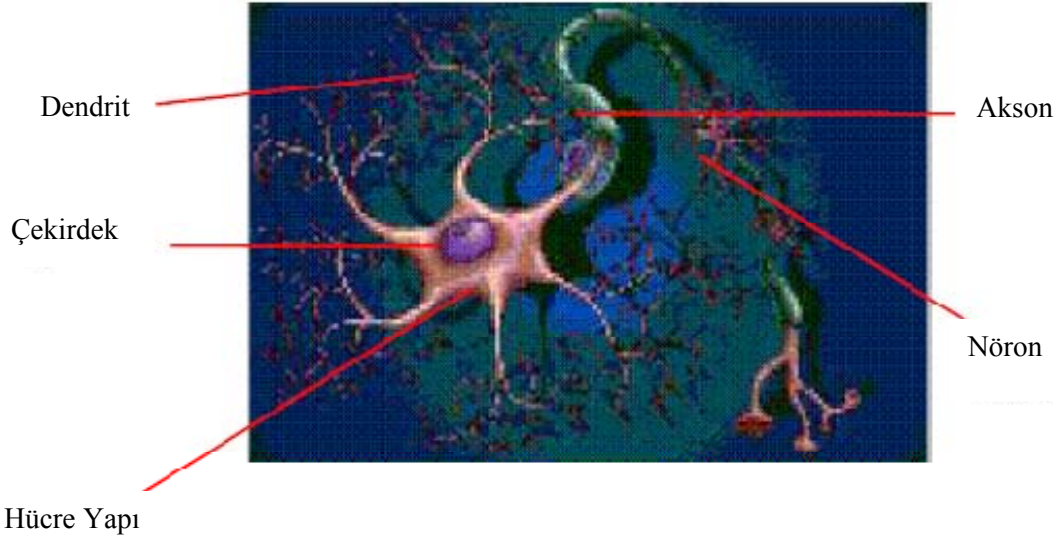
Yapay sinir ağları, insan beyninin temel birimi olan nöronlara benzer olarak teşkil edilen yapay nöronların farklı topoloji ve ağ modelleriyle birbirine bağlanmasıyla oluşan karmaşık sistemlerdir. Bir yapay sinir ağı, bir biriyle etkileşim içindeki pek çok yapay nöronun paralel bağlı bir hiyerarşik organizasyonudur (Aleksander and Morton 1995). Yapay sinir ağına hesaplama algoritmik programlamaya bir seçenek oluşturan, temel olarak yeni ve farklı bir bilgi işleme tekniğidir. Programda adım adım yürütülen bir yöntemin verilmesi yerine sinirsel ağ ilişkilendirmeyi yapan iç kurallarını kendi üretir ve bu kuralları, sonuçları örneklerle karşılaştırarak düzenler (Fausett 1994).

En genel anlamda yapay sinir ağları ileri beslemeli ve geri beslemeli ağlar şeklinde iki ana grup ta düşünülebilir. İleri beslemeli ağlarda nöronlar; girdi, saklı ve çıktı olarak adlandırılan katmanlar vasıtasıyla organize edilir. Her bir katmandaki nöronlar; bir sonraki katman nöronları ile bağlantı ağırlıkları vasıtasıyla ilişkilidir. Ancak katmanların kendi aralarında her hangi bir bağlantı yoktur. Bilgi, girdi katmanından çıktı katmanına doğru ilerler. Buna aktivasyon yönü de denilir. Bu tür yapay sinir ağına örnek olarak tek ve çok katmanlı perceptron verilebilir. Bu tür ağlar denetimli öğrenme teknikleriyle eğitilir.

Geri beslemeli ağların en belirgin özelliği; katmanlar arasındaki nöronlar biri biriyle bağlantılı olup ayrıca bir dinamik hafızaya sahiplerdir. Bu ağlara örnek olarak kendi kendini düzenleyen öz örgütlenme haritası özelliğine sahip Kohonen (Kohonen 1980) ağı ve ağ iç enerjisinin minimizasyonuna dayanan Hopfield (Hopfield 1982) ağı verilebilir. Bu tür ağların eğitilmesi takviyesiz öğrenmeye bir örnek oluşturur. Hopfield ağları daha çok bir içerikli adreslenebilir bellek olarak veya optimizasyon tipi problemlerde başarılıdır.

Yapay sinir ağlarındaki işleme elemanları biyolojik olarak insan beynindeki nöronlara karşılık gelmektedir(şekil 3.1). Dendrit olarak adlandırılan yapı, diğer hücrelerden

bilgiyi alan nöron girişleri olarak görev yapar. Diğer hücelere bilgiyi transfer eden eleman aksonlardır. Dolayısıyla aksonlar nöron çıkışları olarak görev yaparlar. Akson ile dendrit arasındaki bağlantı ise sinapslar tarafından gerçekleştirilir.



Şekil 3.1 Biyolojik ve yapay nöron modeli

Yapay sinir ağlarının işleyişi de buna benzer olarak gelişmektedir. 1940 yılında McCulloch ve Pitts nöronun, mantık sistemlerinde basit eş değer yapısıyla modellenebileceğini ortaya atmışlardır (McCulloch ve Pitts 1943). Bu amaçla yaptıkları çalışmalar sonunda Şekil 3.1'de alta görüldüğü gibi bir yapay sinir ağı modeli eleştirmişlerdir. Bu modele göre, bir sinir N tane ağırlıklandırılmış girişi toplamakta ve sonucu lineer olmayan bir fonksiyondan geçirmektedir. Herhangi bir katmandaki *j*'nci

birime gelen toplam giriş, önceki katmandaki birimlerin y_i çıkışlarının (ilk katman için girişlerin) bağlantılar üzerindeki w_{ij} ağırlıkları ile hesaplanmış bir ağırlıklı toplamdır.

$$net_j = \sum_i W_{ij} y_i \quad (3.1)$$

birimin çıkışı, bu değer bir eşik değerden çıkartılıp lineer olmayan bir fonksiyondan geçirilmesiyle

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_i W_{ij} y_i)} \quad (3.2)$$

olarak hesaplanır (Civalek ve Ülker 2004).

3.2 YSA'nın Tanımı ve Modeli

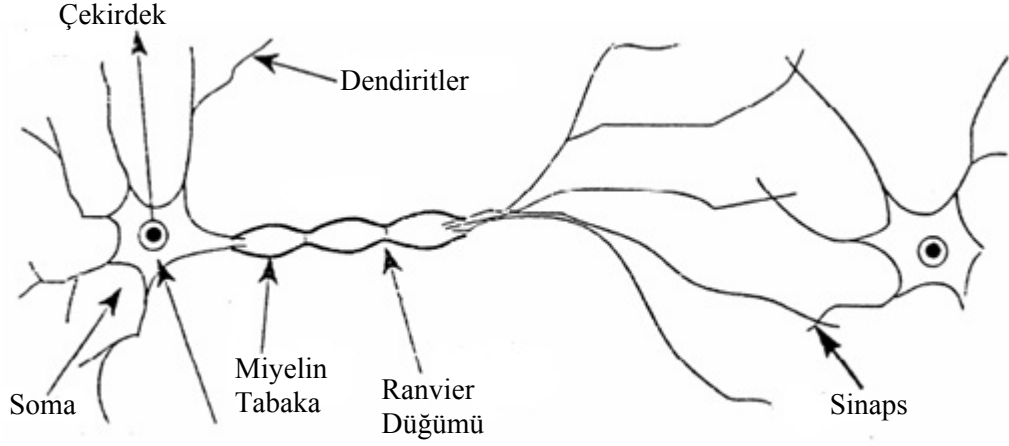
3.2.1 YSA'nın tanımı

YSA paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemidir. Yani, YSA'nın temelinde, zeka gerektiren işlemlerden oluşan bilgi işleme işlevi vardır. Bu sistem tek yönlü işaret kanalları (bağlantılar) ile birbirine bağlanan işlem elemanlarından oluşur. Çıkış işareti bir tane olup isteğe göre çoğaltılabilir. YSA yaklaşımının temel düşüncesiyle, insan beyninin fonksiyonları arasında benzerlik vardır. Bu yüzden YSA sistemine insan beyninin modeli denilebilir. YSA çevre şartlarına göre davranışlarını şekillenebilir. Girişler ve istenen çıkışların sisteme verilmesi ile kendisini farklı cevaplar verebilecek şekilde ayarlayabilir. Ancak son derece karmaşık bir içyapısı vardır. Onun için bugüne kadar gerçekleştirilen YSA; biyolojik fonksiyonların temel nöronlarını örnek alarak yerine getiren kompoze elemanlar olmuştur (Ekşi 2011).

3.2.2 Nöronun biyolojik yapısı ve nöron modeli

İnsanın bilgi işleme olayı beyinde gerçekleşir. Gerçekte en karmaşık sinir ağı Cerebral Cortex denilen "beyin"dir. Sinir sisteminin en basit yapısı nöronlardır. Beyinde yaklaşık olarak 10^{10} sinir hücresi vardır. Beyin için çalışma frekansı 100 Hz'dir.

Fiziksel boyutları ise 1.3 kg ve 0.15 m² kesitlidir. Vücudun değişik yerleri ile bilgi alışverişi yapan nöron hücresidir. Şekil 3.2’de basit bir nöron hücresi görülmektedir.

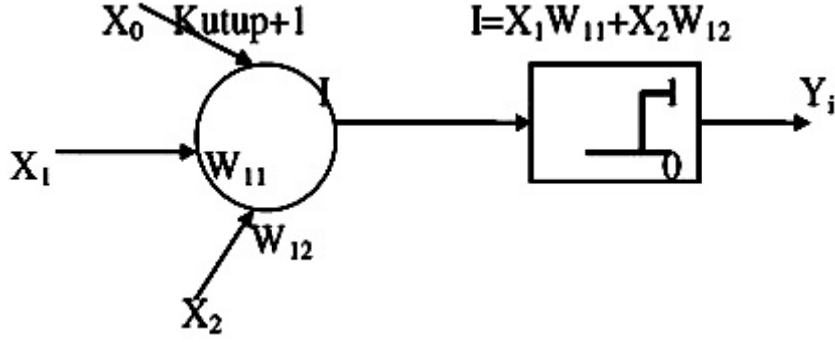


Şekil 3.2 Basit bir nöron yapısı

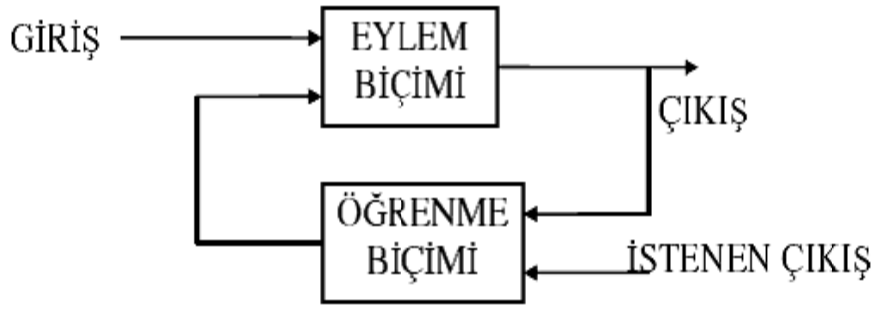
Nöron, soma adı verilen hücre gövdesi dentrit denilen kıvrımlı uzantılar ve somanın dalları sayesinde nöronu dallarına bağlayan tek sinir fiberli aksondan oluşur. Dendrit’ler hücreye gelen girişleri toplarlar. Dendrit tarafından alınan işaretler hücrede birleştirilerek bir çıkış darbesi üretilip üretilmeyeceğine karar verilir. Eğer bir iş yapılacaksa üretilen çıkış darbesi aksonlar tarafından taşınarak diğer nöronlarla olan bağlantılara veya terminal organlara iletilir. Beyindeki korteksde her nöronun bir karşılığı vardır. Bir nöronun çıkışı ona bağlı olan bütün nöronlara iletilir. Fakat korteks, işin yapılabilmesi için hangi nöron harekete geçirilecekse, sadece ona komut gönderir.

Somanın içinde ve çevresinde sodyum, kalsiyum, potasyum ve klor iyonları vardır. Potasyum yoğunluğu nöronun içinde, sodyum yoğunluğu dışındadır. Somanın zarı elektriksel olarak uyarılınca (söz konusu uyarı genellikle bir gerilim düşmesidir) zar, Na ve Ca gibi diğer iyonların içeri geçmesine izin verir ve somanın iç durumunu değiştirir. Nöronlar arasındaki bağlantılar hücre gövdesinde veya "sinaps" adı verilen dendritlerdeki geçişlerde olur. Yardımcı bir benzetme aksonlarla, dendritleri elektrik sinyallerini nörona ileten değişik empedansdaki yalıtılmış iletken olmasıdır. Sinir sistemi milyarlarca nöron ile tek bir nöronun 10000 kadar diğer nöronu bağlayan bir ağıdır. Sinapslarla düzeltilen işaretleri taşıyan aksonlar ve dendritlerle içiçe

geçmiş nöronlar bir sinir ağı oluştururlar. Şekil 3.3'te en basit formda gösterilen nöron modeli, bir eşik birimi olarak algılanabilir. Şekil 3.4'te ise YSA'nın genel blok şeması gösterilmektedir (Ekşi 2011).



Şekil 3.3 Nöron modeli

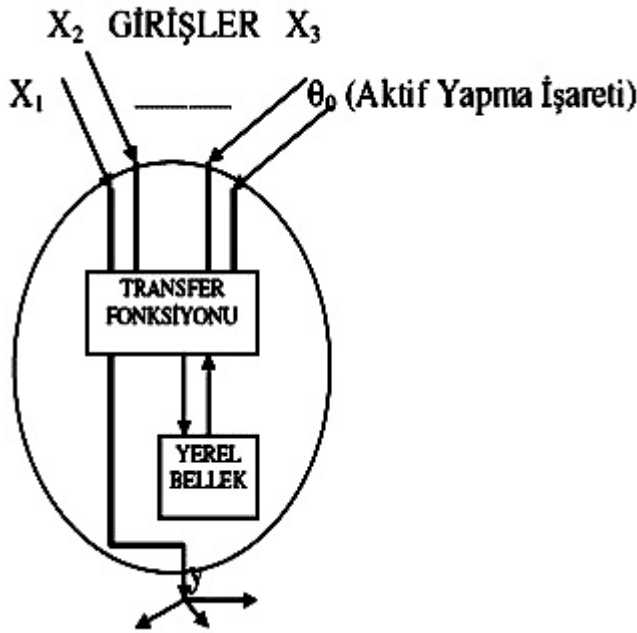


Şekil 3.4 YSA'nın genel blok şeması

Eşik birimi, çıkışları toplayan ve sadece girişin toplamı iç eşik değerini aştığında bir çıkış üreten işlem elemanıdır. Bir eşik birimi olarak nöron sinapslarındaki işaretleri alır ve hepsini toplar. Eğer toplanan işaret gücü eşiği geçecek kadar güçlü ise diğer nöronları ve dendritleri uyaran akson boyunca bir işaret gönderilir. Kesişen dendritlerden gelen sinapslarla kapılanan bütün işaretleri soma toplar. Toplam işaret daha sonra nöronun iç eşik değeri ile karşılaştırılır ve eşik değerini aşmışsa aksona bir işaret yayar. YSA, bu basit nöronların (düşümlerin ya da ünitelerin) başlanarak bir ağ'a dönüştürülmesiyle meydana getirilir.

3.3 YSA'nın Yapısı ve İşlem Elemanı

YSA temel olarak, basit yapıda ve yönlü bir graf biçimindedir. Her bir düğüm hücre denilen n . dereceden lineer olmayan bir devredir. Düğümler işlem elemanı olarak tanımlanır. Düğümler arasında bağlantılar vardır. Her bağlantı tek yönlü işaret iletim yolu (gecikmesiz) olarak görev yapar. Her işlem elemanı istenildiği sayıda giriş bağlantısı ve tek bir çıkış bağlantısı alabilir. Fakat bu bağlantı kopya edilebilir. Yani bu tek çıkış birçok hücreyi besleyebilir. Ağ'daki tek gecikme, çıkışları ileten bağlantı yollarındaki iletim gecikmeleridir. İşlem elemanının çıkışı istenilen matematiksel tipte olabilir. Kısmen sürekli çalışma konumunda "aktif" halde eleman bir çıkış işareti üretir. Giriş işaretleri YSA'na bilgi taşır. Sonuç ise çıkış işaretlerinden alınabilir. Şekil 3.5'te genel bir işlem elemanı (nöron, düğüm) gösterilmiştir (Ekşi 2011).

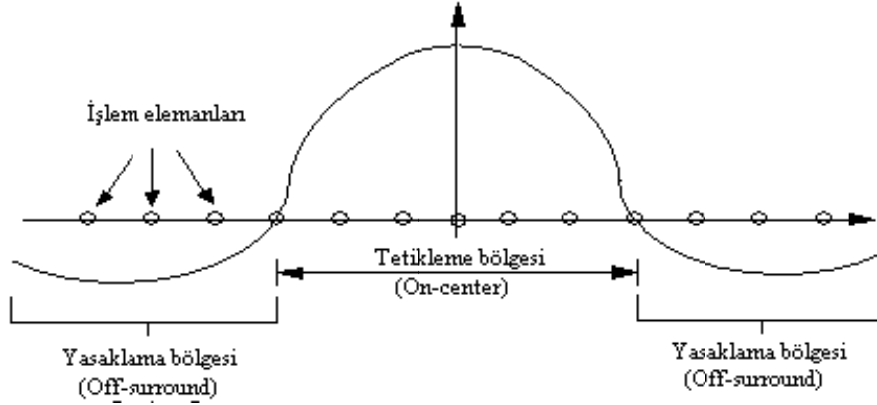


Şekil 3.5 Genel işlem elemanı yapısı

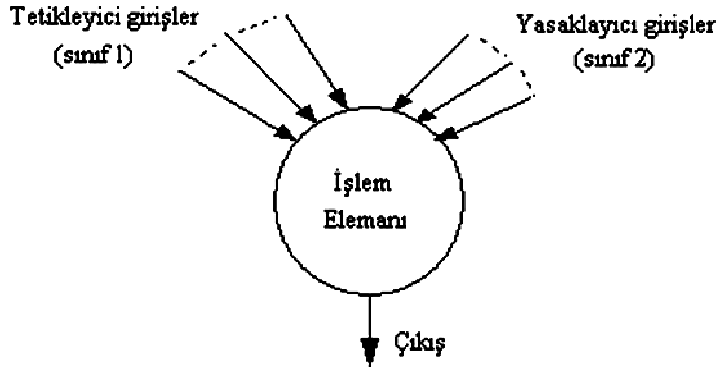
3.3.1 Giriş işareti sınıfları

İşlem elemanının transfer fonksiyonu, gelen bütün giriş işaretleri için tanımlanır. Bazen değişik katman davranışlarının farklı olması tabiidir. İşaretlerin hangi bölgelerden geldiğinin bilinmesi gerekir. Değişik bölgelere göre işaretlerin sınıfları tanımlanabilir. Sıkça izlenen bir yapı ise merkezde evet/çevrede hayır (on center/off

surround) yapısıdır. Şekil 3.6’da bu yapı gösterilmektedir. Meksika şapkasına benzer bağlantı tipindedir (Karlık 1994). İşlem elemanı tetikleyici girişleri kendine yakın komşu girişlerden, yasaklanan girişleri daha uzaktan alır. Böylece işlem elemanına gelen girişler sınıflarına göre değerlendirilmiş olur. Şekil 3.7 böyle bir işlem elemanını göstermektedir.

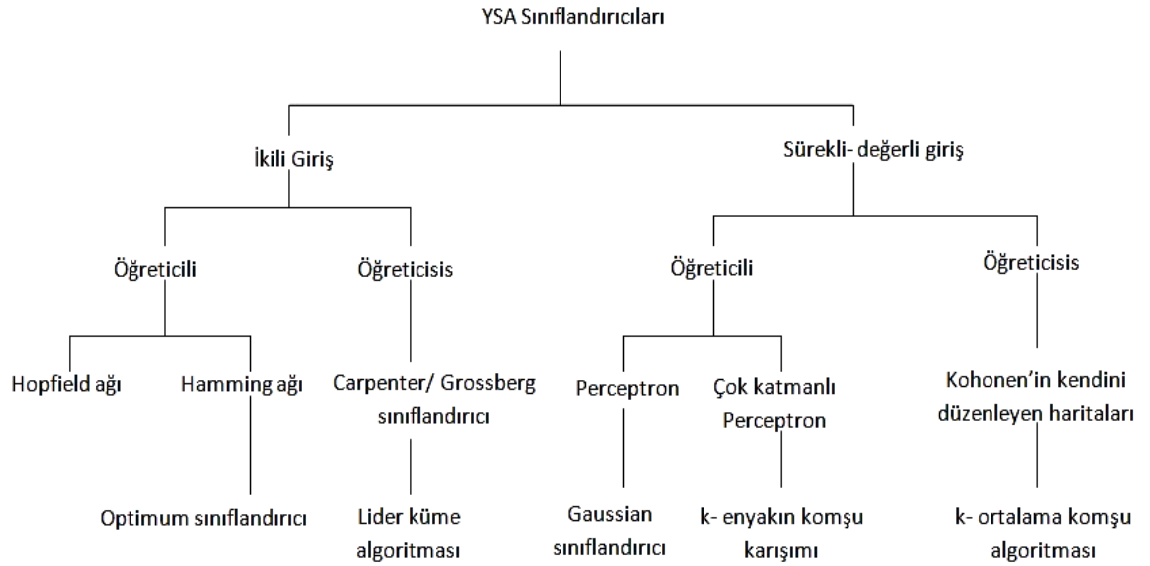


Şekil 3.6 Komşu hücrelerin merkez hücreye etkisi



Şekil 3.7 Tetikleyici ve yasaklanan girişlere sahip bir işlem elemanı

Bir işlem elemanına gelen girişler matematiksel tiplerine göre etiklendirilerek sınıflandırılır. YSA, giriş veri tiplerine göre ikili giriş (0,1) ve sürekli değerli giriş olmak üzere aşağıdaki gibi sınıflandırılır.



Şekil 3.8 YSA sınıflandırıcıları

Lippmann1987, statik örüntülerin sınıflandırılmasında kullanılabilen altı önemli sinir ağına ait sınıflandırma vermiştir. Sınıflandırma öncelikle giriş biçimlerine bağlı ikili ve sürekli değerli giriş olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Bunun altında ise ağlar, öğreticili (supervised) ve öğreticisiz (unsupervised) eğitimlerine bağlı olarak sınıflandırılmışlardır. Bu tezdeki örneklerde giriş işaretleri sürekli-değerli (reel sayı) olduğundan dolayı, sınıflandırıcı olarak öğreticili öğrenme ile eğitilen çok katmanlı idrak (multi layer perceptron) kullanılmıştır (Ekşi 2011).

3.3.2 Bağlantı geometrileri

Bağlantılarda, taşınan işaret verisinin cinsi tanımlanmalıdır. Bağlantı geometrisi YSA için çok önemlidir, bağlantı işareti her cinsten olabilir. Bağlantının nerede başlayıp nerede bittiğinin bilinmesi gerekir. 1'den n'e kadar olan bir işlem elemanı kümesinin bağlantıları aşağıda tanımlandığı gibi (n x n) boyutlu matris biçiminde gösterilebilir

$$[\gamma_{ij}^p] = \begin{bmatrix} \gamma_{11}^p & \gamma_{12}^p & \cdot & \cdot & \gamma_{1n}^p \\ \gamma_{21}^p & \gamma_{22}^p & \cdot & \cdot & \gamma_{2n}^p \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \gamma_{n1}^p & \gamma_{n2}^p & \cdot & \cdot & \gamma_{nn}^p \end{bmatrix}$$

$ij = ji = 1 \iff$ i. işlem elemanı j. işlem elemanına bağlı

$ij = ji = 0 \iff$ bağlı değil

En fazla n^2 bağlantı olur. Bağlantılar çeşitli geometrik bölgeler arasında demetler halinde düşünülebilir. Bu bağlantı demetlerinde olması gereken kurallar şunlardır:

- 1) Bağlantı demetini oluşturan işlem elemanları aynı bölgeden çıkmalıdır.
- 2) Bağlantı demetinin işaretleri aynı matematiksel tipten olmalıdır.
- 3) Bağlantı demetinin işaretleri aynı sınıftan olmalıdır.
- 4) Bağlantı demetinin bir seçim fonksiyonu (s) olmalıdır

$$\sigma: T \rightarrow 2^s \quad (3.3)$$

T : Hedef bölgesi s : Kaynak bölgesi

Hedef bölgesindeki her işlem elemanı, kaynak bölgesindeki her elemana giderse “tam bağlıdır”. Eğer hedef bölgesi elemanı, n adet kaynak bölgesi elemanına bağlı ise “düzgün dağılmış (üniform)” denir. Ayrıca bir elemana, yine bir kaynak elemanı bağlı ise buna “bire-bir bağlı” denir (Ekşi 2011).

3.3.3 Ağ tipleri

Üç çeşit ağ tipi vardır:

1- İleri Beslemeli Ağ: Herbir katmandaki hücreler sadece önceki katmanın hücrelerince beslenir ve dolayısıyla bilgi akışı sadece ileriye doğrudur.

2- Kaskat Bağlı Ağ: Hücreler sadece önceki katmanlardaki hücrelerce beslenir.

3- Geri Beslemeli Ağ: En az bir hücre sonraki katmanlardaki hücrelerce beslenir. Bir katmandan diğerine veya kendisine doğru uzanan ağırlıklar yoluyla geri besleme bağlantılarına izin veren daha genel bir ağ yapısı gösterir. Bu çalışmada hem ileri, hem de geri beslemeli (hatanın geriye yayılımı sırasında) ağ tipi birlikte uygulanmaktadır (Ekşi 2011).

3.3.4 Eşik fonksiyonları

Transfer veya işaret fonksiyonları olarak da adlandırılan eşik (aktivasyon) fonksiyonları, muhtemel sonsuz giriş kümesine sahip işlem elemanlarından önceden belirlenmiş sınırlar içinde çıkışlar üretirler. Beş tane yaygın olarak kullanılan eşik fonksiyonu vardır. Bunlar liner, rampa, basamak, sigmoid ve tanh(x) fonksiyonlarıdır. Şekil 2.8'de bu fonksiyonlar gösterilmiştir. Şekil 2.9.a'da gösterilen lineer fonksiyonun denklemi aşağıdaki gibidir.

$$f(x) = a \cdot x \quad (3.4)$$

a işlem elemanının x aktivitesini ayarlayan reel değerli bir sabittir. Lineer fonksiyon (- τ , + τ) sınırları arasında kısıtlandığında Şekil 2.9.b'deki rampa eşik fonksiyonu olur ve denklemi;

$$f(x) = \begin{cases} +\tau & \text{Eğer } x \geq \tau \text{ ise} \\ x & \text{Eğer } |x| < \tau \text{ ise (yani } -\tau < x < \tau) \\ -\tau & \text{Eğer } x \leq -\tau \text{ ise} \end{cases} \quad (3.5)$$

şeklini alır. + τ /- τ işlem elemanının maksimumu (minimumu) çoğu zaman doyma seviyesi olarak adlandırılan çıkış değeridir. Eğer eşik fonksiyonu bir giriş işaretine bağlı ise yaydığı + τ giriş toplamı pozitif, bağlı değilse eşik basamak fonksiyonu |d| olarak adlandırılır. Şekil 2.9.c'de basamak eşik fonksiyonunu gösterir ve denklemi;

$$f(x) = \begin{cases} +\tau : \text{Eğer } x > 0 \text{ ise} \\ -\delta : \text{Diğer durumlar} \end{cases} \quad (3.6)$$

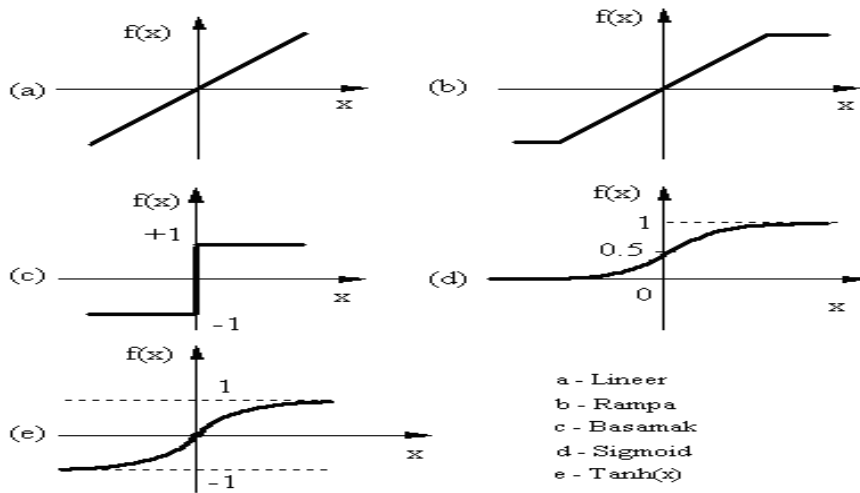
Şeklinde. Diğer bir eşik fonksiyonu ise sigmoid fonksiyonudur ve bu tez çalışmasında eşik fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Şekil 2.9.d’de gösterilen yatık S biçimindeki sigmoid fonksiyonu; seviyeli, doğrusal olmayan(non-lineer) çıkış veren, sınırlı, monoton artan bir fonksiyondur ve denklemini;

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3.7)$$

Biçimindedir. Son olarak Şekil 2.9e’de ise tanh(x) fonksiyonu görülmektedir ve denklemini;

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1} \quad (3.8)$$

Şeklinde. Her işlem elemanı kendisine gelen bir yerel veriye göre, kendisini ayarlayarak bütün YSA nın bilgi bölgesini öğrenmesini sağlar. Yukarıdaki transfer fonksiyonlarını kullanabilmek için, giriş verilerinin gerçek değerlerinin “0” ile “1” arasındaki bir reel sayıya dönüştürülmesi (normalizasyon) gerekir (Ekşi 2011).



Şekil 3.9 Sıkça kullanılan eşik fonksiyonları

Birçok YSA öğrenme işlemi, işlem elemanlarının bağlantı ağırlıkları değiştirilerek sağlanır. Böylece tanımlanan bu ağırlıklar değiştirilerek, öğrenmede iyi bir model kullanılması ve ağırlıkların bu modele göre değiştirilmesi esastır. Basit bir matematiksel model olarak herbir işlem elemanının “n” adet gerçek ağırlığı olduğu düşünülür ve N adet işlem elemanı gözönüne alınırsa;

$$w = (w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1n}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2n}, w_{N1}, w_{N2}, \dots, w_{Nn})^T \quad (3.9)$$

$$w = (w_1^T, w_2^T, w_3^T, \dots, w_n^T) \quad (3.10)$$

w_1, w_2, \dots, w_N : işlem elemanlarının ağırlık vektörleridir.

YSA ağırlık vektörü N, n boyutlu orkid uzayında yayılır. YSA'nın enformasyon işleme performansı, ağırlık vektörünün belirli bir değeri ile bulunacaktır.

3.4 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay sinir ağlarında bilgi, ağdaki bağlantıların ağırlıklarında depolanır. Bir ağda öğrenme, istenen bir işlevi yerine getirecek şekilde ağırlıkların ayarlanması sürecidir. Yapay sinir ağlarında öğrenme, sinirler arasındaki ağırlıkların değiştirilmesi ile gerçekleşmektedir. Buna göre sinirler arası bağlantılar üzerindeki ağırlıkları belirli bir yöntem ile dinamik olarak değiştirilebilen ağlar eğitilebilir. Öğrenebilen ağlar, yeni şekilleri tanıyabilir ya da verilen bir girişin hangi sınıfa ait olduğuna karar verebilir. Yapay sinir ağlarında öğrenme düğümler arasındaki ağırlıkların, düğümlerdeki etkinlik ya da aktarım işlevlerinin değişkenlerinin ayarlanmasıyla yapılmaktadır (Elmas 2003).

Yapay sinir ağları kullanılarak yapılan araştırmalarda en sık kullanılan öğrenme yöntemleri, danışmalı ve danışmasız öğrenme yöntemleri olmasından dolayı bu yöntemler üzerinde durulacaktır.

Danışmalı öğrenmede, yapay sinir ağı kullanılmadan önce eğitilmelidir. Eğitime işlemi, sinir ağına giriş ve çıkış bilgileri sunmaktan oluşur. Bu bilgiler genellikle eğitime kümesi olarak adlandırılır. Her bir giriş kümesi için uygun çıkış kümesi ağa sağlanmalıdır.

Sistemde yer alan her bir girdi deęişkeni ile ilişkide olan hedef çıktı deęerleri bilindięi zaman danışmalı öğrenmeye ihtiyaç duyulur. Başka bir deyişle, sistemdeki girdilere karşılık üretilmesi arzu edilen çıktılar belirtilir (Güneri ve Apaydın 2004).

Danışmalı öğrenme yöntemi, ileri beslemeli ağlarda daha sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Danışmalı öğrenme yönteminde çalışma seti, verinin özellikleri ve gözlemlenebilir çıktılar hakkında bütün bilgileri içerir. Modeller, girdilerle çıktılarının ilişkisi öğrenilerek oluşturulabilir (Smith ve Gupta 2002).

Danışmasız öğrenmede girdi deęişkenlerine karşılık arzu edilen çıktılar belirtilmez. Ağ yalnızca girdi modelini öğrenir. Öğrenme süreci üzerindeki ileri dönüşün kaynağı belli deęildir. Katmanlar arasındaki ağırlıkların ayarlanması ağ tarafından kendiliğinden gerçekleştirilir (Güneri ve Apaydın 2004).

Danışmasız öğrenmede sadece girdi katmanındaki deęerler kullanılmaktadır. Amaç, veri setindeki modelin ortaya çıkarılmasıdır. Sistemin doğru çıkış hakkında bilgisi yoktur ve girişlere göre kendi kendisini örnekler. Danışmasız olarak eğitilebilen ağlar, istenen ya da hedef çıkış olmadan giriş bilgilerinin özelliklerine göre ağırlık deęerlerini ayarlar. Burada ağ istenen dış verilerle deęil, girilen bilgilerle çalışır. Bu tür öğrenmede gizli sınırlar dışarıdan yardım almaksızın kendilerini örgütlemek için bir yol bulmalıdırlar. Bu yaklaşımda, verilen giriş vektörleri için önceden bilinebilen performansını ölçebilecek ağ için hiçbir çıkış örneęi sağlanmaz, yani ağ yaparak öğrenmektedir (Hanssens 2001, Tolon ve Tosunoęlu ?).

3.5 Geri Yayılım Algoritması

YSA'nın istenilen giriş-çıkış karakteristięini ne kadar sağladığının bir ölçüsü olarak, YSA'nın çıkış katmanındaki her sinire ait hata sinyallerinin karelerinin toplamından oluşan bir uygunluk fonksiyonu tanımlanmıştır. Eğitimin k'inci yine-lemesinde YSA'nın çıkış katmanındaki i'inci sinirinin çıkış deęeri y_i , bu sinirden vermesi istenilen deęer d_i ile gösterilirse, i sinirinin hata işareti:

$$e_i = d_i - y_i(x) \quad (3.11)$$

denklemini elde edilir. Uygunluk fonksiyonu da

$$E = \frac{1}{2} \sum_i e_i^2(k) = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - y_i(k))^2 \quad (3.12)$$

denklemini ile ifade edilmektedir. Geri yayılım algoritmasının amacı uygunluk fonksiyonunu minimum yapmaktır. Uygunluk fonksiyonu YSA'nın ağırlık değerlerine bağlı olduğundan, algoritma YSA ağırlıklarının en uygun biçimde değiştirilmesi işlemlerinden oluşmaktadır. YSA'da-ki her w_{ij} ağırlık değerinin değişme miktarı gradyan-alçalma (gradient-descend) yöntemi olarak adlandırılan

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E(\vec{w})}{\partial w_{ij}} \quad (3.13)$$

denkleminde yola çıkarak bulunmaktadır (Lın ve Lee 1996). Burada η öğrenme katsayısıdır.

Geril yayılım algoritmasında her yinleme, ileri yayılım ve geril yayılım olmak üzere iki aşamadan oluşmaktadır. İleri yayılım aşamasında YSA'nın o andaki durumunda YSA'ya uygulanan giriş işaretlerine karşı YSA'nın çıkışlarında oluşan değerler bulunur. Geril yayılım aşamasında, çıkışlarda oluşan hatalardan yola çıkılarak, devredeki ağırlıkların yeniden düzenlenmesi yapılmaktadır. YSA'daki her ağırlık değişimi

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_j y_i \quad (3.14)$$

denklemini ile yapılmaktadır. δ_i , çıkış katmanı sinirleri için

$$\delta_j = e_j(k) f_j' \quad (3.15)$$

gizli katmanlarda bulunan sinirler için

$$\delta_j = f'_j \cdot \sum_m \delta_m w_{mj} \quad (3.16)$$

Olarak tanımlanmıştır. f_j , j sinirinin uyarma (aktivasyon) fonksiyonudur. Bu tanımlar ile hata işaretlerinin devrenin çıkışından girişine doğru akışı, ileri yayılma aşamasında işaretlerin ileri doğru akışına benzetilmiştir(Karadeniz vd. ?).

3.6 Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık (ANFIS Modeli)

Bulanık çıkarım sistemi, temel olarak üç kavramsal bileşenden oluşmaktadır. Bunlar; bulanık kurallarının toplamından oluşan kural tabanı, üyelik derecelerinin tanımlanmasında kullanılan veri tabanı, sistem giriş ve çıkışlarından kuralların toplanması ve uygun sonuçların üretilmesi işlevini gören çıkarım mekanizmasıdır (Chang ve Chang 2006, Şen 2004). BM ile modellemede işleyiş, giriş değişkenlerinin üyelik derecelerinin belirlenmesi, kuralların oluşturulması, bu kurallardan çıkış karakteristiklerinin belirlenmesi, çıkış üyelik fonksiyonlarına geçiş ve en son adım olarak bu sistem çıkışının elde edilmesi şeklindedir. BM ile modellemede en önemli adım giriş/çıkış değişkenlerinin üyelik derecelerinin belirlenmesidir. Son yıllarda, YSA ve BM yöntemlerinin birlikte kullanılmasından oluşan USBM yöntemi kullanılmaktadır. USBM, YSA'nın öğrenme yeteneğini kullanarak giriş ve çıkış değişkenlerini ilişkilendirmekte ve bulanık kurallar oluşturulmaktadır. Bu çalışmada, model parametrelerinin belirlenmesinde “eğim düşümü” yöntemi ve “en küçük kareler” yöntemlerinin birleşiminden oluşan Hybrid öğrenme algoritması kullanılmıştır. Eğim düşümü yöntemi, lineer olmayan giriş parametrelerinin düzenlenmesinde, en küçük kareler yöntemi ise lineer çıkış parametrelerinin düzenlenmesinde kullanılmaktadır (Nayak vd. 2004, Fırat ve Güngör 2007). Eğim düşümü yöntemi, modellemede ağ hatasını en küçük yapacak şekilde ağırlık katsayılarının değiştirilmesi ve güncelleştirilmesi için kullanılmaktadır. Hybrid öğrenme algoritması yardımıyla, giriş üyelik fonksiyonu parametrelerinin ve çıkış üyelik fonksiyon parametreleri güncellenmekte ve en uygun değerler elde edilmektedir. Literatürde en çok bulanık

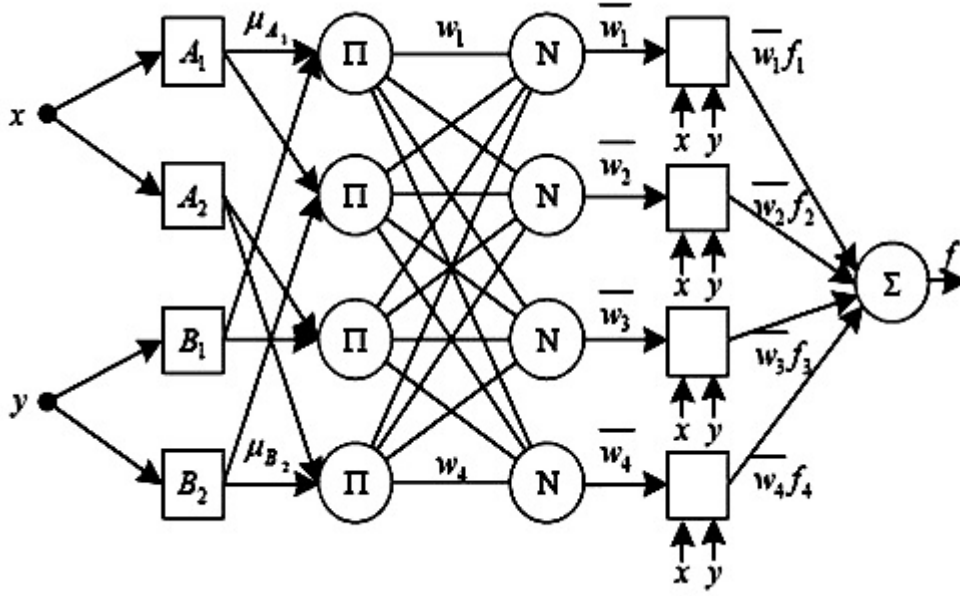
mantık çıkarım sistemi, Mamdani çıkarım sistemi ve Sugeno bulanık çıkarım sistemidir. İki sistemi birbirinden ayıran en önemli özellik çıkış değişkenlerinin tanımlanmasıdır. Bu çalışmada, Sugeno bulanık mantık çıkarım yöntemi kullanılmıştır. Bulanık çıkarım sisteminde çıkış değişkeni iki şekilde tanımlanır. Bunlar, “sabit bir katsayıya 0. dereceden Sugeno model” yada giriş değişkenlerine bağlı “bir fonksiyonsa 1. Dereceden Sugeno model” dir (Fırat vd. 2008).

3.7 ANFIS Modelin Mimarisi

Şekil 3.10’den da görüleceği üzere ANFIS yapısı 5 katmanlı bir mimariye sahiptir. Katmanlarda farklı şekillere sahip düğümler değişik işlevlere sahip fonksiyonları içerir. Kare şeklinde gösterilen düğümler adaptif düğümler olarak adlandırılır ve düğümlere ait parametreler ağı eğitimi sırasında ayarlanır (Ying ve Pan 2008). Daire şeklinde gösterilen düğümler ise sabit düğümlerdir. Her bir katmandaki fonksiyonların işlevi aşağıda açıklanmıştır:

Katman 1 (Giriş katmanı): Bu katmanda yer alan düğümler ayarlanabilen düğümlerdir ve bu düğümlerde giriş değişkenlerine ait bulanık kümelerle ilişkin üyelik fonksiyonları yer almaktadır. Bu düğümlerin çıkışı, ilgili üyelik fonksiyonunun derecesini göstermektedir ve eşitlik 3’ teki şekilde verilir.

$$\begin{aligned} O_i^1 &= \mu A_i(x) & i &= 1,2 \\ O_i^1 &= \mu B_{i-2}(y) & i &= 3,4 \end{aligned} \tag{3.17}$$



Şekil 3.10 ANFIS'in mimarisi

x , y değerleri i . düğüme ilişkin giriş değerlerini A_i ve B_i sözel olarak ifade edilen bulanık kümeleri , μ_{A_i} ve μ_{B_i} değerleri ise bu kümelere ait üyelik fonksiyonlarının derecelerini göstermektedir. Üyelik fonksiyonu olarak literatürde trapez, üçgen, genelleştirilmiş-bell, ve gauss fonksiyonları önerilmiştir. Bunlar arasında en yaygın olanı ve çalışmamızda da kullanılan üçgen üyelik fonksiyonu eşitlik (3.18)'de verilmiştir.

$$\mu_A(x) = \mu_A(x, a, b, c) = \begin{cases} (x - a)/(x - b) & \text{eğer } a \leq x < b \\ (c - x)/(c - b) & \text{eğer } b \leq x \leq c \\ 0 & \text{eğer } x > c \text{ veya } x < a \end{cases} \quad (3.18)$$

$\{ a, b, c \}$ bu üyelik fonksiyonun şeklini belirleyen parametrelerdir ve öncül parametreler olarak adlandırılırlar.

Katman 2 (Kural katmanı): Π ile etiketlenen bu katmandaki düğümlerin tamamı sabit düğümlerdir. İlgili kuralın öncül kısmına ait üyelik fonksiyonlarına T-norm (AND yada çarpım operatörü) operatörünün uygulanması sonucunda ilgili düğümün çıkışı hesaplanır. Böylelikle her bir kuralın çıkış fonksiyonun şeklini belirlemedeki etkisi elde edilir ve bu değer ilgili kuralın tetikleme ya da ateşleme ağırlığı (Firing strength) olarak

adlandırılır. Bu katmanın çıkışları bir önceki katmandan elde edilen üyelik derecelerinin çarpımı şeklinde hesaplanır.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_j}(x_1) \times \mu_{B_k}(x_2) \quad (3.19)$$

Katman 3 (Normalizasyon katmanı): Bu katmanda yer alan her bir düğüm N ile etiketlenmiş sabit bir düğümdür. i . düğümün çıkışı; i . kuralın tetikleme ağırlığının tüm kuralların tetikleme ağırlıklarının toplamına oranı şeklinde hesaplanır. Bu katmanın çıkışları, normalize edilmiş tetikleme ağırlıkları olarak adlandırılırlar.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_i w_i} \quad (3.20)$$

Katman 4 (Sonuç katmanı): Bu katmandaki her bir düğüm, her bir kuralın toplam çıkış fonksiyonu üzerindeki etkisini belirler ve aşağıda verildiği şekilde hesaplanır.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (3.21)$$

Burada, \bar{w}_i ; tabaka 3'ün çıkışını göstermektedir. $\{p_i, q_i, r_i\}$; bulanık çıkarım sisteminin (*consequence parameters*) çıkış parametreleridir (Edgar 2006).

Katman 5 (Çıkış katmanı): \sum ile simgelenen bu katman tek düğüme sahiptir ve bu düğüm kendisine gelen tüm sinyallerin toplamını alarak sistemin toplam çıkışını hesaplar (Kaynar vd. 2010).

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (3.22)$$

3.8 ANFIS Ağında Kullanılan Hibrid Öğrenme Algoritması

Kimliklendirmede kullanılan ANFIS ağına ait parametrelerin güncellenmesinde, iki aşamalı bir öğrenme algoritması olan, hibrid öğrenme algoritması kullanılmıştır. Hibrid öğrenme algoritmasında, ANFIS ağ yapısına ait parametreler, giriş ve çıkış

parametreleri olarak iki kısımda ele alınır. Toplam parametre kümesi; $S = S1 + S2$ şeklinde ifade edilecek olursa, $S1$ giriş parametrelerine, $S2$ de çıkış parametrelerine karşılık gelir. Hibrid algoritmanın ilk aşaması yada ileri yön geçişi ile ANFIS ağına ait çıkış parametreleri, ikinci aşamada yada geri yön geçişinde ise ağın giriş parametreleri güncellenir. Hibrid öğrenme algoritmasının ileri yön geçişini oluşturan ve en küçük kareler tahmini (LSE) yöntemi kullanılmak suretiyle gerçekleştirilen kısmında, ağın girişindeki üyelik fonksiyonlarına ait parametreler yada kısaca $S1$ ile belirtilen giriş parametreleri sabit tutulur. Böylece ağın çıkışı, $S2$ parametre kümesi içinde bulunan çıkış parametrelerinin, lineer bir kombinasyonu haline gelir. Modelleneyecek sisteme ait P tane giriş-çıkış verisi yada eğitim datası ile $S1$ giriş parametrelerinin verilen değerleri kullanılarak, ağın çıkışı, matrisel formda,

$$A\theta = y \quad (3.23)$$

şeklinde ifade edilebilir. Matrisel eşitlikte yer alan θ vektörü, $S2$ çıkış parametrelerinin elemanlarından oluşan, bilinmeyen vektördür. Bu denklem, standart lineer en küçük-kareler (least-squares) problemini gösterir ve θ için en iyi çözüm, $\|A\theta - B\|_2$ nın minimum değeri olan, en küçük kareler tahmini (LSE) θ^* dır.

$$\theta^* = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (3.24)$$

Burada A^T , A matrisinin transpozu ise ve eğer $A^T A$ singular değilse, $(A^T A)^{-1} A^T$, A 'nın sahte inversidir. Bunun yerine, yinelemeli olarak (LSE) formülü de kullanılabilir. Özel olarak denklem (3.23)'teki A matrisinin i . Satırı a_i^T ile B matrisinin i . elemanı b_i^T ile gösterilsin. Bu taktirde θ vektörü, iteratif olarak aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$\begin{aligned} \theta_i &= \theta_i + S_{i+1} a_{i+1} (b_{i+1}^T - a_{i+1}^T \theta_i) \\ S_{i+1} &= S_i - \frac{a_{i+1} a_{i+1}^T S_i}{1 + a_{i+1}^T S_i a_{i+1}} \end{aligned} \quad (3.25)$$

Burada en küçük kareler tahmini θ^* , θ_p ' ye eşittir. (3.25) no' lu denklemde ihtiyaç duyulan başlangıç şartları şunlardır; $\theta_0 = \theta$ ve $S_0 = \gamma I$. Burada γ , pozitif büyük bir sayı, I ise $M \times M$ boyutunda birim matristir.

Hibrid öğrenme algoritmasının geri yön geçişinde, S_2 çıkış parametreleri sabit tutulur ve ağın çıkışındaki hata sinyali geriye doğru yayılarak, eğim düşümü (gradient descent) yöntemiyle giriş parametreleri güncellenir. Geri yön geçişinde giriş parametreleri için güncelleme formülü aşağıdaki gibidir (Jang and Sun 1995);

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial} \quad (3.26)$$

Burada α herhangi bir giriş parametresini, η öğrenme oranını, E ise ağın çıkışındaki hata değerini göstermektedir (Özçalık ve Uygur 2003).

4. GAZLI İÇECEKLERİN ÖZELLİKLERİ VE ÜRETİM YÖNTEMLERİ

4.1 Gazlı İçeceklerin Tanımı

Türk Gıda Kodeksi içecekler tebliğine göre gazlı içecek, karbondioksit ile gazlandırılan meyveli, aromalı, kola, tonik gibi içeceklerdir. Kola; içilebilir özellikteki su, şeker, kafein, diğer bileşenler, izin verilen katkı maddeleri ve kendine özgü aroma maddeleriyle tekniğine uygun olarak hazırlanan ve karbondioksit ile gazlandırılan içecektir (Anonim 2009).

4.2 Gazlı İçeceklerin Özellikleri

Gazlı içecekler serinletici ve ferahlatıcı özelliklerinden dolayı dünyada her yaş grubundaki bireyler tarafından tüketilen bir içecek grubudur. Tüketim miktarı oldukça yüksek olan bu içecek grubunun taşınması gereken bazı önemli özellikleri vardır. Gazlı içecekler tiplerine özgü tat, koku, renk ve görünüş taşınmalı, yabancı tat ve koku içermemelidir. Gazlı içeceklerin karbondioksit miktarı asgari 2 g/l olmalıdır. Kola içeceğindeki kafein miktarı maksimum 150 mg/l, tonik içeceğindeki kinin miktarı (sülfat tuzu olarak) en fazla 90 mg/l olmalıdır.

Bir litre kolalı içecek yaklaşık 400 kalori eşdeğerinde şeker, 0.15 g kafein değişik miktarlarda renk veren maddeler, orijinal tadı sağlayan kola özü ve fosforik asit içerir. Gazlı içeceklerin hazırlanmasında şeker yerine sakkaroz, glukoz, fruktoz, glukoz şurubu, fruktoz şurubu ya da invert şeker şurubu kullanılabilir. Gazlı içecekler hazırlanırken şeker yerine ya da şekerle birlikte tatlandırıcı kullanılır. Gazlı içeceklerin içinde, normal depolama koşullarında gelişen hiçbir mikroorganizma ya da mikroorganizma kaynaklı madde sağlığa zarar verebilecek düzeyde bulunmamalıdır (Nigar 2005, Anonim 2009).

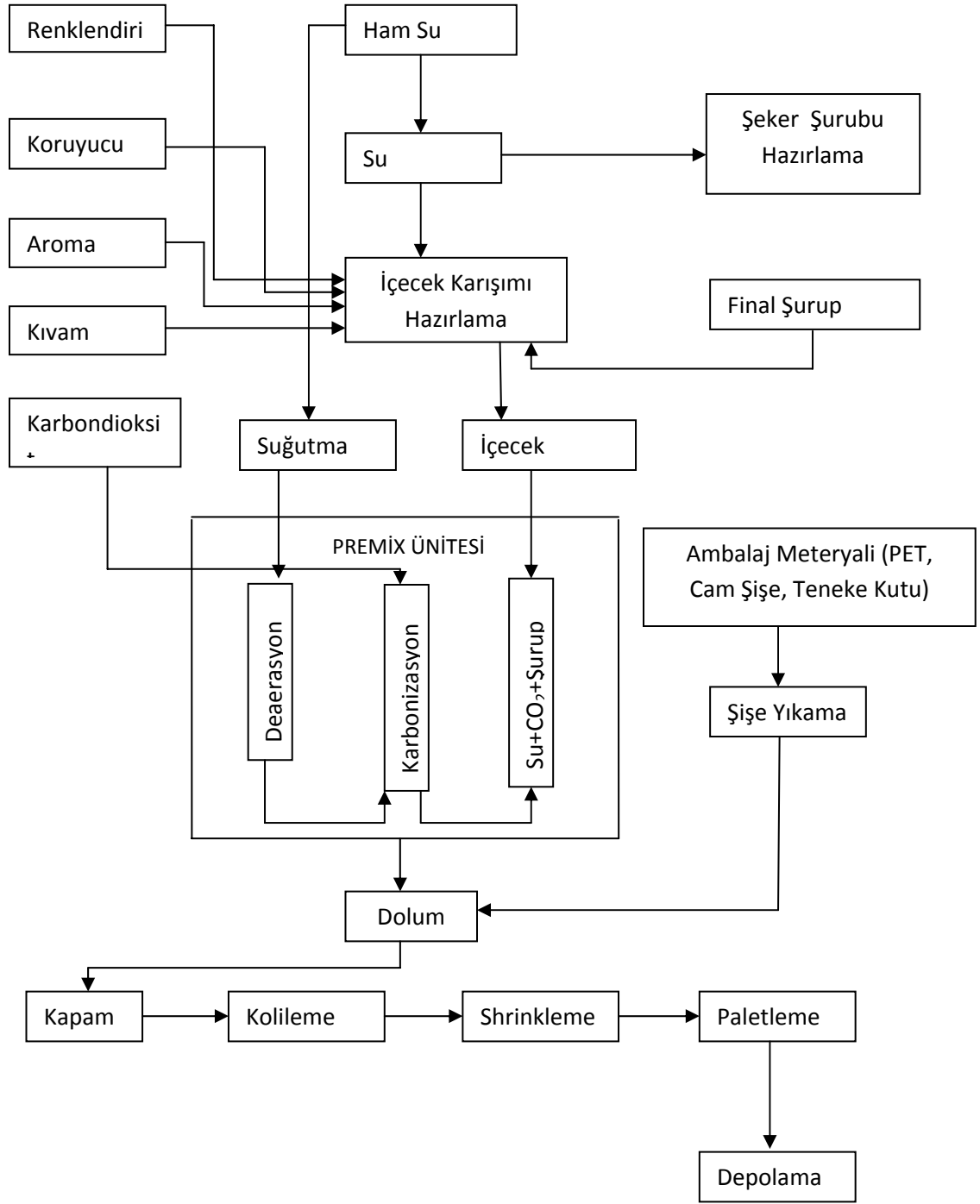
4.3 Türkiye’de Gazlı İecek Sektörü

Türkiye’de gazlı iecek sektörü ierisinde kola ieceęi, meyveli gazlı iecekler ve sade gazozlar bulunmaktadır. Son yıllarda dünya ile paralel olarak Türkiye de de gazlı iecek sektöründe önemli bir gelişme olmuştur.2002 yılında 1.75 milyar litre olan gazlı iecek tüketimi, 2003 yılında 1.95 milyar litreye yükselmiş bu artış devam ederek 2004 yılında % 15’lik bir gelişme göstermiştir. Meşrubatçılar Derneęi verilerine göre ülkemizde gazlı iecek tüketiminin %67’sini kolalı iecekler, %33’lük kısmını sade ve meyveli gazozlar teşkil etmektedir. Türkiye gazlı iecek sektöründe üretim açısından Avrupa’da 6’ncı, yıllık kişi başı tüketim açısından 23’üncü sırada yer almaktadır. Avrupa Birliğinde yıllık kişi başı gazlı iecek tüketimi 71,6 litre iken, bu oran Türkiye’de 33 litre civarında seyretmektedir (Nigar 2005).

4.4 Gazlı İeceklerin Üretimi

Olduka karmaşık bir süreç olan gazlı iecek üretiminin her aşamasında sistemi etkileyen gaz basıncı, ürün ısısı, doldurma seviyesi gibi unsurlar düzenli olarak kontrol edilmelidir. Gazlı iecek üretimin ilk aşaması, iecek iinde yüksek oranda bulunan suyun hazırlanmasıdır. İeceęin özellięine baęlı olarak kullanılan şeker ve tatlandırıcılar uygun koşullarda karıştırılarak, homojen bir şeker şurubu hazırlanır. İeceęin özellięine göre hazırlanan şurubun ierisine renk ve aroma maddeleri, kıvam vericiler, asitler ve kimyasal koruyucular ilave edilir. Şeker ve asit oranı kontrol edildikten sonra gerekli ise su ilave edilir. Karbonlayıcıya gönderilerek karbondioksit ilave edilen suyu soęutmadaki amaç, gazın çözünürlüęünü artırmaktır. Karbonlama koşulları, ieceęin tat profilinin oluşmasında önemli bir etken olan karbondioksit gazının ilave edildięi süreç olması açısından oldukça önemlidir. Karbondioksit çözünürlüęü düşük sıcaklıkta daha iyi olduğundan üretim süreci boyunca sıcaklık kontrol edilmelidir. Elde edilen karbondioksitli su ile şeker şurubu karıştırıldıktan sonra üretimi tamamlanan gazlı iecek ambalajlama bölümüne gönderilir. Burada istenilen özellięe göre pet şişe, cam şişe veya teneke kutular kullanılarak iecek, koşullara uygun olarak ambalajlanır. Ambalajlanan iecek uygun koşullar altında saklanması için depolama bölümüne gönderilir. Ambalajlamada ilk aşaması olan dolum sırasında, cam veya plastik şişelere

ya da teneke kutulara doldurulan gazlı ieceklerin kapakları kapatılır. Kolileme, shrinkleme ve paletleme ařamalarından geen iecek, saklanması iin depolama blmne gnderilir. Gazlı ieeėin tat zelliėinin zamanla deėiřmemesi iin, dolumdan tketicie ulařıncaya kadar uygun kořullarda muhafaza edilmelidir (Nigar 2005) .



Şekil 4.1 Gazlı içecek üretimi akış diyagramı

4.5 Karbondioksit

Karbondioksit; renksiz, kokusuz, zehirsiz ve havanın yaklaşık 1,5 katı ağırlığında bir gaz olarak tanımlanmaktadır. Karbondioksitin mayalanma ve yanma sonucu açığa çıktığını, öbür gazlardan farklı olduğunu 17. yüzyıl başlarında Flaman kimyacısı Jan Baptist Van Helmont bulmuştur. 20.yüzyılın ortalarına kadar karbondioksit sıvı halde alınıp satılmaya devam etmiştir.

Karbon içeren maddelerin yanması, havalanması, mayalanması ve hayvanların solunumuyla ortaya çıkan karbondioksit, yer atmosferinde yaklaşık 3/10000 oranında bulunur. Karbondioksit; -56,6°C'de ve 4.16 bar basınçta aynı anda sıvı katı ve gaz halinde bulunabilir. Suda çözünmesi kolay bir gaz olduğundan içecek sektöründe karbonatlayıcı ve baloncuk oluşturuucu gaz olarak kullanılmaktadır (Nigar 2005).

4.5.1 Karbondioksitin gazlı içeceklerde kullanılma sebepleri

Karbondioksitin içecek üretiminde kullanılmasının nedeni, içeceklere kendine özgü bir tat kazandırmasıdır. Bunun yanında karbonatlı içeceklere ayırt edici bir tat vermekle kalmadığı gibi içecek içerisinde bulunan bakterilerin gelişimini de engellemeye yardımcı olur. Ancak bu etki karbondioksitin kullanım miktarına göre değişmektedir.

Tükettiğimiz içeceklerle aldığımız karbondioksit gazını her ne kadar solunum yoluyla dışarı atsak ta, çözülmüş halde buluna tuz ve şekerin kolayca kana karışmasını sağlar. Karbondioksitli içeceklerin ferah olmasının nedeni, gazın içecek içerisinden ayrılırken ortamdan ısı almasıdır.

Ürün içerisinde bulunan karbondioksit gazı, gastroentestinal sistem tarafından çabucak emilir. Ancak ürün içerisindeki karbondioksit gazının bir kısmı açılırken, bir kısmı da ürün içilirken yutulan hava ile birleşmesinden dolayı gazın tamamı mideye gitmemektedir. Mideye ulaşan gazın hızlıca emilimi sırasında gazın bulunduğu içekte hızlıca bağırsaklarda emilerek sistemin daha hızlı boşalmasına yardımcı olur. Emilerek kana geçen karbondioksitin çoğunluğu vücuttan atılması için akciğerlere taşınır.

Karbondioksit gazının kana karışması 3 şekilde gerçekleşir. Bir kısmı kana karışır, bir kısmı hemoglobin hücreleri ile birleştikten sonra kalan kısmı da alyuvarlar içerisinde bulunan su ile birleşerek bikarbonat halinde kırmızı kan hücreleri yardımıyla taşınır. Harcanan enerjiye bağlı olmamakla birlikte, sağlıklı bir vücutta bulunan doğal kimyasal reaksiyonlar nefes alındığı sürece kandaki karbondioksit gazını temizler. Bunun sonucunda vücudumuzda bir asit/baz dengesi kurulmuş olur.

Son olarak da aşağıda belirtilen özelliklerden dolayı karbondioksit, gazlı içecek üretiminin vazgeçilmez bir ögesi olmuştur (Nigar 2005).

- Zehirli olmayan, renksiz, kokusuz bir gaz olmasından dolayı insan sağlığı için zararlı değildir.
- Yanıcı özelliği yoktur ve kullanıldığı zaman yanmaz.
- Suda ve içeceklerde kolayca çözünebilmektedir.
- Su içerisinde karbonik asit şeklinde bulunduğu için içeceğe tipik bir tat vermektedir.
- Karbonik asit, yaygın olarak görülen bazı mikroorganizmaların üremesine engel olur.
- Karbonik asit, içeceğin tüketilmesi esnasında içinde bulunan CO₂ gazını kolayca salar.

4.6 Karbonlama ve Karbonlayıcılar

Karbonlama işleminin amacı gazlı içeceğe kendine has tatlardan birini veren karbondioksit gazının sıvı içerisine uygun koşullarda gönderilmesini sağlamaktır.

Karbonlayıcılar, gazlı içeceğe özgü bir tat vererek gazın sıvı içerisinde uygun koşullarda gönderilmesini sağlayan karbonlama işlemi için tasarlanmış cihazlardır. Karbonlama seviyesi belirlenirken aşağıdaki faktörlere dikkat edilir (Shachman 2005).

- Sistemin basıncı
- Sıvının sıcaklığı; sıcaklık azaldıkça karbondioksit çözünürlüğü artar.

- Karbondioksit ile sıvının temas süresi
- Karbondioksit ve sıvı arasındaki ara yüzey alanı
- Sıvının karbondioksiti kabul edebilirliđi, karbondioksit normal suda, şekerli ya da tuzu suya göre daha çabuk çözünür.
- Karbondioksit ile birlikte karışan gazlar olduđu zaman, çözünürlük ve miktarına bađlı olarak bu gazlar karbondioksitin yerini belirli oranlarda alarak onun yerine çözünür.

Yukarıda sıralanan bu faktörler bütün karbonlama sistemlerinde olmakla birlikte farklı sıcaklıkların kullanıldıđı integral sođutuculu karbonlama sistemlerinde de önemli yararlar sağlamaktadır (Nigar 2005).

5. UYGULAMA

Son yıllarda bazı alanlarda uygulamaya konan bulanık mantık ve sinirsel bulanık mantık yaklaşımından kontrol alanında da yararlanılmaktadır. Bu çok başarılı sonuçlar elde edilmesi ile ilgilidir. Bu çalışmada gazlı içeceklerde uygulanacak olan bulanık mantık kontrolü sayesinde karbondioksitin miktarı (CO_2) belirlenecektir. Bulanık mantık ve bunlar bazında sinirsel yöntemler kullanarak kural tabanı oluşturulup karbondioksitin miktarını belirtecektir. Bu miktar içeceğin sıcaklığına, basıncına ve yoğunluğa bağlıdır. Birden fazla: Mamdani, Sugeno ve uyarlamalı sinirsel bulanık mantık ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) yöntemleri uygulanacaktır. Bu üç yöntemin sonuçları bir-biri ile karşılaştırılacak ve karbondioksitin (CO_2) gerçek değerine en yakın olan yöntemi belirlenecektir.

5.1 Geleneksel Bulanık Mantık

Bu bölümde bulanık mantık kontrolü mekanizmasını gazlı içeceklerde uygulayacağız. Geleneksel bulanık mantıkta iki tane yöntemden oluşur: Mamdani ve Sugeno yöntemleri.

5.1.1 Giriş ve çıkış üyelik fonksiyonlarının tasarımı

Her kontrol sisteminde olduğu gibi bizim kontrol sistemimizde de ilk önce giriş ve çıkışları belirteceğiz. Üyelik fonksiyonları, Matlab fuzzy toolbox kullanarak tasarlanmıştır (Sivanandam vd. 2007). Bizim bu tezde üç tane girişimiz ve bir tane çıkışımız var. Girişliden ikisi (sıcaklık ve basınç) 5 tane kümeye böldük ancak üçüncü girişimiz ise (yoğunluk) 2 tane kümeye böldük. Çıkışımız ise karbondioksit miktarı (CO_2) ise 5 tane kümeye böldük.

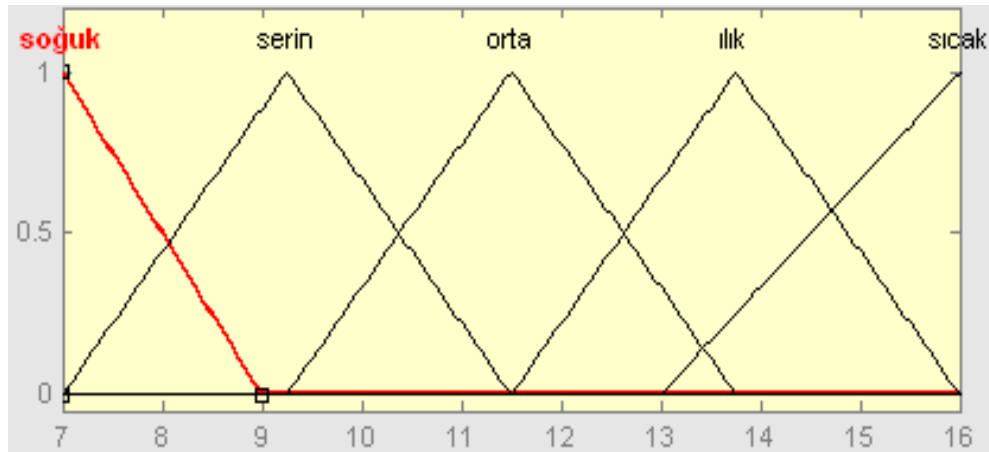
Üç tane giriş değişkenleri aşağıda açıklamaktadır. Bu girişler hem Mamdani hem de Sugeno yöntemlerinde aynıdır

1. Gazlı içeceğin sıcaklığı.
2. Gazlı içeceğin basıncı.

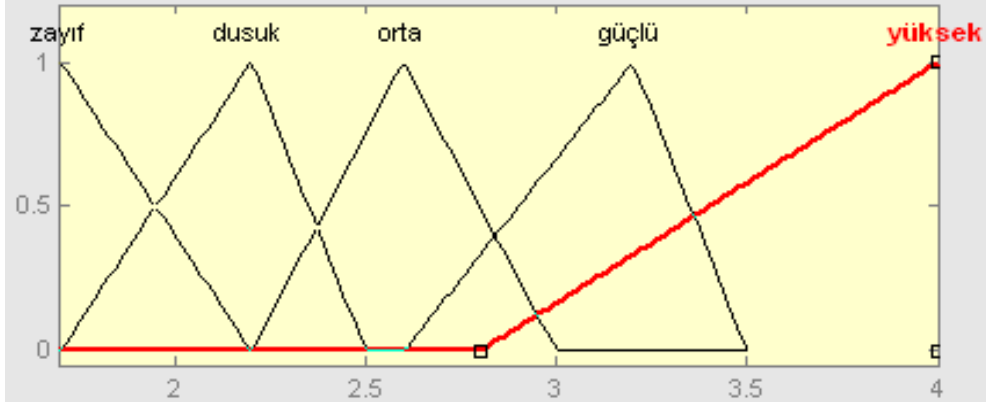
3. Gazlı içeceğin şeker şurubunun yoğunluğu.

Çıkışımız ise gazlı içeceklerde bulunan karbondioksitin miktarıdır.

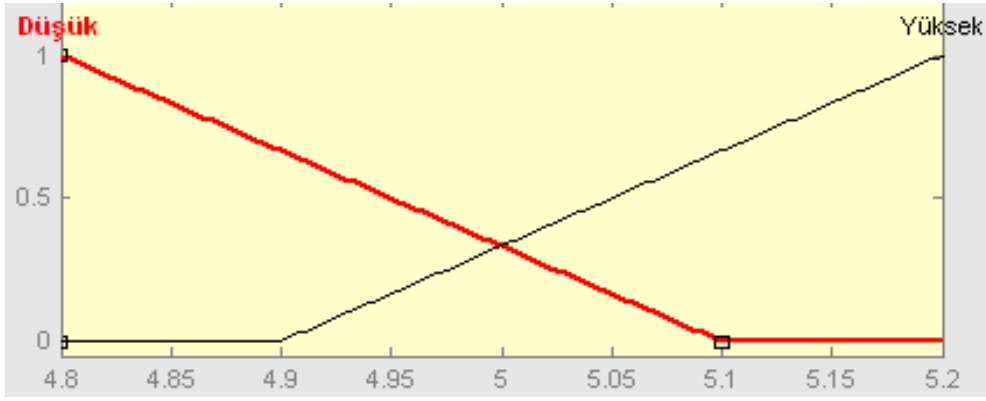
Şekil 5.1-5.5'te bu değişkenlerin grafiksel açıklamaları gösterilmektedir. Burada x eksenini sıcaklığı, basıncı ve yoğunluğun değerlerini ifade etmektedir. y eksenini ise bulanık değişkenlerinin üyelik derecelerini göstermektedir. Üyelik fonksiyonları Matlab fuzzy toolbox kullanarak oluşturulmuştur. Üyelik fonksiyonların ortak yönleri, hepsi için aynı tip üyelik fonksiyonu kullandık üçgen üyelik fonksiyonu. Üyelik fonksiyonları da şöyledir, girişlerden ikisi ve çıkışımızla beraber her biri 5 tane dilsel değişkenden oluşmaktadır, ancak üçüncü girişimiz ise iki tane dilsel değişkenden oluşuyor. Sıcaklık girişimiz 5 tane dilsel değişkenden (soğuk, serin, orta, ılık, sıcak), basınçta aynı 5 tane dilsel değişkenlerden (zayıf, düşük, orta, güçlü, büyük), ancak yoğunluk 2 tane dilsel değişkenden (düşük, yüksek) oluşuyor. Çıkışımız ise karbondioksit miktarı hem mamdani hem de sugeno yöntemlerinde 5 tane dilsel değişkenden (çokkötü, kötü, orta, yüksek, çokyüksek) oluşmaktadır.



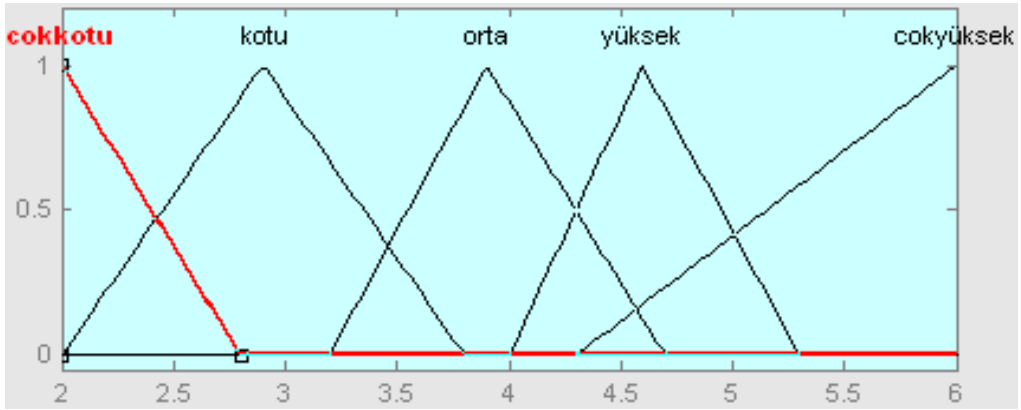
Şekil 5.1 Sıcaklık için üyelik fonksiyonu (geleneksel bulanık mantık)



Şekil 5.2 Basınç için üyelik fonksiyonu (geleneksel bulanık mantık)



Şekil 5.3 Yoğunluk için üyelik fonksiyonu (geleneksel bulanık mantık)



Şekil 5.4 Karbondioksit için üyelik fonksiyonu (Mamdani Yöntemi)



Şekil 5.5 Karbondioksit için üyelik fonksiyonu (Sugeno Yöntemi)

Örnek olarak, şekil 5.1’de görüldüğü gibi eğer sıcaklık 16 olsa “ sıcak ” bulanık kümesine tam üyelik dâhil olmaktadır ve “ 1” üyelik derecesine sahiptir. Şekil 5.2’de örnek olarak eğer basınç 2.2 olsa “ düşük” bulanık kümenin tam üyeliğine dâhil olur, ancak bu değer 2.2’den küçük ya da büyük olduğu halde üyelik derecesi de küçükleşmeye başlar, belki de iki tane kümenin kesişmesine yol açar ve her birinde farklı bir üyelik fonksiyonuna sahip olur bunların derecesini bulmak için bulanık küme gösterimini uygulamamız gerekiyor.

5.1.2 Kural tabanı

Bir bulanık kontrol mekanizmasının temelini kural tablosu oluşturur. Bu aşamada uzaman sistemlerde olduğu gibi kural tabanında eğer-ise yapısında oluşturan kurallar yer almaktadır. Kural tabanı burada karbondioksit miktarına (CO₂) dayanarak oluşturulmuştur. Çizge 5.1’de kural matrisi görülmektedir. Bizim bu projede 3 tane girişimiz var ve bu girişlerden ikisi 5 tane kümeye bölünmüş, biri ise 2 tane kümeye bölünmüş yani bizim bu projede toplam kural sayısı şöyle olur $5^2 * 2^1$ bu da eşittir 50’ye. Matlab fuzzy toolbox kullanılarak kural tabanını oluşturduk.

Hem mamdani hem de sugeno yönteminde aynı kural tabanı kullandık taki sonuçları karşılaştırdığımız zaman daha net olsun diye.

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is düşük) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is düşük) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is orta) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is orta) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is güçlü) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is çok yüksek)

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is güçlü) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is çokyüksek)

If (Sıcaklık is soğuk) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is çok yüksek)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is düşük) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is düşük) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is çok orta) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is çok orta) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is çok güçlü) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is çok güçlü) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is çok yüksek) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is çok yüksek)

If (Sıcaklık is serin) and (basınç is çok yüksek) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is çok yüksek)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is kötü) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is kötü) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is orta) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is orta) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is güçlü) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is güçlü) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is düşük) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is düşük) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is orta) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is orta) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is güçlü) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is güçlü) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is çok kötü)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is zayıf) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is çok kötü)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is düşük) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is düşük) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is orta) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is orta) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is kötü)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is güçlü) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is güçlü) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is orta)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is iyi)

If (Sıcaklık is sıcak) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is orta)

5.1.3 Kuralların tetiklenmesi

Bu aşamada her giriş hangi dilsel değişkenlerin kümesi içinde olduğunu ve o küme de üyelik derecesini belirler. Kural tetiklemesinin gayesi, sistemi kontrol eden kuralları göstermektir. Bu aşamadaki işlemler daha fazla anlamak için aşağıdaki örneğe gerek görülmektedir.

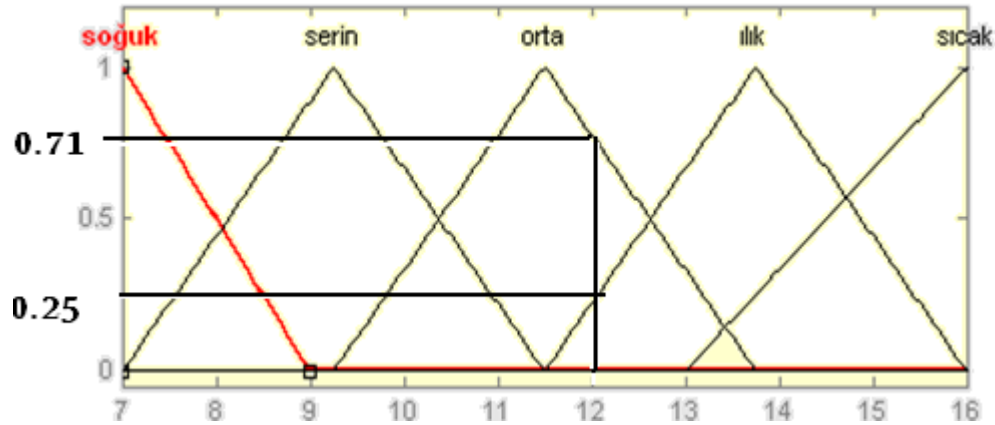
Gazlı içeceğin sıcaklığı 12 olsun diyelim

Alta ki formülleri kullanırız üyelik derecelerini bulmak için.

$$\mu_{orta} = \frac{12-x}{7}$$

$$\{7 \leq x \leq 13.75\}$$

$$\mu_{ılık} = \frac{13.75-x}{7}$$



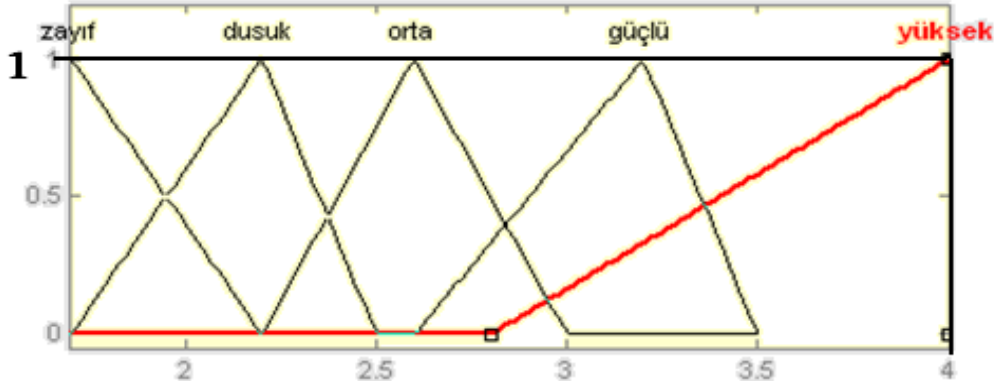
Şekil 5.6 Sıcaklık için yapılan kural tetikleme

Şekil 5.6'da baktığımızda görüyoruz ki, örnek aldığımız giriş iki tane kümeye düştüğü için (orta ve ılık) iki tane üyelik derecesine sahip olacağını görüyoruz.

Gazlı içeceğin basıncı 4 olsun

Bu giriş sadece 1 değer alır ondan dolayı formül yazmaya gerek bulunmamıştır ve şekil 5.3'e bakıldığı zaman üyelik derecesini görebiliriz.

$$\mu_{yüksek} = 1$$



Şekil 5.7 Basınç için yapılan kural tetikleme

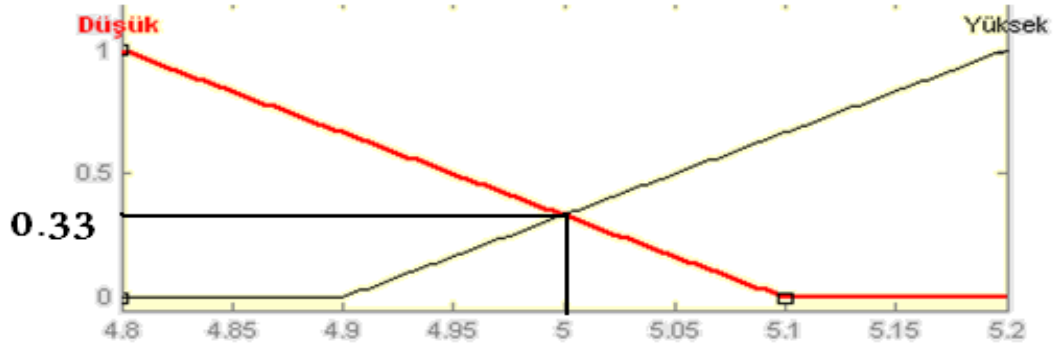
Gazlı içeceğin yoğunluğu 5 olsun

Aşağıda ki formülleri kullanınız üyelik derecelerini bulmak için.

$$\mu_{düşük} = \frac{x-4.9}{5.1-4.8}$$

$$\{4.9 \leq x \leq 5.1\}$$

$$\mu_{yüksek} = \frac{5.1-x}{5.1-4.8}$$



Şekil 5.8 Yoğunluk için yapılan kural tetikleme

Yoğunluk girişte de aynı iki tane küme kesişti (düşük,yüksek), lakin belirlenen giriş iki tane kümenin tam ortasına düştüğü için, bu giriş her iki kümede de aynı üyelik derecesine sahip olacaktır.

Bu işlemler bitikten sonra sistemi kontrol eden kural belirlenir. Bizim bu projede bulunan 50 kuraldan bu örnekte sadece 4 tane kural tetiklenir ve aktif hala gelir ve bundan sonra çıkarım aşamasın bu kuralları kullanır. Kuralların tetikleme sayısı örneklerle değişir. Verdiğimiz örnekte tetiklenen kurallar şöyledir.

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is orta) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is düşük) then (CO₂ miktarı is yüksek)

If (Sıcaklık is ılık) and (basınç is yüksek) and (yoğunluk is yüksek) then (CO₂ miktarı is yüksek)

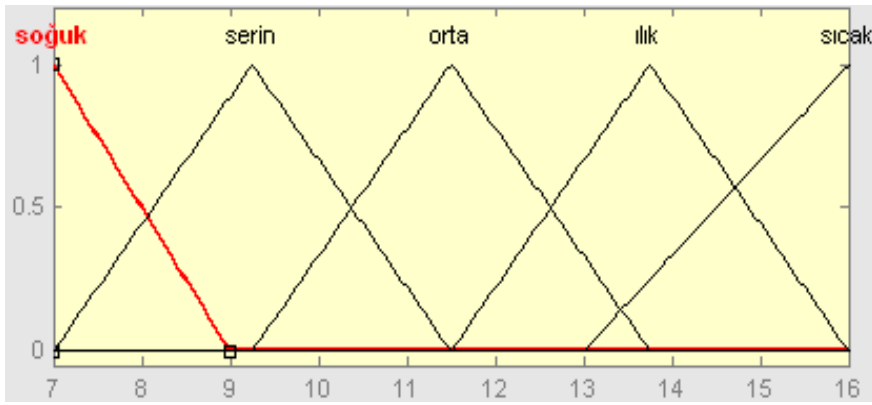
Çıkarım aşamamsında bu kurallar toplanır ve sonuçta elde bir bulanık çıkış olur. Biz de bu projede iki tane çıkarım yöntemi kullandık (mamdani, sugeno), bu metotları görmek için bölüm 2.9'da anlaştırmıştır. Çıkarım sonuçları bir sonraki aşamaya geçer o da durulaşma. Durulaşma aşamasıysa bulanık sonuçları normal sonuçlara çevirir, bunu da bölüm 2.10'da detaylı olarak yazılmıştır.

5.2 Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık (ANFIS modeli)

Bu bölümde ANFIS modelini uygulayacağız. ANFIS modeli yapısında hem yapay sinir ağları hem de bulanık mantık kullanılır çünkü Sinir ağları öğrenme ve örnekleri tanımda iyi iken, kararların nasıl alınacağı konusunda iyi değildir. Bulanık mantık ise karar almada iyi iken, karar alma sürecinde kuralları kendiliğinden oluşturamaz. her iki metodun da avantajlarını kapsayan ANFIS yöntemi. ANFIS kendine özgü bir toolbox var o da matlabta ANFISedit'tir.

5.2.1 Giriş ve çıkış üyelik fonksiyonlarının tasarımı

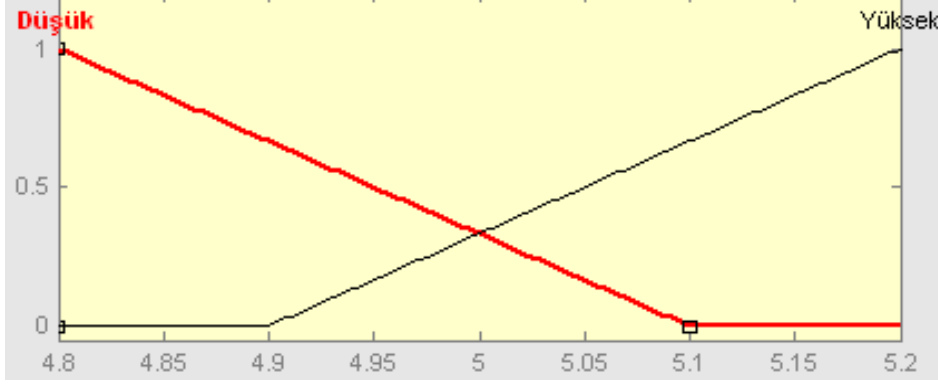
ANFIS modelinde kullandığımız giriş geleneksel bulanık mantık ile aynıdır. Giriş üyelik fonksiyonunun aynı olmasının sebebi şudur takı sonuçları karşılaştırdığımız zaman daha net olsun. Aynı geleneksel bulanık mantık gibi üç tane girişimiz ve bir tane çıkışımız var. Üyelik fonksiyonları, Matlab ANFISedit toolbox kullanarak tasarlanmıştır (Anonymous 2010b). Girişlerden ikisi (sıcaklık, basınç) 5 tane kümeye böldük ancak üçüncü girişimiz ise (yoğunluk) 2 tane kümeye böldük. Bir tane çıkışımız var o da karbondioksitin miktarıdır (CO_2). Çıkışın üyelik fonksiyonu ise ANFIS modeli kendinden ayarlıyor ve bu da bir avantaj olarak sayılır.



Şekil 5.9 Sıcaklık için üyelik fonksiyonu (ANFIS modeli)



Şekil 5.10 Basınç için üyelik fonksiyonu (ANFIS modeli)



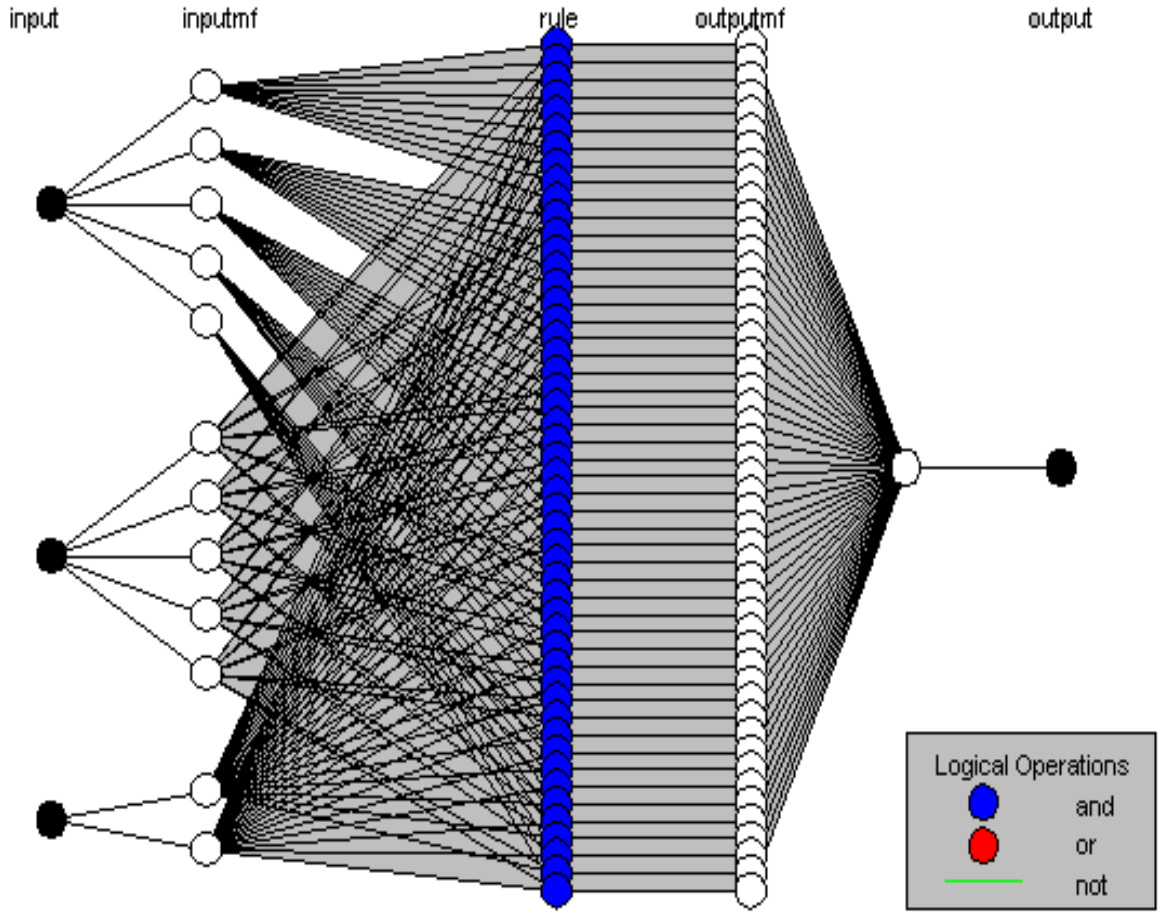
Şekil 5.11 Yoğunluk için üyelik fonksiyonu (ANFIS modeli)

5.2.2 Kural tabanı

ANFIS kontrol mekanizmasızında temelini kural tablosu oluşturur. Bu aşamada uzaman sistemlerde olduğu gibi kural tabanında eğer-ise yapısında oluşturan kurallar yer almaktadır. Kural tabanı burada karbondioksit miktarına (CO₂) dayanarak oluşturulmuştur. Bizim bu projede 3 tane girişimiz var ve bu girişlerden ikisi 5 tane kümeye bölünmüş, biri ise 2 tane kümeye bölünmüş yani bizim bu projede toplam kural sayısı şöyle olur $5^2 * 2^1$ bu da eşittir 50'ye. Kural tabanında ANFIS modelin geleneksel bulanık mantıktan farkı şudur kuralları kendinden ayarlar ve kendini her probleme göre günceller.

5.2.3 ANFIS modelin tasarımı

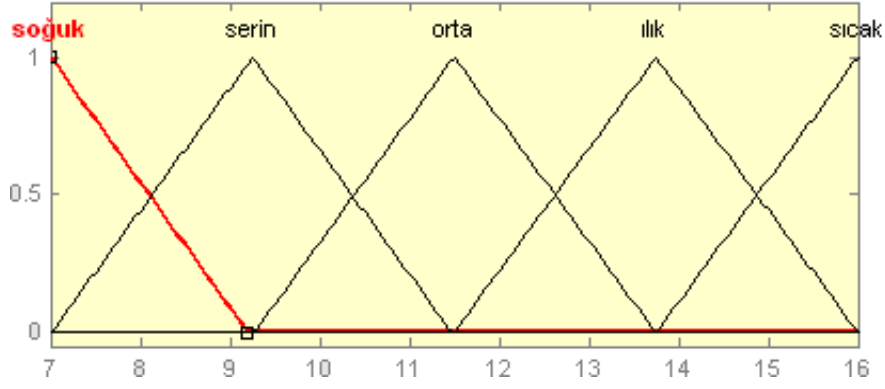
Uyarlamalı sinirsel bulanık mantık sistemleri yapay sinir ağları ve bulanık mantığın avantajlarını bir araya getirmiştir. Öğrenme bulanık mantık için bir avantaj olurken, bilgi tabanlı yapı da yapay sinir ağları için artı bir yöndür. Uyarlamalı sinirsel bulanık mantık sistemlerinden birisi de ANFIS'tir. Şekil 5.12'de projemizin ANFIS katman yapısını görmekteyiz. ANFIS 5 katmanlı bir yapıya sahiptir. Bunu bölüm 3.7'deki ANFIS modelin mimarisinde daha detaylı anlatmıştık.



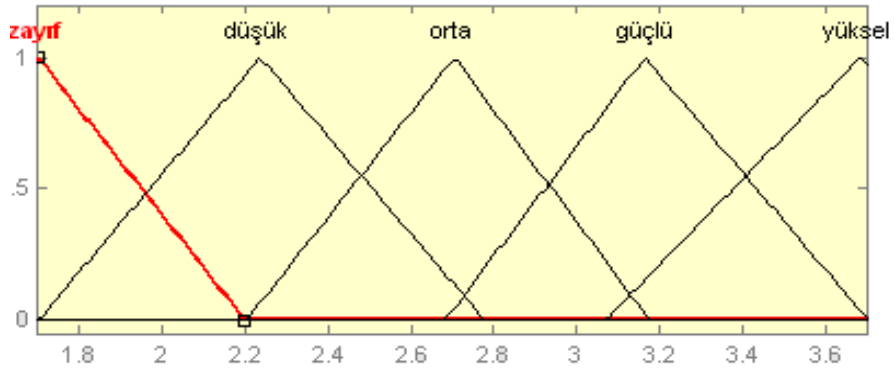
Şekil 5.12 ANFIS katman yapısı

5.2.4 ANFIS modelin eğitimi

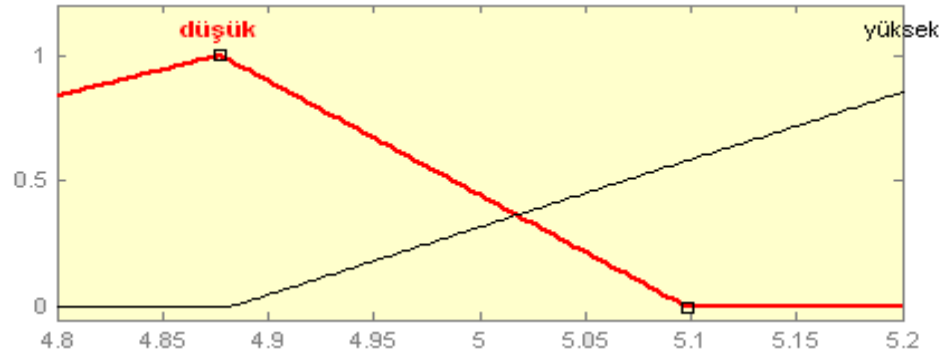
ANFIS modelin özelliklerinden en önemlisi o da eğitimidir. Bu aşamada giriş ve çıkış üyelik fonksiyonlarını günceller. ANFIS modeli hibrit öğrenme algoritmasını kullanır. Hibrit öğrenme algoritması iki aşamalı bir algoritmadır. Hibrit algoritması ileri yön geçiş ile ANFIS ağına ait giriş parametreleri, geri yön geçişinde ise ağın sonuç parametreleri güncellenir. Hibrit algoritmasını detayını bölüm 3.8'deki anlatmıştık. Bu projede hibrit öğrenme algoritmasını uygulandıktan sonra girişlerin üyelik fonksiyonu güncellenerek şu şekilde olur.



Şekil 5.13 Eğitilden sonra sıcaklık için üyelik fonksiyonu



Şekil 5.14 Eğitilden sonra basınç için üyelik fonksiyonu



Şekil 5.15 Eğitilden sonra yoğunluk için üyelik fonksiyonu

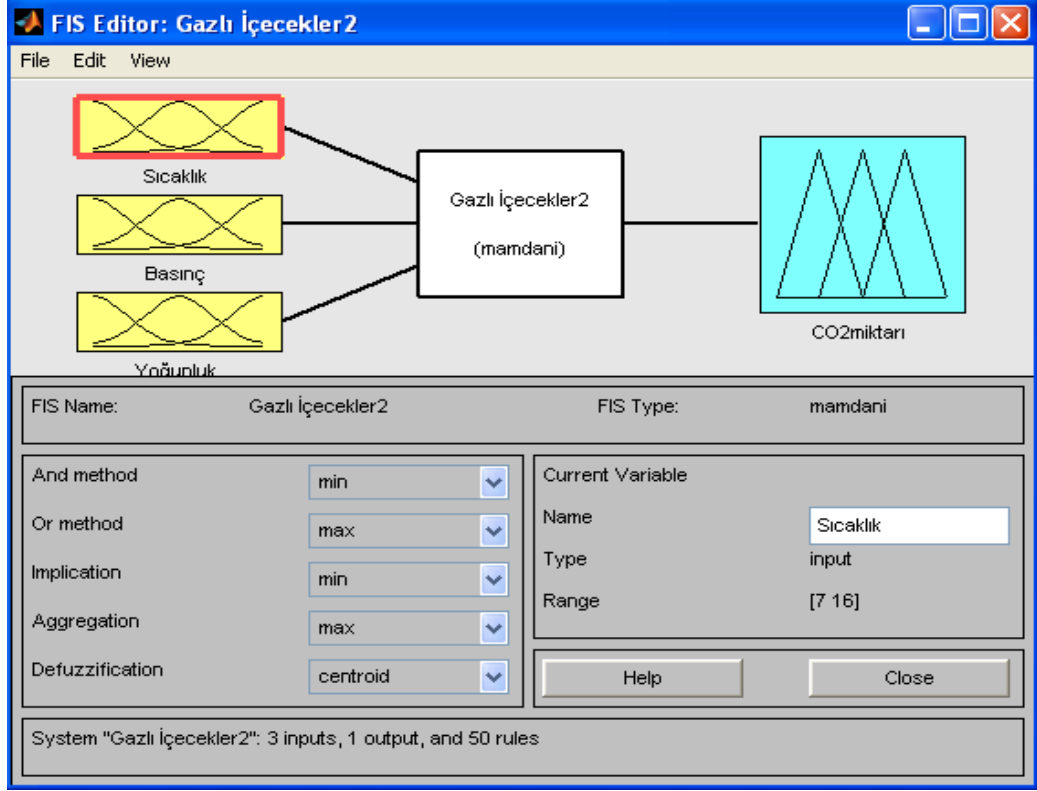
6. BULGULAR VE KARŞILAŞTIRMALAR

5. bölümde gazlı içeceklerde karbondioksitin miktarını kontrol etmek için iki tane yöntem kullandık geleneksel bulanık mantık ve uyarlamalı sinirsel bulanık mantık (ANFIS modeli). Geleneksel bulanık mantığı iki tane yöntemden oluşuyor mamdani ve sugeno yöntemi. Toplam üç tane yöntemin pratik sonuçlarını birbiri ile karşılaştıracamız. Hangi yöntem daha az hatayla çalıştığını yani, başka bir ifade ile Kerkük kervancı meşrubat şirketinden aldığımız karbondioksitin verilerini yöntemlerin sonuçla ile karşılaştıracamız ve en yakın yöntemi belirteceğiz.

6.1 Sistemin Simülasyonu

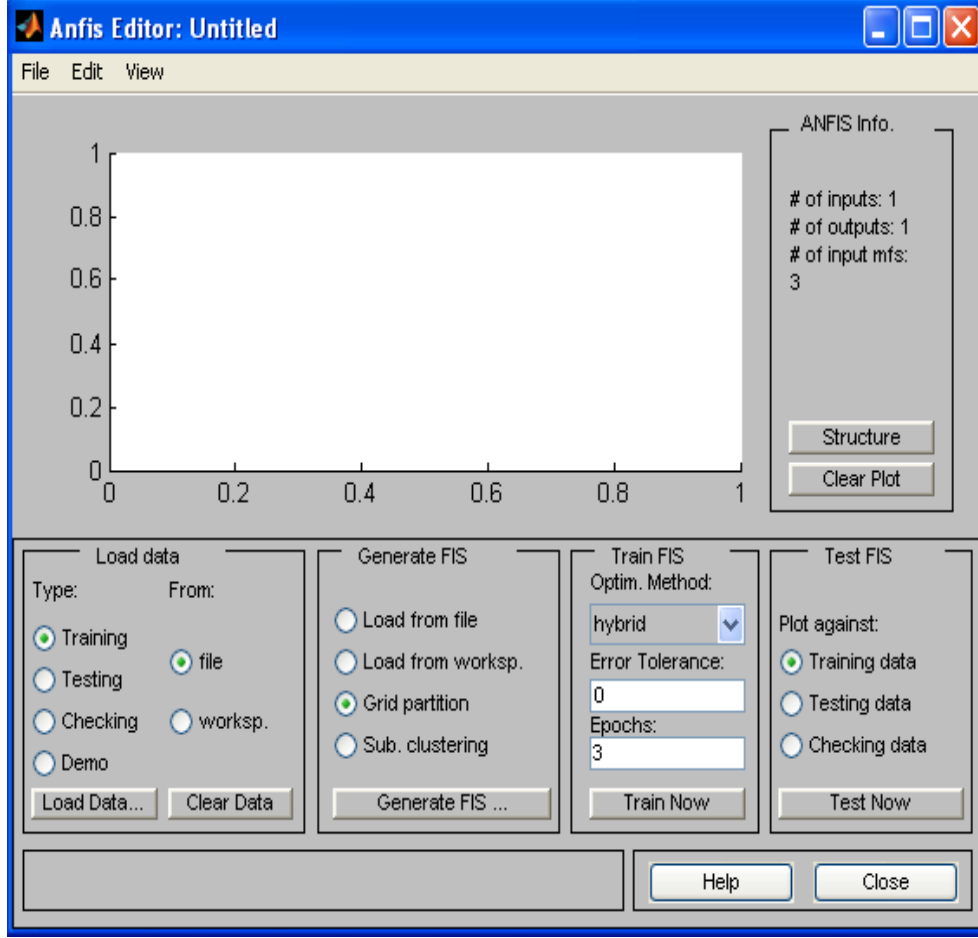
Tartışacağımız sonuçlar 5. bölümün gazlı içeceklerde karbondioksit kontrolü pratik uygulamanın sonuçlarıdır.

1. Geleneksel bulanık mantıkta şekil 6.1'de gördüğümüz gibi kontrol sistemini tasarımı Matlab fuzzy toolbok kullandık. Matlab fuzzy toolbox üç ana bölümden oluşuyor, sol kısım girişlerin üyelik fonksiyonunu göstermektedir (sıcaklık, basınç, yoğunluk), ortak kısım ise kural tabanını işaret ediyor (50 tane kuralımız var) ve en son kısım ise (sağ) çıkış üyelik fonksiyonuna karbondioksitin miktarı göstermektedir (Anonymous 2010a).



Şekil 6.1 Matlab fuzzy tollbox

2. Uyarlamalı sinirsel bulanık mantık (ANFIS modeli). Bu yöntemde ise Matlab ANFISedit kullandık. Şekil 6.2’de gösterilmektedir. Matlab ANFISedit 4 ana bölümden oluşuyor. Sol taraftan 1. Bölüm veri yüklemek için kullanılır ve bu verileri niçin kullanıyoruz acaba eğitim, test, denetleme, yada demo için. 2. Bölüm soldan ikinci olan, bu bölümde girişlerin üyelik fonksiyonlarını tasarlayacağız. 3.bölümse sağdan 2. olan, tasarlamadığımız üyelik fonksiyonları eğitmek için kullanırız. En son bölüm olan 4. Bölümdür sağdan birinci, bu bölümde tasarladığımız üyelik fonksiyonları eğitim aldıktan sonra sistemin nasıl çalıştığını test etmek için kullanılır (Anonymous 2010b).

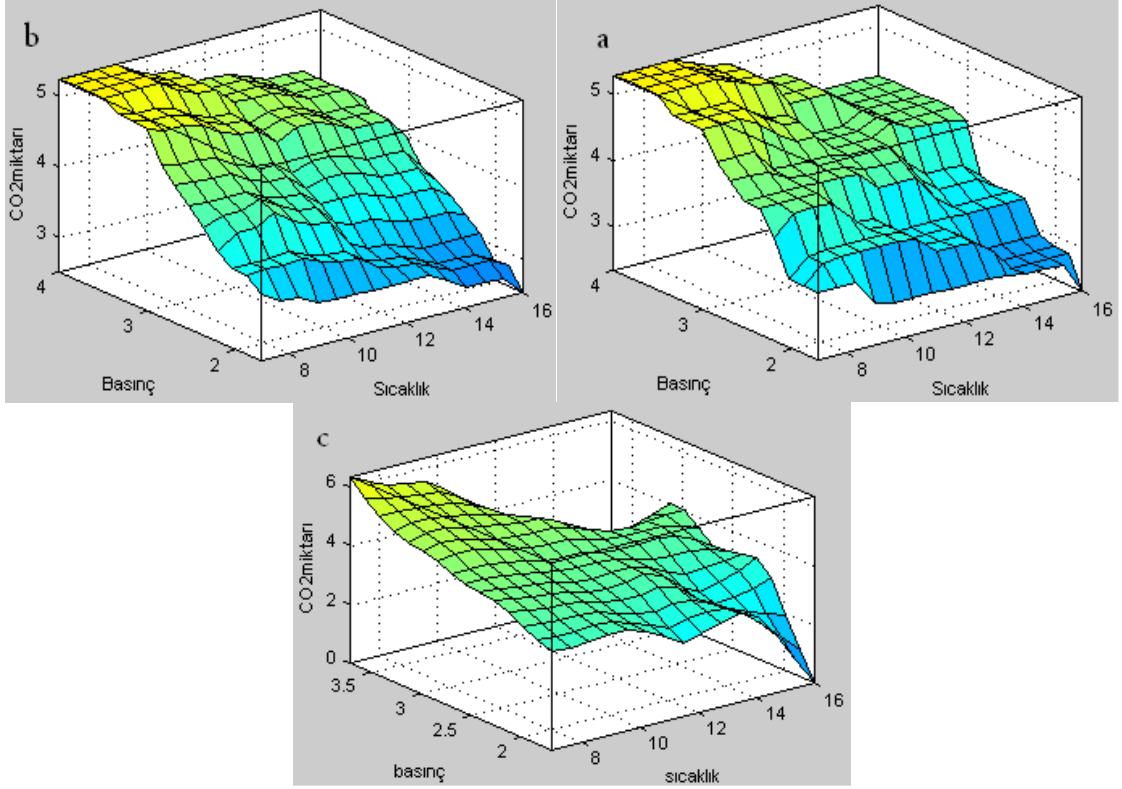


Şekil 6.2 Matlab ANFISedit toolbox

6.1.1 Geleneksel bulanık mantık ve ANFIS modelin sonuç yüzeyleri

Her hangi bir yöntemi değerlendirmek için sonuç yüzeylere bakmamız gerekiyor çünkü yapığımız sistem nasıl çalışıyor. Girişlerin sonuçları nasıl etkileyeceğinde gösterir ve girişlerin arasında ilişkileride göz önüne sergiler.

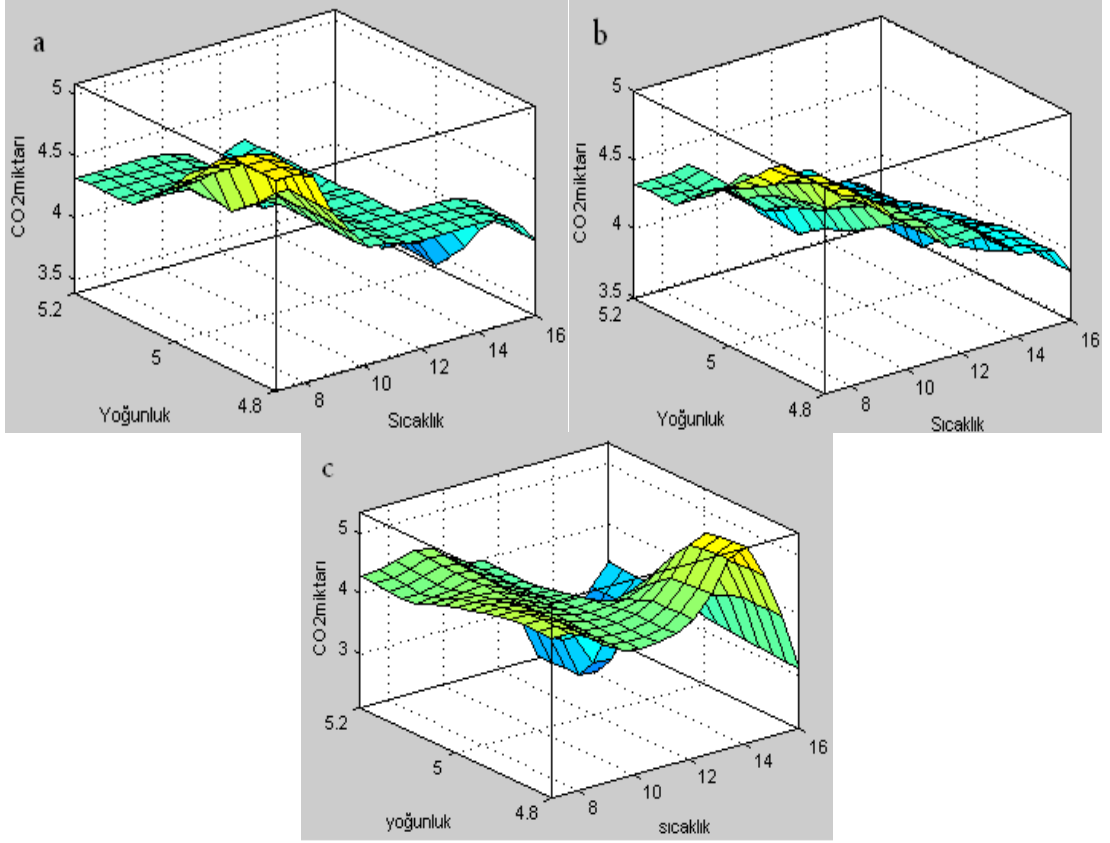
1. Birinci aşama, her iki yöntem için geleneksel bulanık mantık (mamdani, sugeno) ve uyarlamalı sinirsel bulanık mantık (ANFIS modeli), sıcaklık ve basınç karbondioksit miktarını (CO_2) nasıl etkiliğini görmekteyiz.



Şekil 6.3 Sıcaklık ve basınç değişkenlerin karbondioksit miktarının üzerindeki etkisi
a. Mamdani Yöntemi, b. Sugeno Yöntemi, c. ANFIS modeli

Şekil 6.3'te görüldüğü gibi, (x eksen) basıncı ve (y eksen) ise sıcaklığı göstermektedir. Sonuç yüzeylerine baktığımız zaman hemen hemen hepsinde görüyoruz ki, ne kadar sıcaklık düşükse ve basınç ne kadar yüksekse o kadar karbondioksit miktarı (CO₂) yüksek olur. Şekil 6.3.a'ya bıkıldığında yükselme farkları fazla iken şekil 6.3.b'de ise yükselme farkı daha azdır ancak şekil 6.3.c'de yükselme farkı yok denecek kadar azdır, yani ani düşüşlerin olmadığını görüyoruz.

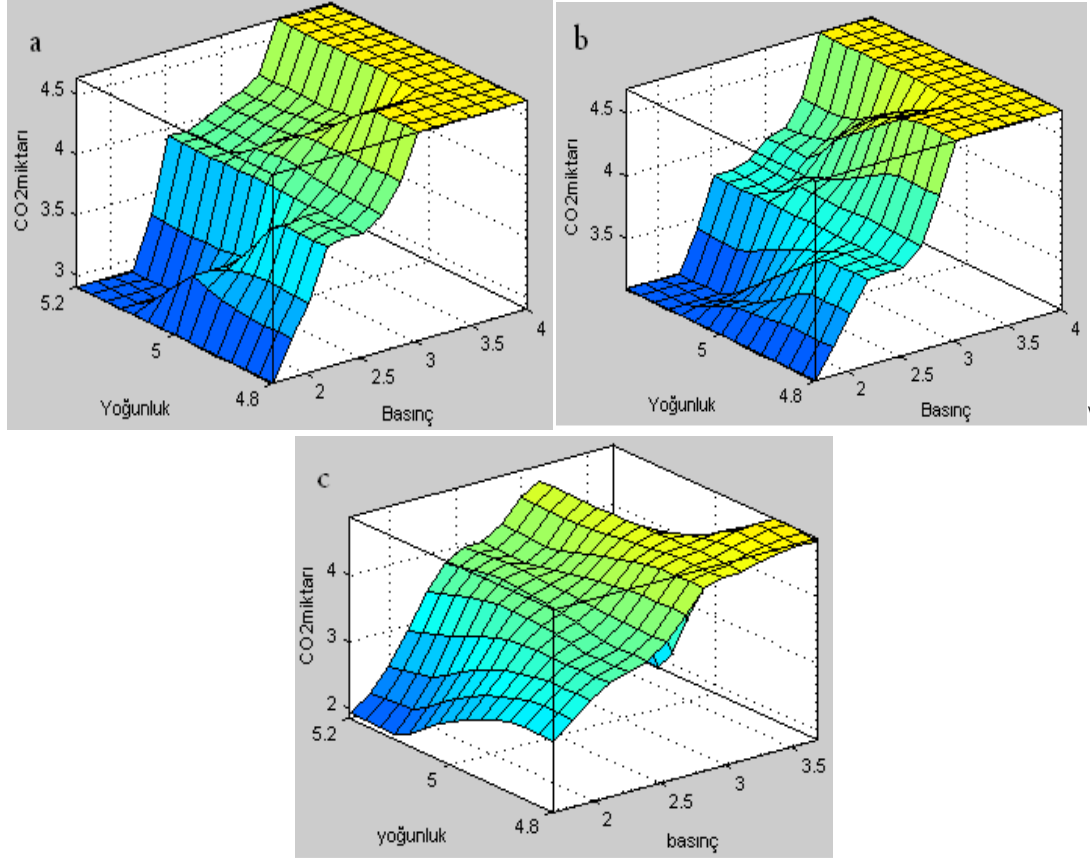
2. İkinci aşama, her iki yöntem için geleneksel bulanık mantık (mamdani, sugeno) ve uyarlamalı sinirsel bulanık mantık (ANFIS modeli), sıcaklık ve yoğunluk karbondioksit miktarını (CO₂) nasıl etkiliğini görmekteyiz.



Şekil 6.4 Sıcaklık ve yoğunluk değişkenlerin karbondioksit miktarının üzerindeki etkisi
a. Mamdani Yöntemi, b. Sugeno Yöntemi, c. ANFIS modeli

Şekil 6.4'te görüldüğü gibi, (x eksen) yoğunluğu ve (y eksen) ise sıcaklığı göstermektedir. Sonuçlara genel baktığımızda ne kadar sıcaklık ve yoğunluk düşüğe o kadar karbondioksitin miktarı (CO_2) yüksek olur. Şekil 6.4'e baktığımızda a. Mamdani ve b. Sugeno yöntemlerinde sonuçlar hemen aynıdır ancak c. ANFIS modelinde ani düşüşler yaşandığını görüyoruz.

3. Üçüncü aşama, her iki yöntem için geleneksel bulanık mantık (mamdani, sugeno) ve uyarlamalı sinirsel bulanık mantık (ANFIS modeli), basınç ve yoğunluk karbondioksit miktarını (CO_2) nasıl etkiliğini görmekteyiz.



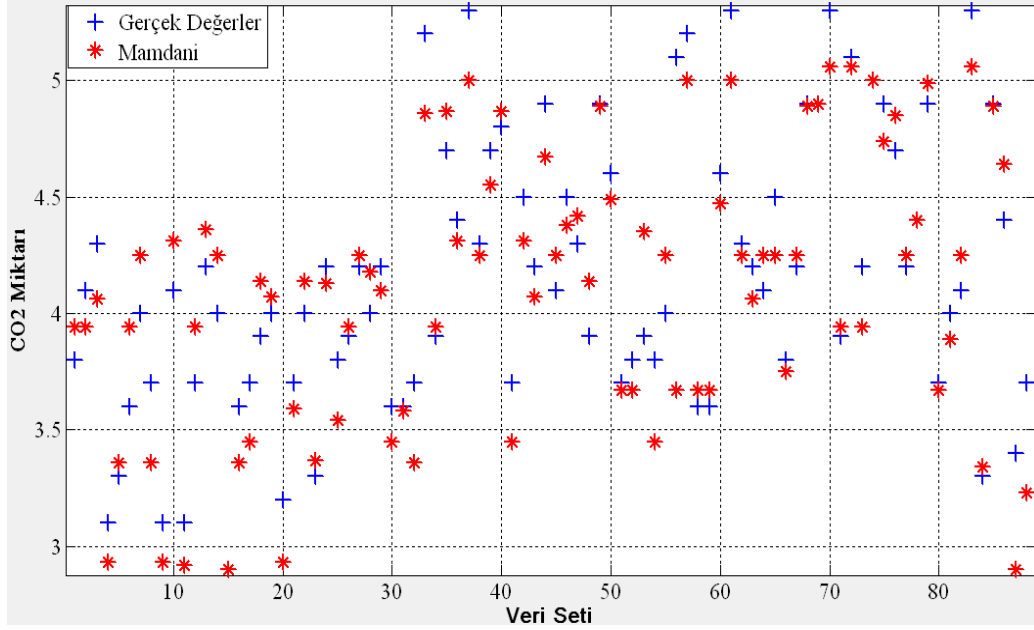
Şekil 6.5 Sıcaklık ve yoğunluk değişkenlerin karbondioksit miktarının üzerindeki etkisi
a. Mamdani Yöntemi, b. Sugeno Yöntemi, c. ANFIS modeli

Şekil 6.5'te görüldüğü gibi, (x eksenini) yoğunluğu ve (y eksenini) ise sıcaklığı göstermektedir. Sonuçlara genel baktığımızda ne kadar basınç yüksekse ve yoğunluk düşükse o kadar karbondioksitin miktarı(CO₂) yüksek olur. Şekil 6.5'te a.Mamdani ve b.Sugeno yöntemlerde pek çok fark görmediğimizi söyleyebiliriz. Şekil 6.5.c'de ise (ANFIS modeli) ani düşüşlerin yaşanmadığını söyleyebiliriz.

6.1.2 Yöntemlerin testi

Bu aşamadaysa geleneksel bulanık mantık (Mamdani, Sugeno) ve ANFIS modellerin testleri yapılacaktır. Kerkük kervancı meşrubat şirketinden alınan karbondioksit (CO₂) değerini yöntemlerin sonuçları ile karşılaştıracacağız. Hangi yöntemin sonuçları bu değerlere yakınsa onu belirteceğiz.

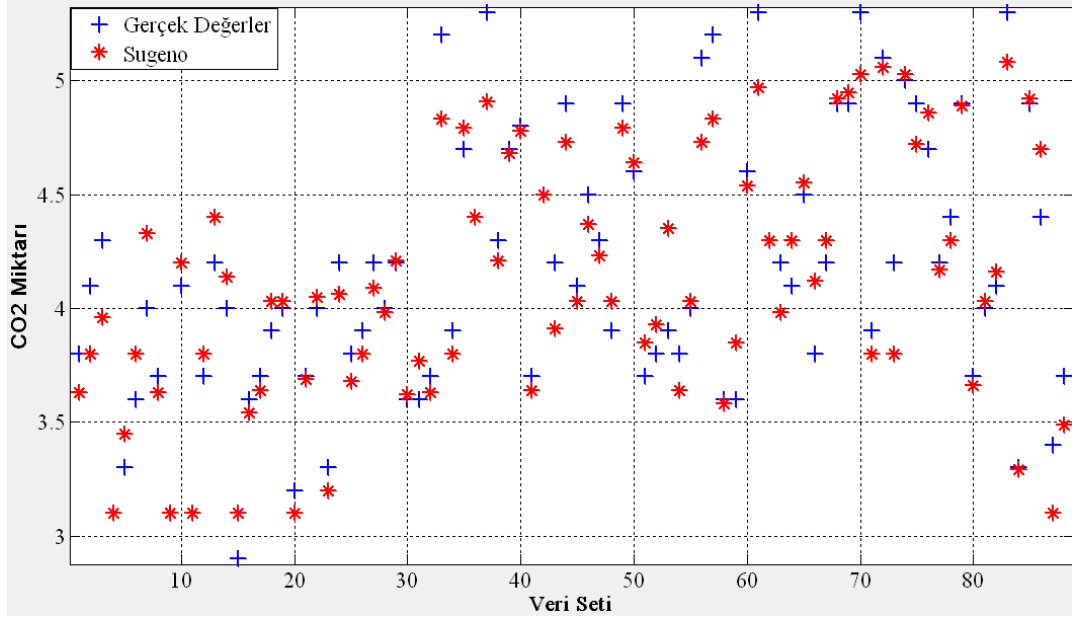
1. Mamdani Yöntemi



Şekil 6.6 Mamdani yöntemin sonuçlarını gerçek değerlere karşılaştırması

Yukarıdaki şekilde (x eksenini) veri setini, (y eksenini) ise karbondioksitin değerini(CO₂) göstermektedir. Kırmızı (artı işareti) olan değerler şirketten alınan değerlerdir, mavi (yıldız işareti) olan değerler ise Mamdani yöntemin sonuçlarıdır. Yukarıdaki şekle baktığımızda Mamdani yöntemin sonuçları şirketten alınan sonuçlarla baya fark olduğunu görebiliyoruz.

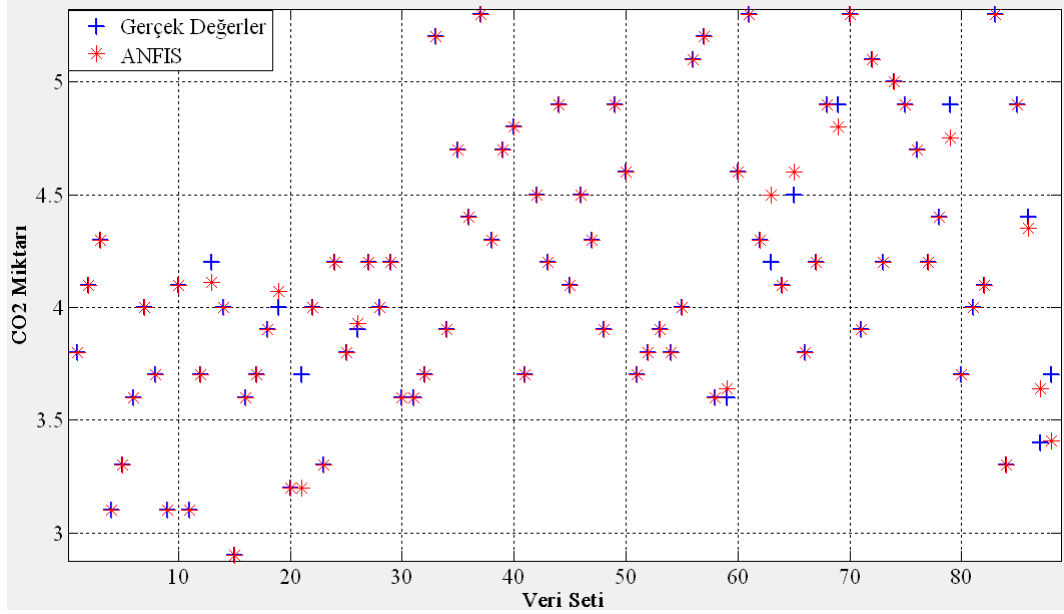
2. Sugeno Yöntemi



Şekil 6.7 Sugeno yöntemin sonuçlarını gerçek değerlere karşılaştırması

Yukarıdaki şekilde (x eksen) veri setini, (y eksen) ise karbondioksitin değerini(CO₂) göstermektedir. Kırmızı (artı işareti) olan değerler şirketten alınan değerlerdir, mavi (yıldız işareti) olan değerler ise Sugeno yöntemin sonuçlarıdır. Bu yöntemin sonuçlarına baktığımızda görüyoruz ki Mamdani yönteminden pek çok farkı yok ancak bu yöntemin sonuçları şirketten alınan sonuçlara Mamdani yönteminden daha yakındır.

3. ANFIS Modeli



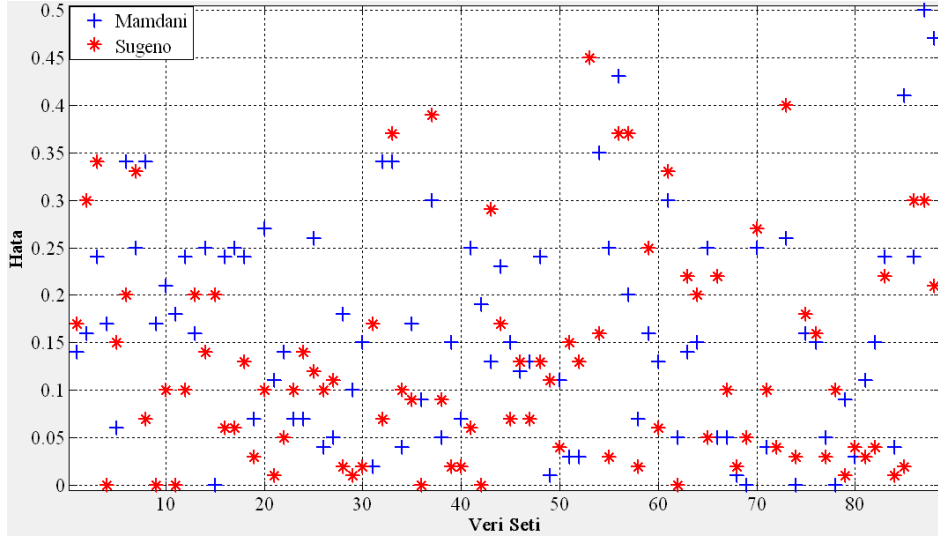
Şekil 6.8 ANFIS modelin sonuçlarını gerçek değerlere karşılaştırması

Yukarıdaki şekilde (x eksenini) veri setini, (y eksenini) ise karbondioksitin değerini(CO₂) göstermektedir. Kırmızı (artı işareti) olan değerler şirketten alınan değerlerdir, mavi (yıldız işareti) olan değerler ise ANFIS modelinin sonuçlarıdır. ANFIS modelin sonuçlarına baktığımızda Mamdani ve Sugeno sonuçlarından çok çok farklıdır, buradaki sonuçlar şirketten alınan sonuçlarla hemen hemen aynı olduğunu söyleyebiliriz.

6.1.3 Yöntemlerin karşılaştırması

Bu aşamada ise kullandığımız yöntemlerin sonuçlarını bir-biriyle karşılaştıracamız. Karşılaştırmamızın tek amacı yöntemlerin arasında hata oranının grafik bir şekilde göstermektir.

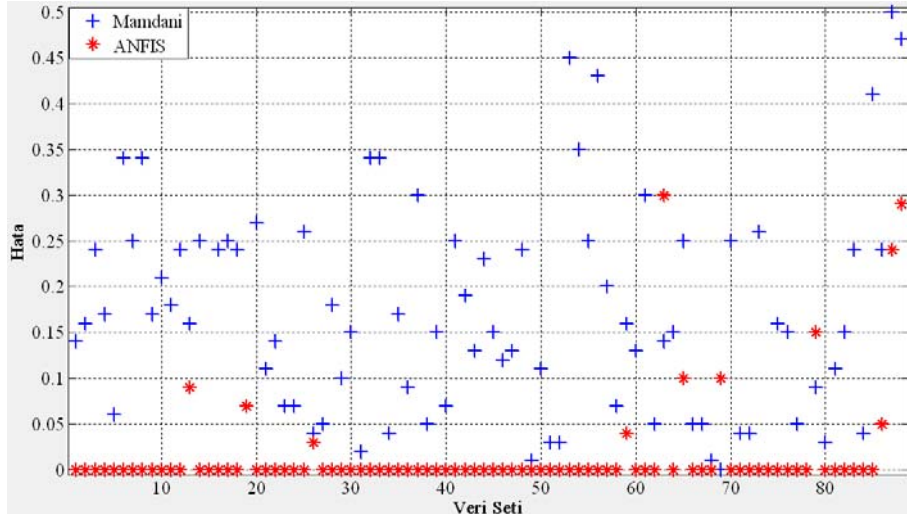
1. Mamdani ve Sugeno Yöntemi



Şekil 6.9 Mamdani ve sugeno yöntemlerinin sonuçlarının karşılaştırması

Yukarıdaki şekilde (x eksen) veri setini, (y eksen) ise her bir çıkışın hatasını göstermektedir. Kırmızı (artı işareti) Mamdani, mavi (yıldız işareti) sugeno yöntemlerin sonuçlarıdır. Şekilde gördüğümüz gibi Sugeno yöntemin sonuçları Mamdani yöntemin sonuçlarından hatanın sıfır olan değerine daha yakındır.

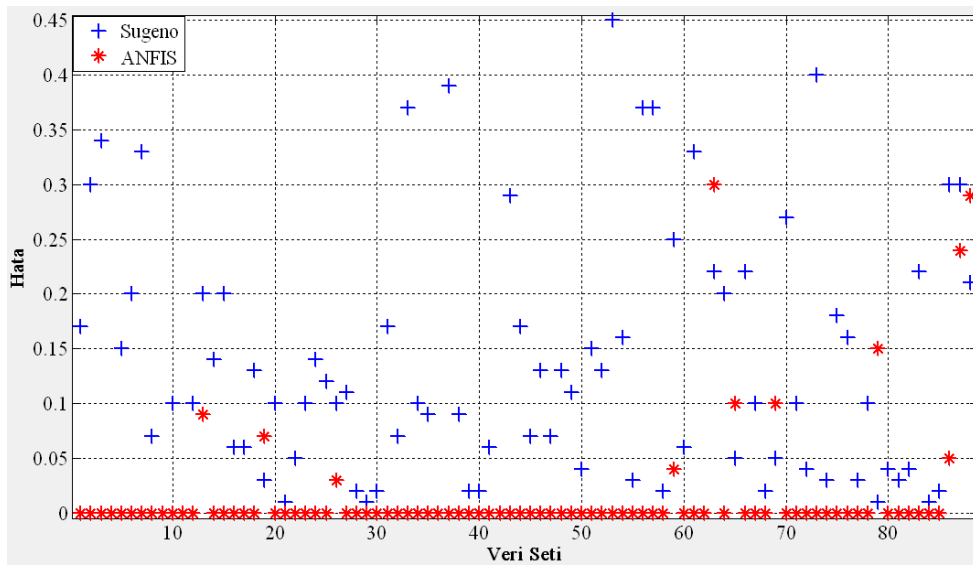
2. Mamdani Yöntemi ve ANFIS Modeli



Şekil 6.10 Mamdani yöntemin ve ANFIS modelin sonuçlarının karşılaştırması

Kırmızı (artı işareti) Mamdani yöntemini, mavi (yıldız işareti) ANFIS modelini sonuçlarını işaret etmektedir. Şekilde gördüğü gibi ANFIS modelin sonuçların birkaç tanesi hata değeri sıfır değil ancak Mamdani yöntemin sonuçları hemen hemen hepsi sıfır değil.

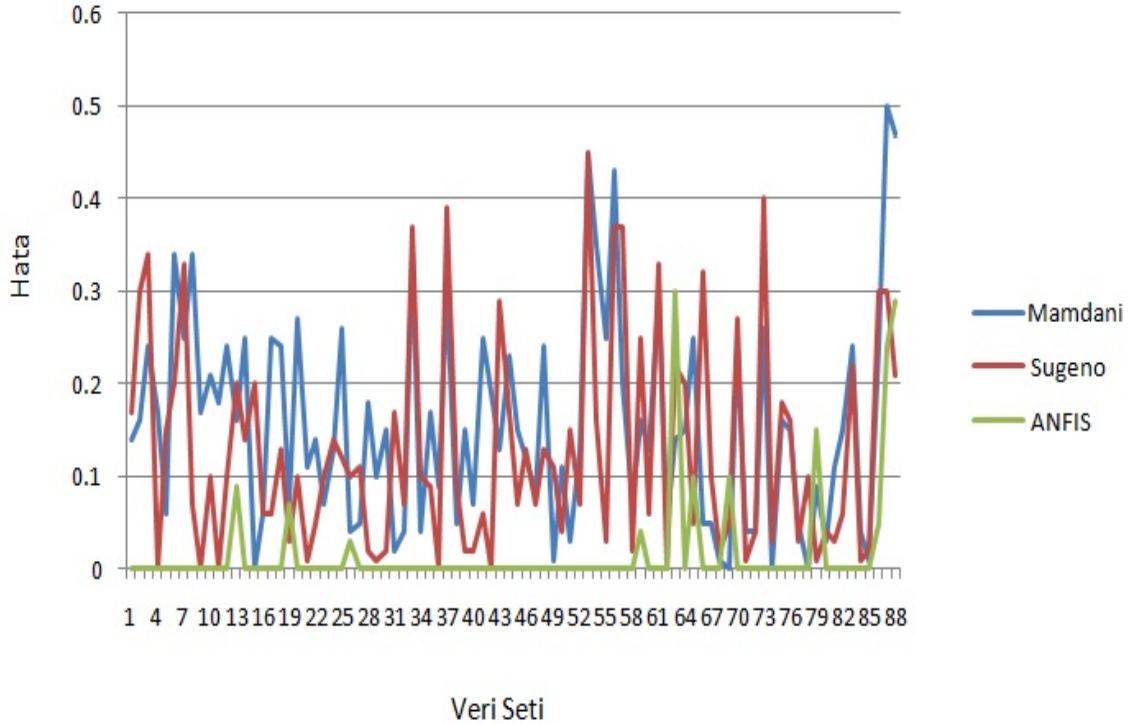
3. Sugeno Yöntemi ve ANFIS Modeli



Şekil 6.10 Sugeno yöntemin ve ANFIS modelin sonuçlarının karşılaştırması

Kırmızı (artı işareti) Sugeno yöntemini, mavi (yıldız işareti) ANFIS modelini sonuçlarını işaret etmektedir. Görüldüğü gibi ANFIS modelin sonuçlarının yaklaşık hepsinin hata değerleri sıfırdır ancak Sugeno yönteminin sonuçlarının bakıldığında birkaç tanesinin hata değeri sıfıra eşittir.

4.Mamdani, Sugeno ve ANFIS Yöntemleri



Şekil 6.11 Mamdani, sugeno ve ANFIS yöntemlerinin sonuçlarının karşılaştırması

Yukarıdaki şekilde (x eksen) veri setini, (y eksen) ise her bir çıkışın hatasını göstermektedir. Bu şekilde mavi çizgi mamdani, kırmızı çizge sugeno ve yeşil çizge ise ANFIS yöntemlerin sonuçlarını işaret etmektedir. En büyük hata mamdani yönteminde 0.5 tir, sugeno yönteminde 0.45 tir ve ANFIS yönteminde ise 0.3 tür. Genel olarak ANFIS yöntemi en az hata değerlerine sahip olduğunu görmek mümkündür.

Aşağıdaki tabloda 88 tane veri kullandık ve bu verilerin geleneksel bulanık mantık (Mamdani, Sugeno) yöntemleri ve ANFIS modelin karbondioksit (CO₂) sonuçların göstermektedir.

Çizelge 6.1 Yöntemlerin sonuçları

Sıcaklık	Basınç	Yoğunluk	CO ₂ Şirketin Değeri	Mamdani Yöntemi	Sugeno Yöntemi	ANFIS Modeli
7	2	5	3.8	3.94	3.63	3.8
7	2.2	4.9	4.1	3.94	3.8	4.1
7	2.7	5.2	4.3	4.06	3.96	4.3
16	2.2	4.9	3.1	2.93	3.1	3.1
16	2.5	5	3.3	3.36	3.45	3.3
15	2.5	4.9	3.6	3.94	3.8	3.6
15	3	5	4	4.25	4.33	4
4	2.6	5	3.7	3.36	3.63	3.7
14	2.2	5.2	3.1	2.93	3.1	3.1
14	2.9	4.9	4.1	4.31	4.2	4.1
13	2	5.1	3.1	2.92	3.1	3.1
13	2.5	5	3.7	3.94	3.8	3.7
13	2.9	4.8	4.2	4.36	4.4	4.11
13	2.8	5	4	4.25	4.14	4
13	1.7	5	2.9	2.9	3.1	2.9
13	2.4	5	3.6	3.36	3.54	3.6
13	2.4	4.9	3.7	3.45	3.64	3.7
13	2.7	5	3.9	4.14	4.03	3.9
13	2.7	4.9	4	4.07	4.03	4.07
12	2.1	5.2	3.2	2.93	3.1	3.2
12	2.3	4.9	3.7	3.59	3.69	3.7
12	2.7	5	4	4.14	4.05	4
12	2	5	3.3	3.37	3.2	3.3
12	2.9	5.1	4.2	4.13	4.06	4.2
12	2.4	4.9	3.8	3.54	3.68	3.8
12	2.6	5	3.9	3.94	3.8	3.93
11	2.9	5.1	4.2	4.25	4.09	4.2
11	2.6	5	4	4.18	3.98	4
11	2.7	4.9	4.2	4.1	4.21	4.2
11	2.4	5.2	3.6	3.45	3.62	3.6
11	2.2	5	3.6	3.58	3.77	3.6
14	2.6	5	3.7	3.36	3.63	3.7
11	3.7	4.8	5.2	4.86	4.83	5.2
11	2.5	5.1	3.9	3.94	3.8	3.9

Çizelge 6.1 Yöntemlerin sonuçları (devam)

11	3.1	4.9	4.7	4.87	4.79	4.7
11	3	5.1	4.4	4.31	4.4	4.4
9	3.3	4.9	5.3	5	4.91	5.3
11	2.8	5	4.3	4.25	4.21	4.3
11	3.2	5	4.7	4.55	4.68	4.7
11	3.2	4.9	4.8	4.87	4.78	4.8
13	2.4	4.9	3.7	3.45	3.64	3.7
10	2.8	4.9	4.5	4.31	4.5	4.5
10	2.7	5.1	4.2	4.07	3.91	4.2
10	3.2	5	4.9	4.67	4.73	4.9
10	2.6	5	4.1	4.25	4.03	4.1
10	2.9	5	4.5	4.38	4.37	4.5
10	2.9	5.2	4.3	4.42	4.23	4.3
13	2.7	5	3.9	4.14	4.03	3.9
10	3.1	4.9	4.9	4.89	4.79	4.9
10	3	5	4.6	4.49	4.64	4.6
10	2.2	5	3.7	3.67	3.85	3.7
10	2.3	5	3.8	3.67	3.93	3.8
10	2.3	4.9	3.9	4.35	4.35	3.9
10	2.4	5.1	3.8	3.45	3.64	3.8
10	2.5	5	4	4.25	4.03	4
10	3.4	5	5.1	4.67	4.73	5.1
10	3.3	4.8	5.2	5	4.83	5.2
10	2.1	5	3.6	3.67	3.58	3.6
10	2	4.9	3.6	3.76	3.85	3.64
9	2.9	5.1	4.6	4.47	4.54	4.6
9	3.3	4.9	5.3	5	4.97	5.3
9	2.6	5	4.3	4.25	4.3	4.3
9	2.7	5.2	4.2	4.06	3.98	4.5
9	2.4	5	4.1	4.25	4.3	4.1
9	2.8	5	4.5	4.25	4.55	4.6
9	2	4.8	3.8	3.75	4.12	3.8
9	2.5	5	4.2	4.25	4.3	4.2
9	3.1	5.1	4.9	4.89	4.92	4.9
9	3	5	4.9	4.9	4.95	4.8
9	3.4	5	5.3	5.06	5.03	5.3
8	2.2	5.1	3.9	3.94	3.8	3.9
8	3.1	5	5.1	5.06	5.06	5.1
8	2.5	5.1	4.2	3.94	3.8	4.2
8	3	5	5	5	5.03	5
8	2.9	5	4.9	4.74	4.72	4.9
8	2.7	4.9	4.7	4.85	4.86	4.7

Çizelge 6.1 Yöntemlerin sonuçları (devam)

8	2.4	5	4.2	4.25	4.17	4.2
8	2.6	5	4.4	4.4	4.3	4.4
8	2.8	4.9	4.9	4.99	4.89	4.75
8	2	5	3.7	3.67	3.66	3.7
8	2.1	4.8	4	3.89	4.03	4
8	2.3	5	4.1	4.25	4.16	4.1
8	3.3	5	5.3	5.06	5.08	5.3
15	2.4	5.1	3.3	3.34	3.29	3.3
9	3.1	5.1	4.9	4.89	4.92	4.9
8	2.5	4.9	4.4	4.64	4.7	3.35
12	2.2	5.1	3.4	2.9	3.1	3.64
13	2.3	4.8	3.7	3.23	3.49	3.41
				Hata Ortalaması	Hata Ortalaması	Hata Ortalaması
				0.170	0.131	0.017

7. SONUÇ

Sonuçlara dayanarak görüyoruz ki ANFIS modelinin sonuçları bulanık mantık yönteminin sonuçlarına göre gerçek değerlere daha yakındır yani ANFIS modeli daha güvenlidir. ANFIS yönteminin güvenilir nedenlerini şu şekilde sıralayabiliriz; ilk olarak kural sayısı sınırlı bir derecededir sadece 50 tane kural var, üyelik değişkenleri ise sadece on iki tanedir. İkinci, bulanık mantıkta kuralların sayısını ve üyelik fonksiyonların değerlerini uzman bir kişi tarafından seçilir lakin ANFIS modelinde ilk başta uzman tarafından seçilir ama eğitim aldıktan sonra kendini güncelleştirir o duruma yani bulanık mantık gibi değil sabit kalmaz. Geleneksel bulanık mantık yöntemi ve ANFIS modeli kurallar ve üyelik değişkenleri aynıdır sebepte şudur taki bir-biriyle karşılaştırmamız zaman karıştırmamızın sonucu yüzde yüz güvenli olmasıdır. ANFIS modeli yapay sinir ağların ve bulanık mantığın avantajlarını alarak mükemmel sonuçlar elde ediliyor. Yukarıdaki tüm sonuçları göz önüne aldığımız zaman görüyoruz ki ANFIS modeli gazlı içeceklerde karbondioksit kontrolünde bulanık mantıktan daha iyidir. Burada yaptığımız kontrol sistemi Kerkük Kervancı meşrubat şirketinde de uygulamaya konulabilir; çünkü burada ortaya çıkan karbondioksit sonuçları ile oradaki karbondioksit sonuçları hemen hemen aynı değerler çıkmaktadır.

KAYNAKLAR

- Altaş, İ. H. 1999. Bulanıklılık Kavramı. Enerji, Elektrik, Elektromekanik-3e Bilesim yayıncılık A.Ş., Sayfalar: 80-85. İstanbul.
- Aleksander, I. and Morton, I. 1995. An Introduction to Neural Computing, International Thomson Computer Press.
- Anonim. 2009. Gazlı İçecekler, <http://www.kimyaokulu.com/mevzuat/Alkolsuz%20icecekler%20tebliği.htm>, Erişim 10.08.2009.
- Anonymous. 2010a. Fuzzy Logic Toolbox, <http://www.mathworks.com/products/fuzzylogic>, Erişim 25.07.2010
- Anonymous. 2010b. anfis and the ANFIS Editor GUI, <http://www.mathworks.com/help/toolbox/fuzzy/fp715dup12.html>, Erişim 15.09.2010.
- Baykal, N. ve Beyan, T. 2004. Bulanık Mantık – İlke ve Temelleri. Bıçaklar Kitapevi, 413 sayfa. Ankara.
- Chang, F. J. and Chang, Y. T. 2006. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System for Prediction of Water Level in Reservoir, Advances in Water Resources. Vol. 29: pp. 1-10.
- Civalek, Ö. ve Ülker, M. 2004. Dikdörtgen Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı1, İMO Teknik Dergi,s. 3171-3190, Yazı 213.
- Edgar, T. F. 2006. Recursive Least Squares Parameter Estimation for Linear Steady State and Dynamic Models, <http://www.cse.sc.edu/~gatzke/>. Erişim 20.05.2010.
- Ekşi, Ö. 2011. Yapay Sinir Ağları, <http://www.omereksi.com/?p=30>, Erişim 20.02.2011.
- Elmas, Ç. 2003. Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama), Seçkin Yayınları: Ankara.
- Fausett, L. 1994. Fundamentals of neural networks, architectures, algorithms, and applications, Prentice-Hall, Inc., New-Jersey.
- Fırat, M., Yurdsev, M. ve Mermer, M. 2008. Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık Yaklaşımı ile Aylık Su Tüketiminin Tahmini, Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der., Cilt 23, No 2, 449-457.

- Fırat, M. ve Güngör, M. 2007. River Flow Estimation using Adaptive Neuro-Fuzzy inference System, *Mathematics and Computers in Simulation*, 75(3-4), 87-96.
- Güneri, N. ve Apaydın, A. 2004. Öğrenci Başarılarının Sınıflandırılmasında Lojistik Regresyon Analizi ve Sinir Ağları Yaklaşımı, *Ticaret ve Turizm Eğitim Fakültesi Dergisi*, Yıl: 2004, Sayı: 1, s. 170 – 188.
- Hanssens, M. 2001. *Market Response Models Econometric and Time Series Analysis*, 2nd Edition, Kluwer Academic Pub.: New York.
- Hopfield, J. 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, *In Proc. of National Academy of Sciences*, 79: 2554-58.
- Jang, J. S. R. and Sun, C. T. 1995. Neuro-Fuzzy Modeling and Control, *Proc. Of the IEEE Special Issue on Fuzzy Logic in Engineering Applications*, 83 (3): 378-406.
- Karadeniz, M., Yüncü, S. ve Aydemir, M. (yılı. ?). Asenkron Motorlarda Stator Direncinin Yapay Sinir Ağları İle Tahmini, *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Bölümü*, 06570 Maltepe, Ankara.
- Karlık, B. 1994, *Myoelectric Control of Multifunction Prosthesis Using Neural Networks*”, Yildiz Technical University, Ph.D. Thesis, Istanbul, Turkey.
- Kaynar, O., Zontul, M. ve Demirkoparan, F. 2010. Ham petrol fiyatlarının ANFIS ile tahmini, *ABMYO Dergisi*. Vol. 17, pp. 3-14.
- Kiyak, E. ve Kahvecioğlu, A. 2003. Bulanik Mantık ve Uçuş Kontrol Problemine Uygulanması, *Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi*, Cilt 1 sayı 2 (63-72).
- Kohonen, T. 1980. *Content addressable memories*, Springer-Verlag, New-York.
- Lin, C. and Lee, G. 1996. *Neural Fuzzy Systems*, Prentice Hall, pp 236-240, 242, 445-448.
- Maiers, J. and Sherif, Y. S. 1995. Applications of fuzzy set theory, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-15, No. 1, 175-189.
- Mamdani, E. H. and Assilian, S. 1975. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, *Int. Journal of Man-Machine Studies*, 7(1), 1-13.
- Mcculloch, WS. and Pitts, W. 1943, A logical calculus of ideas imminent in nervous activity., *Bull. Math. Biophysics*, 5: 115-33.

- Mikail, R. 2007. Tuzlu Toprakların İslahi İçin Bir Bulanık Uzman Sistem Tasarımı, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Matematik Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi.
- Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M. and Ramasastry, K. S. 2004. A Neuro Fuzzy computing technique for modeling hydrological time series, Journal of Hydr., 29, 52–66.
- Nigar, S. 2005. Gazlı İçeceklerde Karbondioksit Absorpsiyon Kapasitesinin Artırılmasının İncelenmesi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, F.B.E Kimya Mühendisliği, Yüksek Lisans tezi.
- Özçalık, H. ve Uygur, A. 2003. Dinamik Sistemlerin Uyumlu Sinirsel-Bulanık Ağ apısına Dayalı Etkin Modellenmesi, KSÜ Fen ve Mühendislik Dergisi 6(1).
- Sivanandam, S. N., Sumathi, S. and Deepa, S. N. 2007. Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB, Springer, 430. Berlin.
- Shachman, M. 2005. A Technical Handbook for the Beverage Industry, The Soft Drinks Companion, CRC Press. Chapter 9 Syrup Making -The Heart of the Process.
- Smith, A. and Gupta, N. D. 2002. Neural Networks in Business: Techniques and Applications, IRM Pres: United Kingdom.
- Şen, Z. 2004. Mühendislikte Bulanık (Fuzzy) Mantık ile Modelleme Prensipleri, ISBN: 9756455101, 193 p, Su Vakfı Yayınları.
- Tolon, M. ve Tosunoğlu, N. (yılı.?). Tüketici Tatmini Verilerinin Analizi: Yapay Sinir Ağları ve Regresyon Analizi Karşılaştırması,1-15.
- Yen, J. and Langari, R. 1999. Fuzzy Logic Intelligence, Control, and Information, Prentice Hall, New Jersey.
- Yılmaz, M. ve Arslan, E. 2005. Bulanık Mantığın Jeodezik Roblemlerin Çözümünde Kullanılması, 2. Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu, İTÜ – İstanbul.
- Ying, L. C. and Pan, M. C. 2008. Using Adaptive Network Based Fuzzy Inference System To Forecast Regional Electricity Loads, Energy Conversion and Management, 49,205–211.
- Zadeh, L. A. 1965. Fuzzy sets, Information and Control 8, 338-353.
- Zadeh, L. A. 1973. Outline of a new approach to the anlaysis of the complex system and descision process, IEEE Transactions on system man cybernetics, Vol. SMC-3, No. 1.28-44.
- Zadeh, L. A. 1975. The Concept of Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning, Part 1, 2 and 3. Information Sciences, 8: 199-249, 8: 301-357-, 9: 43-80.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Juneed S.ABDULJABAR
Doğum Yeri : Kerkük/IRAK
Doğum Tarihi : 15.06.1983
Medeni Hali : Bekar
Yabancı Dili : İngilizce/Arapça

Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise : Kerkük Lisesi (2002)
Lisans : Kerkük Teknik Üniversitesi (2007)
Yüksek Lisans : Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
(Eylül 2008- Temmuz 2011)

Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl

Yayınları (SCI ve diğer)

Askerbeyli, I. ve **S.Abduljabar, J.** 2011. Bulanık Mantık Yöntemleri Kullanılarak Gazlı İçeceklerde Karbondioksit Kontrolü, Ankara Matematik Günleri Kongresi 2-3 Haziran, pp.101. Ankara.

Askerbeyli, I. and **S.Abduljabar, J.** 2011. USING FUZZY LOGIC METHODS FOR CARBON DIOXIDE CONTROL IN CARBONATED BEVERAGES, International Journal of Electrical & Computer Sciences IJECS-IJENS Vol:11 No:03, pp.104-116. Pakistan.