

**ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**GIDA KALİTESİ KONTROLÜNDE BULANIK MANTIK YÖNTEMLERİNİN
UYGULANMASI**

Ata Emre ÖZALP

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**ANKARA
2017**

Her hakkı saklıdır

TEZ ONAYI

ATA EMRE ÖZALP tarafından hazırlanan "Gıda Kalitesi Kontrolünde Bulanık Mantık Yöntemlerinin Uygulanması" adlı tez çalışması 16/01/2017 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. İman ASKERBEYLİ

Ankara Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği A.B.D



Jüri Üyeleri:

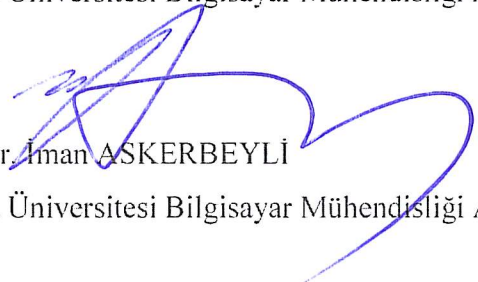
Başkan: Doç. Dr. Süleyman Tosun

Hacettepe Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği A.B.D



Üye: Prof. Dr. Elgiz BAYRAM

Ankara Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği A.B.D



Üye: Prof. Dr. İman ASKERBEYLİ

Ankara Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği A.B.D

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Atila YETİŞEMİYEN

Enstitü Müdürü

ETİK

Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez içindeki bütün bilgilerin doğru ve tam olduğunu, bilgilerin üretilmesi aşamasında bilimsel etiğe uygun davranıldığı, yararlandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi beyan ederim.

16.01.2017

Ata Emre ÖZALP

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

GIDA KALİTESİ KONTROLÜNDE BULANIK MANTIK YÖNTEMLERİNİN UYGULANMASI

Ata Emre ÖZALP

Ankara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. İman ASKERBEYLİ

İnsanın varoluşsal hazzını tüketerek aldığı bu yüzyılda; üreticiler, ürettikleri nesneyi daha iyi hale getirmek için büyük bir rekabet halindedir. Tükettiğimiz en temel nesne olan gıdada da bu yarış sürmektedir. Gıdanın kalitesini, yani tüketicinin haz duygusuna hitap edip etmeyeceğini tüketiciye sunmadan ölçmek, kesin bir tahminde bulunmak zordur. Duygu gibi karmaşık kavramları barındıran konularda bulanık mantık yaklaşımı, kavramdaki muğlaklığı azaltmak için etkili bir yöntemdir. Bu çalışmada insanlığın en eski gıdalarından biri olan şarabın; tüketiciye sunulmadan, fizikokimyasal özellikleriyle kalitesinin tahmin edilebilirliği, bulanık mantık yöntemleri ve güçlü bir sınıflandırma algoritması olan rastgele orman algoritmasıyla araştırılmış ve alkol, pH, tartarik asit vb. toplam 11 bileşenin tat yani kaliteyle yeterli düzeyde ilişkili olduğu tespit edilmiştir. Bu çalışma spesifik olarak kırmızı şarap kalitesi üzerine olmasına rağmen, bu ilişkinin varlığı tüm gıdaların kalitelerinin kontrolünde böyle bir uygulamanın etkili olabileceğine dair fikir uyandırmaktadır.

Ocak 2017, 46 sayfa

Anahtar Kelimeler: Bulanık mantık, Gıda Kalitesi Kontrolü, Rastgele orman algoritması

ABSTRACT

Master Thesis

USING FUZY LOGIC METHODS FOR NOURISHMENT QUALITY CONTROL

Ata Emre ÖZALP

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

Supervisor: Prof. Dr. İman ASKERBEYLİ

In this century that human's existential pleasure has been taken from the consuming, producers are in a competition of making their production more competitive. This competition exists also in the food industry which is fundamental. It's difficult to predict the quality of the food or to measure the consumer's tasting. Fuzzy logic is an effective method for complex concepts like human's emotion and feeling to reduce the complexity. In this thesis, as one of the oldest human product, wine's quality is investigated based on psychochemical ingredients which includes eleven substances like alcohol, pH, tartaric acid etc. by fuzzy logic methods and by random forest algorithm which is a powerful classification algorithm, before consumer taste the wine, the obtained results give a light that the method can be used for the measurement of the quality of other food productions.

Ocak 2017, 46 pages

Key Words: Fuzzy logic, Nourishment quality control, Random forest algorithm

TEŞEKKÜR

Tezin hazırlanmasında tecrübesi ve bilgisiyle, tezin tüm aşamalarında beni yönlendiren değerli bilim insanı Prof. Dr. İman ASKERBEYLİ'ye, (Ankara Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı) tavsiyeleriyle bana yardımcı olan değerli bilim insanı Yrd. Doç. Dr. Gazi Erkan BOSTANCI'ya (Ankara Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı) ve manevi desteğini esirgemeyen aileme teşekkürlerimi sunarım.

Ata Emre ÖZALP

Ankara, Ocak 2017

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAYI SAYFASI

ETİK	i
ÖZET	ii
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	iv
SİMGELER DİZİNİ.....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	x
1. GİRİŞ	1
2. BULANIK MANTIK.....	3
2.1 Bulanık Mantık Kavramı	3
2.2.1 Bulanık kümeler ve üyelik fonksiyonları	3
2.3 Bulanık Küme İşlemleri	7
2.3.1 Birleşim.	9
2.3.2 Kesişim	9
2.3.3 Tümleme	9
2.4 Sözel Değişkenler	10
2.5 Bulanık Kurallar	10
2.6 Bulanık Çıkarım Sistemi	11
2.6.1 Mamdani çıkarım metodu.....	13
2.6.2 Takagi-Sugeno metodu.....	14
2.7 Durulaştırma	14
2.7.1 Ağırlık merkezi yöntemi.....	15
2.7.2 Ağırlıklı ortalama yöntemi.....	16
2.7.3 En büyük yöntemi.....	16
3. SINIFLANDIRMA	18
3.1 Karar Ağacı Öğrenmesi	18
3.1.1 Rastgele orman algoritması	18
4. UYARLAMALI AĞ TABANLI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ.	20
4.1 Anfis Modelin Mimarisi	20

4.1.1 Katman 1	21
4.1.2 Katman 2	21
4.1.3 Katman 3	22
4.1.4 Katman 4	22
4.1.5 Katman 5	22
4.2 Melez Öğrenme Algoritması	22
5. UYGULAMA.....	24
5.1 Weka'da Rastgele Orman Uygulaması	24
5.2 Matlab'da Bulanık Mantık Uygulaması	25
5.2.1 Mamdani ve Sugeno uygulaması	25
5.2.1.1 Üyelik fonksiyonları.....	25
5.2.1.2 Kural tabanı	28
5.2.1.3 Bulanık çıkarım ve durulaştırma	28
5.2.2 Anfis uygulaması.....	33
5.2.2.1 Üyelik fonksiyonları.....	33
5.2.2.2 Kural tabanı	36
5.2.2.3 Anfis'de veri setinden besleme öncesi yüzeyler	37
5.2.2.4 Anfis modelinin veri seti üzerindeki başarısı	40
6. TARTIŞMA VE SONUÇ	42
KAYNAKLAR	43
ÖZGEÇMİŞ	46

SİMGELER DİZİNİ

$\mu(x)$	x elemanının üyelik derecesi
$\cup$	Birleşim işlemi
$\cap$	Kesişim işlemi
$\subset$	Alt küme
$\in$	Kümenin elemanıdır
$\notin$	Kümenin elemanı değildir
$\bar{A}$	A kümesinin tümleyeni
Σ	Toplam sembolü

Kısaltmalar

Min	En küçük
Max	En büyük
Anfis	Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1	Uzun boyun bulanık ve klasik kümede gösterimi.....	4
Şekil 2.2	Üçgen üyelik fonksiyonu.....	6
Şekil 2.3	Yamuk üyelik fonksiyonu.....	6
Şekil 2.4	Gaussian üyelik fonksiyonu.....	6
Şekil 2.5	Çan şekilli üyelik fonksiyonu.....	7
Şekil 2.6	İki değerli mantık ve bulanık mantık için and, or, not işlemleri.....	8
Şekil 2.7	Uzun olanlar ve olmayanların bulanık küme gösterimi.....	10
Şekil 2.8	Bulanık çıkarım sistemi.....	12
Şekil 2.9	Mamdani tipi bulanık çıkarım sistemi.....	13
Şekil 2.10	Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemi.....	14
Şekil 2.11	Ağırlık merkezi yöntemiyle durulaştırma örneği grafiği.....	15
Şekil 2.12	Ağırlıklı ortalama durulaştırma metodu örneği.....	16
Şekil 2.13	En büyük yöntemi durulaştırma methodu grafiği.....	17
Şekil 3.1	Örnek bir karar ağacı.....	18
Şekil 4.1	Anfis'in mimarisi.....	20
Şekil 5.1	Alkol için üyelik fonksiyonu.....	26
Şekil 5.2	Ph için üyelik fonksiyonu.....	26
Şekil 5.3	Tartarik asit için üyelik fonksiyonu.....	26
Şekil 5.4	Total sülfür dioksit için üyelik fonksiyonu.....	27
Şekil 5.5	Çıkış değişkeni kalite için üyelik fonksiyonu.....	27
Şekil 5.6	Matlab fuzzy toolbox ile oluşturulan kural tabanı.....	28
Şekil 5.7	Sugeno ile alkol ve pH'ın, alkol ve tartarik asitin kalite üzerine etkisi.....	29
Şekil 5.8	Mamdani ile alkol ve pH'ın, alkol ve tartarik asitin kalite üzerine etkisi.....	29
Şekil 5.9	Matlab fuzzy toolbox kural görüntüleyici arayüzü.....	30
Şekil 5.10	Sugeno model ve veri setindeki gerçek değerlerin karşılaştırılması.....	33
Şekil 5.11	Alkol için üyelik fonksiyonu.....	34
Şekil 5.12	pH için üyelik fonksiyonu.....	34
Şekil 5.13	Tartarik asit için üyelik fonksiyonu.....	34
Şekil 5.14	Total sülfür dioksit için üyelik fonksiyonu.....	35
Şekil 5.15	Çıkış değeri kalitenin üyelik fonksiyonu.....	35
Şekil 5.16	Anfis kural tabanı.....	36
Şekil 5.17	Alkol ve pH'ın kalite üzerine etkisi.....	37
Şekil 5.18	Alkol ve tartarik asitin kalite üzerine etkisi.....	37

Şekil 5.19 Alkol ve total sülfür dioksitin kalite üzerine etkisi.....	38
Şekil 5.20 Tartarik asit ve pH'ın kalite üzerine etkisi	38
Şekil 5.21 pH ve total sülfür dioksitin kalite üzerine etkisi.....	39
Şekil 5.22 Tartarik asit ve total sülfür dioksitin kalite üzerine etkisi	39
Şekil 5.23 Eğitim öncesi ortalama test hatası	40
Şekil 5.24 Veri seti eğitimi sonrası ortalama test hatası	41



ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1	İki değerli mantıkta and, or, not işlemi.	7
Çizelge 5.1	Kırmızı şarap kalitesi veri setinin sınıflandırma için değiştirilmiş hali.....	24
Çizelge 5.2	Mamdani modelinin verisetindeki ilk 14 değer için ürettiği kalite değeri(bulanık model) ile gerçek veri setindeki gerçek kalite değerinin (gerçek değer) karşılaştırması.....	31
Çizelge 5.3	Sugeno modelinin veri setindeki ilk 14 değer için ürettiği kalite değeri (bulanık model) ile veri setindeki gerçek kalite değeri (gerçek değer) karşılaştırılması.....	32



1. GİRİŞ

Bir ürünün kullanım uygunluğunu belirleyen özelliklerin tümü olarak tanımlanabilen, etimolojik kökeni latince “qualitas” kelimesine dayanan kalite sözcüğü, (Anonim 2016a) arkeolojik bulgulara göre Hammurabi Kanunları’ndan, (Anonim 2016b) günümüze kadar tartışılan bir kavramdır. Aristoteles’in 10 kategorisinden biri olan bu kavram (Ackrill 1963), felsefeden mühendisliğe birçok alanda, farklı şekillerde tanımlanmakla birlikte, bu çalışmada kalite; hoş giden insanın beğenisini kazanan manasında kullanılacaktır. Bu bağlamda kaliteyi kontrol etmek ve bir standart belirlemek oldukça zordur. Aristoteles’in özdeşlik, çelişmezlik ve üçüncünün olmazlığı ilkelerine dayanan iki değerli klasik mantığına nazaran, muğlak kavramları açıklamada daha güçlü matematiksel altyapıya sahip, Lotfi Zadeh’in ortaya çıkardığı bulanık kümeler teorisinin (1965) üzerine yine Zadeh tarafından inşa edilen bulanık mantık kavramı; kalite kontrolü gibi muğlak kavramların açıklanıp, kavranılmasında kolaylıklar sağlaması beklenilebilir.

Dünya gezegenin en tüketici türü konumunda olan insan, diğer bütün organizmalar gibi varoluşunu sürdürebilmek için gıdaya ihtiyaç duyar. Ancak insan, gelişkin üst beyninin bir tezahürü olarak dış dünyayı diğer canlılardan farklı, ihtiyacının ötesinde bir mükemmellik arayışıyla varoluşunu anlamlı kılmaya çalıştığından, gıda insan için sadece bir ihtiyaç değil aynı zamanda bir haz kaynağı olmuştur. Bu sebepten insan, tüketmek zorunda olduğu gıdayı mükemmelleştirme çabasında bulunmuş ve gıdada seçicilik ve gıda kalitesi kavramı ortaya çıkmıştır. Burada bahsedilen gıda kalitesi kavramı insanın beğenisi yani haz duygusuyla ilgilidir. Zadeh’in 1965’te klasik mantığa alternatif olarak önerdiği bulanık mantık yaklaşımı; sezgisel olan ve insan duygusu gibi karmaşık ve bulanık yapıları içeren konuların çözümüne kolaylık sağlaması beklenebilir. Gıda kalitesi kontrolünde veya belirlenmesinde de herhangi bir insan veya bir uzmanı ele alalım, haz kavramı bir duygu olduğundan ve duygularından bağımsız bir insan düşünülmemeyeceğinden bulanık mantık yaklaşımı bu konuda uygun bir yöntem olarak görülebilir.

Arkeolojik kayıtlara göre 7500 yıldan da eskiye dayanan geçmişiyse şarap, üzümün fermante edilmesiyle elde edilen, edebiyatta ve hatta bazı dini ritüellerde de kendine yer

edinmiş yazılı insanlık tarihinden de eski bir gıdadır. Bu gıdanın kalitesini yükseltmek için binlerce yıldır çaba gösterilmiş; şarap uzmanları, şarap tadım uzmanları gibi meslek kolları ortaya çıkmış, şarap okulları kurulmuş, çokça bilimsel makale yapılmıştır. Bu çalışmada ise şarap kalite kontrolünde, şarabın fizikokimyasal değerleri ile şarap kalitesi arasındaki ilişkinin varlığı; bulanık mantık, ve bir sınıflandırma algoritması kullanılarak test edilecektir. Bu ilişkinin aranmasında UCI makine öğrenmesi havuzunda bulunan şarap kalitesi veri seti kullanılacaktır.

UCI makine öğrenmesi veri tabanındaki (<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets>) bu veri seti 1599 farklı kırmızı şarabın fizikokimyasal 11 bileşeninin (tartarik asit(fixed acidity), asetik asit (volatile acidity), sitrik asit, artık şeker, klorit, free ve total sülfür dioksit, yoğunluk, sülfat ve alkol) sayısal değerlerini ve bu şaraplara uzmanların verdiği kalite değerlerinin ortalamasını (1-10 arasında puan vermeleri istenmiştir) içermektedir, yani veri seti 11 giriş ve 1 çıkış (kalite) değerinden oluşmaktadır.

Veri setini hazırlayan Paulo Cortez'in regresyon teknikleri uyguladığı (2009) makalesinde kalite değeri için 0.5'lik hata tolerans payıyla, yani bir örnekle, veri setindeki seçilen şarabın kalite değeri 6 ise 6.5 veya 5.5 olarak tahmin edilmesinin doğru kabul edildiği uzman sistemde, kırmızı şarapta %62.4'lük bir başarı, hata toleransının 1 olduğu uzman sistemde ise %89'luk bir başarı elde edilmiştir. Bu çalışmada da yaklaşık 10 yıldır geniş bir çalışma alanına sahip olmasına rağmen gıda kalitesi kontrolünde çok fazla uygulamanın olmadığı (Perrot, Ionnou, Allais, Curt, Hossenlopp, Trystram, 2006) bulanık mantık yaklaşımı; daha önce bahsedildiği gibi kalite kavramının barındırdığı duygu mefhumundan dolayı tercih edilmiştir.

2. BULANIK MANTIK

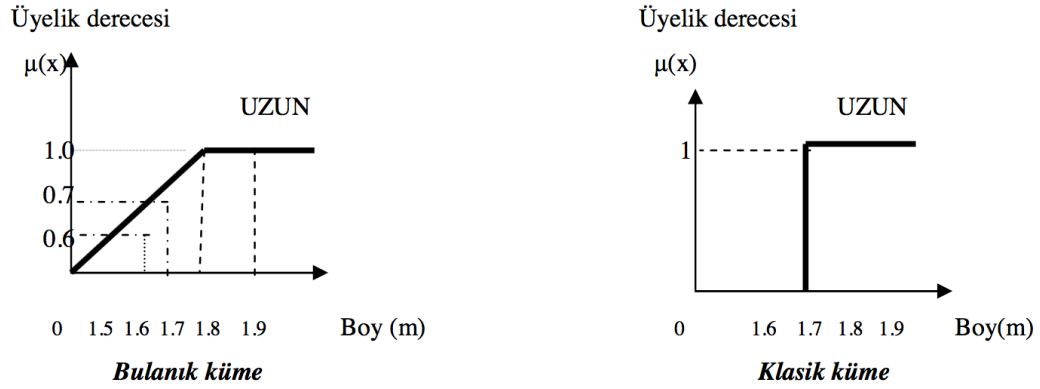
2.1 Bulanık Mantık Kavramı

Klasik iki değerli mantığın genelleştirilmiş hali olan bulanık mantık, Zadeh'in 1965'te yayınladığı bulanık kümeler teorisinin ve bu teori bağlamında oluşturulmuş diğer teori ve teknolojilerin kullanıldığı alandır. Bulanık mantıktaki ana fikir, bir önermenin doğruluğunun; iki değerli mantıktan farklı olarak sadece yanlış olarak 0 ve doğru olarak 1'i almak yerine, kesin yanlış ve kesin doğru olarak ele alınan 0, 1 sayıları ve bu iki sayı arasındaki tüm gerçel sayılarla ifade edildiği bir fonksiyon olarak kabulüdür. Bulanık mantığı iki değerli mantıktan ayıran bir diğer unsur ise üçüncünün olmazlığı ilkesi ve çelişmezlik ilkesinin bulanık mantıkta geçerli olmayışıdır, yani bulanık mantıkta bir şey hem kendi hem başka bir şey olabilir ve bir şey A ya da A olmayan dışında üçüncü bir durumda olabilir. Bulanık küme teorisine dayalı bulanık mantıkta her bir varlık belli bir üyelik derecesi ile bir unsuru temsil eder ve üyelik derecesi $\mu(x)$ ile gösterilir, ayrıca bu değerler sözel terimler ile de karakterize edilebilir. Örneğin "Ali çok uzun boyludur" cümlesindeki "çok" ifadesi uzun boyluluğun üyelik derecesini sözel bir terimle karakterize etmektedir. Benzer şekilde az, çok az, biraz, biraz fazla, çok fazla ifadeleri [0,1] aralığında gerçel değerlerle eşleştirilerek üyelik dereceleri belirlenebilir. Bulanık mantık kavramının ilk teknolojik uygulaması profesör Mamdani tarafından bir buhar makinesinde yapılmıştır (1973).

2.2 Bulanık Kümeler ve Üyelik Fonksiyonları

Cantor'un geleneksel küme teorisinde kesin sınırlı küme kavramı kullanılır, yani bir nesnenin bir kümenin elemanı olması ya da olmaması şeklinde iki değerli bir mantığa dayanır. Bulanık kümeler ise üyelik kavramını, üye olmak ya da olmamak şeklindeki iki değerli yapıdan çok değerliliğe genelleştirir. Örnek olarak "Uzun boylu kime denir?" sorusuna cevap verecek UZUN kümesini klasik mantık ve bulanık mantığa göre tasarlırsak şekil 2.1'deki gibi 160 cm'deki kişi klasik iki değerli mantığa göre uzun boylu insanlar kümesi içinde değildir, yani bu mantık sisteminde uzun değildir, ancak bulanık

mantıkta şekilde görüldüğü üzere 160 cm boyundaki insan 0.6 üyelik derecesiyle uzun boylu olabilmektedir.(Çobanoğlu 2000)



Şekil 2.1 Uzun boyun bulanık ve klasik kümede gösterimi

Bulanık kümeler klasik kümelerde olduğu gibi iki yöntemle gösterilir. Birincisi küme elemanlarının üyelik derecelerine göre sıralanması, ikincisi ise üyelik fonksiyonu tanımlamak şeklindedir. Bulanık kümelerde çokça üyelik fonksiyon çeşidi olmakla beraber en sık kullanılan dört tip Üçgen, Yamuk, Gaussian ve Çan Şekilli üyelik fonksiyonlarıdır. (Mahmood 2010)

Cebirsel ifadeleri şöyledir;

(a) Üçgen üyelik fonksiyonu

$$\mu(x; a_1, b, a_2) = \begin{cases} a_1 \leq x \leq b \text{ ise } \frac{x-a_1}{b-a_1} \\ b \leq x \leq a_2 \text{ ise } \frac{a_2-x}{a_2-b} \\ x > a_2 \text{ veya } x < a_1 \text{ ise } 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

(b) Yamuk üyelik fonksiyonu

$$\mu(x; a_1, b_1, b_2, a_2) = \begin{cases} a_1 \leq x \leq b_1 \text{ ise } \frac{x-a_1}{b-a_1} \\ b_1 \leq x \leq b_2 \text{ ise } 1 \\ b_2 \leq x \leq a_2 \text{ ise } \frac{x-a_2}{b_2-a_2} \\ x > a_2 \text{ veya } x < a_1 \text{ ise } 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

(c) Gaussian üyelik fonksiyonu

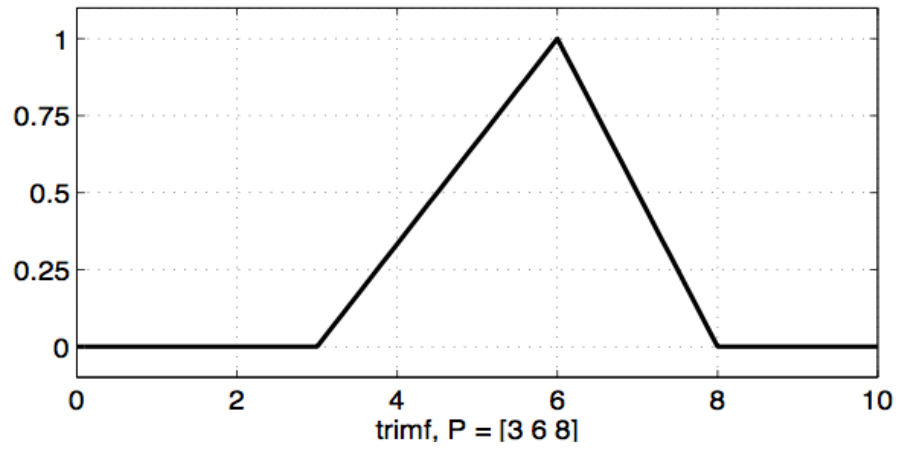
$$\mu(x, m, \sigma) = \exp \left[\frac{-(x-m)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (2.3)$$

Bu fonksiyonda m fonksiyon merkezini σ ise genişliği ifade eder.

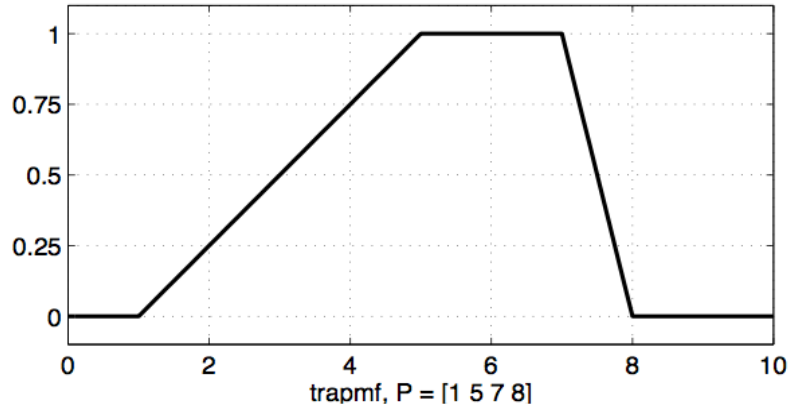
(d) Çan şekli üyelik fonksiyonu

$$\mu(x, a_1, a_2, a_3) = \left\{ \frac{1}{1 + \left| \frac{x-a_3}{a_1} \right|^{a_2}} \right\} \quad (2.4)$$

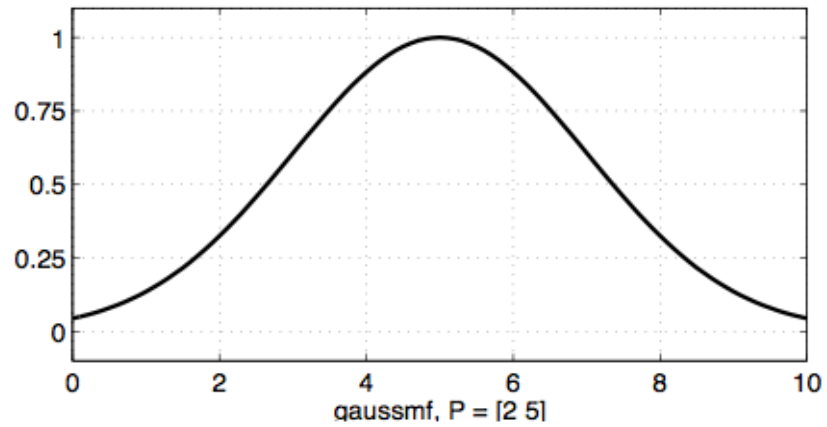
Üyelik fonksiyonlarının grafiksel örnek gösterimleri ise aşağıdaki şekillerdeki gibidir;



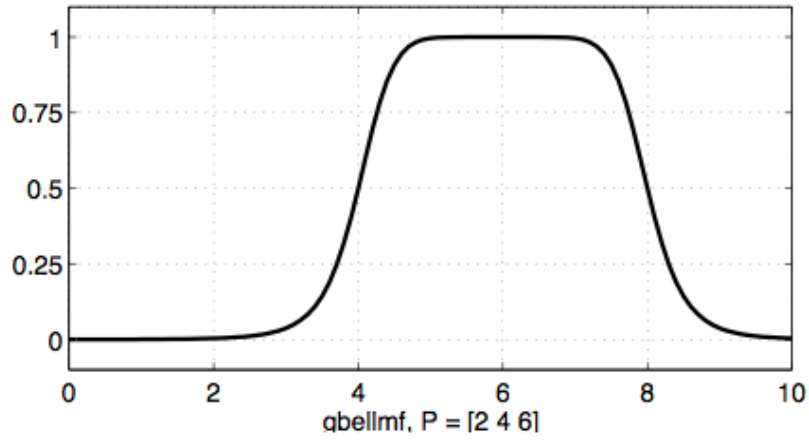
Şekil 2.2 Üçgen üyelik fonksiyonu



Şekil 2.3 Yamuk üyelik fonksiyonu



Şekil 2.4 Gaussian üyelik fonksiyonu



Şekil 2.5 Çan şekilli üyelik fonksiyonu

2.3 Bulanık Küme İşlemleri

Boolean mantığında mantıksal işlemler sonucunda 1(tamamen doğru) ve 0(tamamen yanlış) sonuçlarının dışındaki bulanık ortaya çıkmayacaktır. Aşağıdaki şekilde mantıksal işlemlerin doğrulama tabloları gösterilmektedir.

Çizelge 2.1 İki değerli mantıkta and, or, not(ve, ya da, değil) işlemleri (Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, 2016)

A	B	A and B
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

AND

A	B	A or B
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

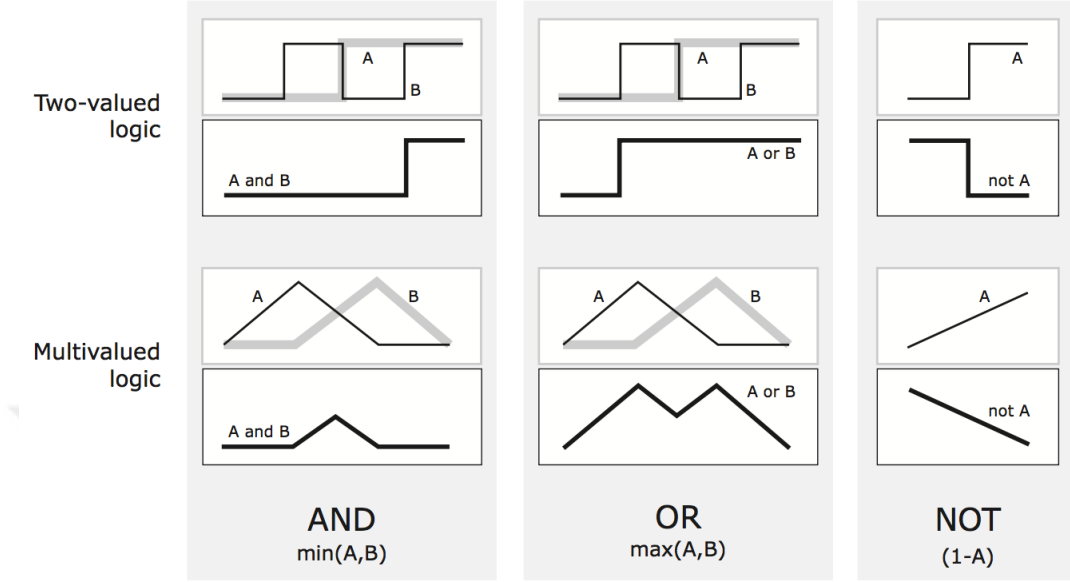
OR

A	not A
0	1
1	0

NOT

$\text{Min}(A,B)$ fonksiyonu kullanılarak $A \text{ AND } B$ ifadesinin minimum işlemi, $\text{Max}(A,B)$ kullanılarak $A \text{ OR } B$ ifadesinin maksimum işlemi, $1-A$ işlemiyle $\text{NOT } A$ ifadesi gerçekleştirilmektedir.

Şekil 2.6’da ise mantıksal işlemlerin bulanık kümelere ve fonksiyonlara nasıl dönüştüğü görülmektedir.



Şekil 2.6 İki değerli mantık ve bulanık mantık için and, or, not işlemleri

Küme teorisi için gerekli bazı özellikler şunlardır;

De Morgan Kanunu:

$$(\overline{A \cap B}) = \overline{A} \cup \overline{B} \text{ ve } (\overline{A \cup B}) = \overline{A} \cap \overline{B} \quad (2.5)$$

Dağılma özelliği:

$$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C) \text{ ve } A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C) \quad (2.6)$$

Yutma ve tek kuvvet özelliği:

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

$$A \cup A = A, \quad A \cap A = A \quad (2.8)$$

Bu özellikler klasik küme teorisinde de bulanık küme teorisinde de kullanılır, ancak bulanık küme teorisinde bir bulanık kümenin tümleyeni ile birleşimi evrensel küme değildir ve bir bulanık kümenin tümleyeni ile kesişimi boş küme değildir (Çobanoğlu 2000). Matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edebiliriz.

$$A \cap \bar{A} \neq \emptyset \quad (2.9)$$

$$A \cup \bar{A} \neq U \quad (2.10)$$

2.3.1 Birleşim

Herhangi bir A ve B kümesinin bulanık birleşimi aşağıdaki formülle hesaplanır;

$$U[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \text{ ya da } \mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (2.11)$$

2.3.2 Kesişim

Herhangi bir A ve B kümesinin bulanık kesişimi aşağıdaki formülle hesaplanır;

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

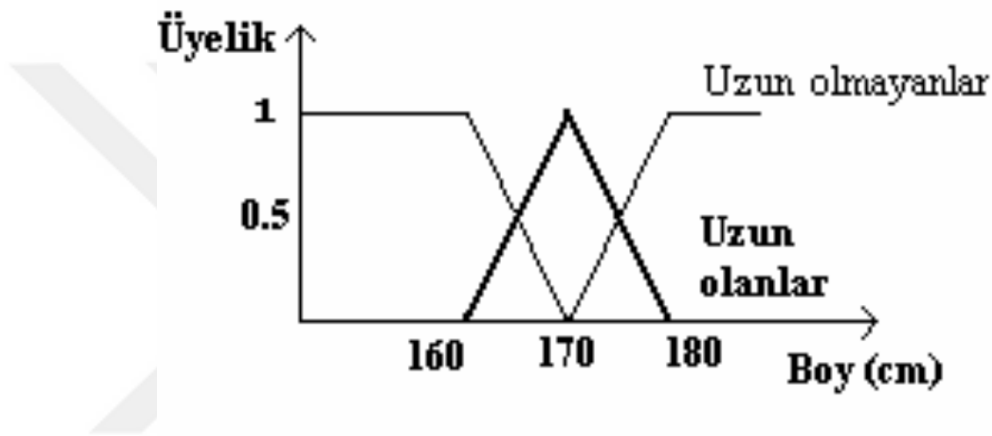
2.3.3 Tümlleme

Herhangi bir bulanık A kümesinin tümleyeni aşağıdaki gibidir;

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (2.13)$$

2.4 Sözel Değişkenler

Profesör Zadeh ilgili makalesinde (1975) sözel değişken kavramını önermiş sayısal ifadeler yerine sayısal karşılığı olan sözel ifadeler tanımlamış böylece kümeler arası geçişe esneklik kazandırmıştır. Gerçek hayat problemlerindeki muğlaklık, bulanık mantığın köprülüğünde; sözelden sayısal geçiş yapılarak ifade edilerek bu problemlerin çözümüne kolaylıklar sağlamıştır. Örnek olarak aşağıdaki şekilde uzun olanlar ve uzun olmayanlar sözel değişkenler olarak tanımlanmıştır.



Şekil 2.7 Uzun olanlar ve olmayanların bulanık küme gösterimi

Şekil 2.7’de görüldüğü gibi boy kelimesi için kullanabileceğimiz değerler; uzun olanlar ve uzun olmayanlardır. Bu değerler bulanık kümelerle ifade edilmiştir.

2.5 Bulanık Kurallar

Bulanık mantık kural tabanlı bir sistemdir. Kuralların belirlenmesi ise genellikle uzman kişilerin görüşleriyle zaman zaman da veri setlerinden yararlanılarak olur. Bulanık mantık kurallarındaki yapı şu şekildedir;

EĞER öncül (ler) SONRA soncul (lar)

Bulanık kural yapısı öncül ve soncul olmak üzere iki bölümden oluşur. Öncül ifadenin doğruluğunu araştırırken, soncul eğer öncül doğruysa yürürlüğe girer aksi halde hüküm kısmı olarak ifade edilebilen soncul atlanır (Yıldız ve Gedik 2004), ayrıca bir kuralda

öncüller birden fazla parça ihtiva edebilir. Tüm öncüller bulanık operatörlere bağlandıktan sonra, tüm parçalar aynı anda hesaplanır ve tek bir çıkış verilir. Sonrasında tüm kuralların çıkışları toplanarak tek bir çıkış elde edilir. Bulanık kümeleri içeren bir kuralda genelleştirilmiş modus ponens ve genelleştirilmiş modus tonens olarak isimlendirilen iki tip akıl yürütme kullanılabilir (Mikail 2007).

Genelleştirilmiş modus ponens (GMP)

OLGU : $x \in A$ 'dır. : $R(x)$

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

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

Genelleştirilmiş Modus Tollens (GMT)

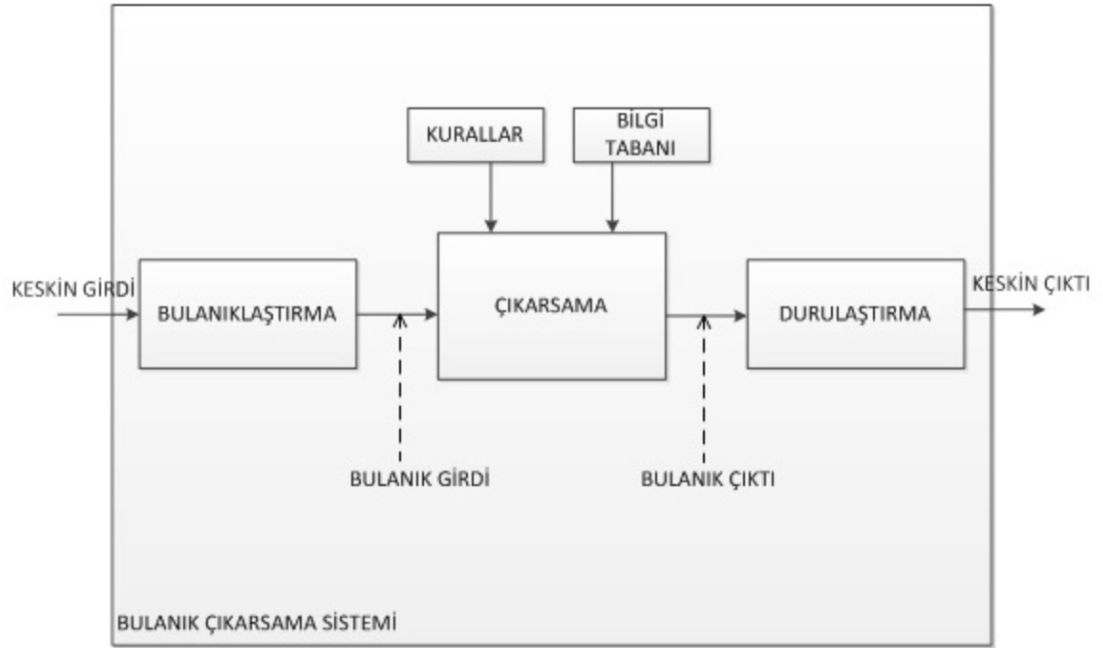
OLGU: $y \in B$ 'dir. : $R(y)$

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

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

2.6 Bulanık Çıkarım Sistemi

Çıkarım, var olan bilgileri kullanarak yeni bilgileri elde etme süreci olarak tanımlanabilir (Baykal ve Beyan 2004). Bulanık çıkarım sisteminde de bulanık kümeler teorisi kullanılarak tüm girdi değişkenlerinin çıktı değişkenlerine bağlandığı süreç işlemektedir. Aşağıdaki şekil sürecin nasıl işlediğini göstermektedir.



Şekil 2.8 Bulanık çıkarım sistemi

Bulanıklaştırma kısmında bulanıklaştırıcı, girdileri üyelik fonksiyonlarına bağlı olarak aralıklara böler ve her üyelik fonksiyonu için uygun sözel ifade atanır (Ziasabounchi 2014).

Çıkarsama kısmında bulanık çıkarım motoru, kural tabanındaki her bir kuralın çıkarımlarını

birleştirerek tüm sistemin girdileri altında nasıl bir çıktı vereceğini belirler (Yılmaz ve Arslan 2005). Durulaştırma bölümünde durulaştırıcı durulama yöntemlerinden bir tanesini kullanarak bulanık çıkışı kesin sayısal bir değere dönüştürür.

Mamdani ve Takagi Sugeno yöntemleri en bilinen bulanık çıkarım metotlarıdır.

2.6.1 Mamdani çıkarım metodu

Mamdani yöntemi ilk kez bir buhar motorunun kontrolünde uzmanların tecrübelerinden elde edilen sözel kurallarla birlikte kullanılmıştır. Bu yöntem kolay oluşturulabilirliği ve insan davranışlarına uygunluğuyla yaygın bir kullanıma sahiptir (Abduljabar 2011).

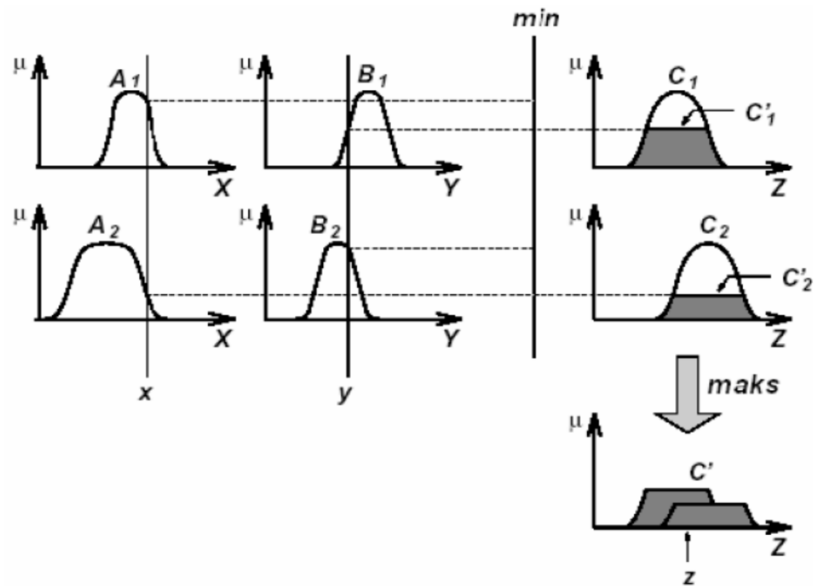
Mamdani tipi bulanık model 5 adımda oluşturulur, bunlar;

- 1) Girdilerin bulanıklaştırılması
- 2) Bulanık mantık işlemleri kullanılarak kural ağırlıklarının belirlenmesi
- 3) Bulanık küme mantıksal işlemlerinin uygulanması
- 4) Sonuçların toplanması
- 5) Durulaştırma

Şekil 2.9'da x ve y giriş değişkenlerine ve z çıkış değişkenine sahip Mamdani tipi modelde c_i bulanık küme fonksiyonunu kullanılarak hesap yapılır.

KURAL 1: Eğer $x = A_1$ ve $y = B_1$ ise $z = C_1$

KURAL 2: Eğer $x = A_2$ ve $y = B_2$ ise $z = C_2$



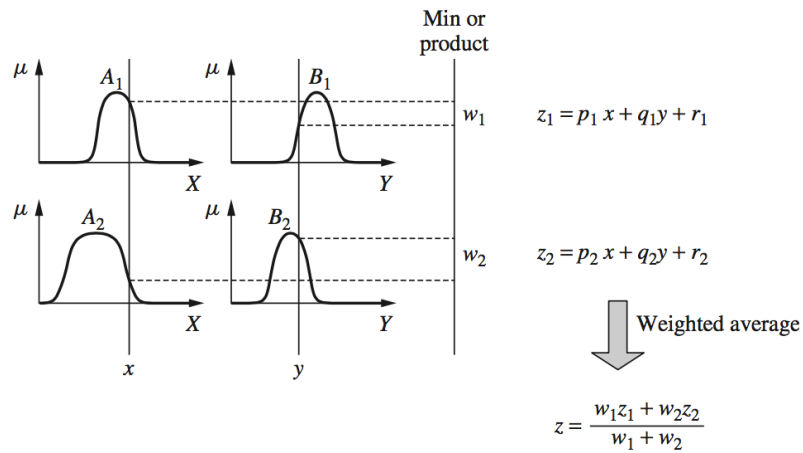
Şekil 2.9 Mamdani tipi bulanık çıkarım sistemi

2.6.2 Takagi-Sugeno methodu

Sugeno çıkarım metodu ilk kez 1985 yılında kullanılmıştır (Sugeno 1985). Sugeno tipi bulanık modeli Mamdani'den ayıran özellik çıktı üyelik fonksiyonudur. Çıktı üyelik fonksiyonu lineer veya sabit olabilmektedir. Sabit olduğunda sıfırıncı derece lineer olduğunda yani birinci derece doğru denklemi şeklinde olduğu zaman ise birinci derece Sugeno bulanık model olarak adlandırılır.

Birinci dereceden sugeno tarzı bulanık model aşağıdaki gibidir;

Eğer x , A ve y de B ise o halde $z = ax + by + c$



Şekil 2.10 Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemi

A ve B öncül kısmındaki bulanık kümelerdir. Soncul kısmında ise $px + qy + r$ lineer bir matematiksel fonksiyondur.

2.7 Durulaştırma

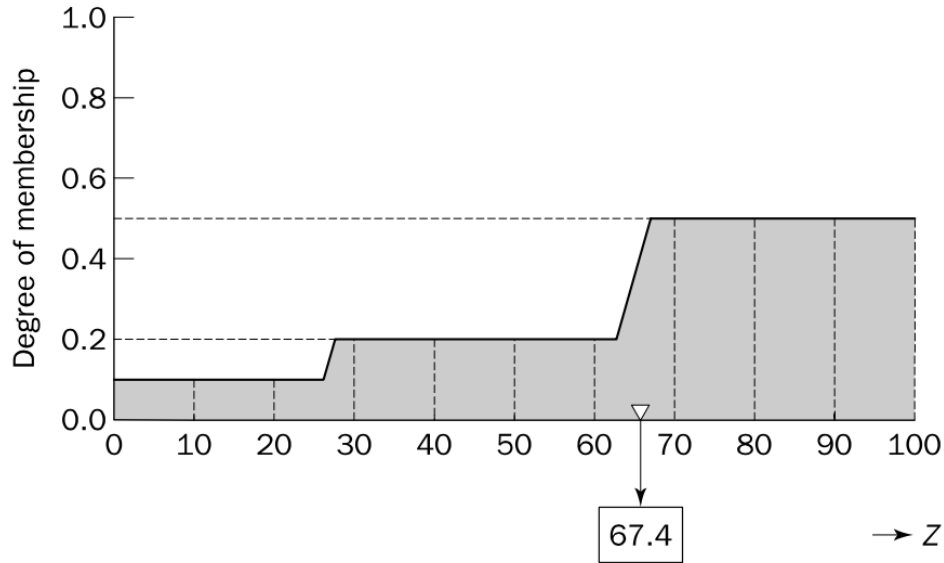
Çıkarsama aşamasından sonra tek bir çıkış değeri bulmak için durulaştırma aşamasına geçilir. Çeşitli durulaştırma yöntemleri olmakla birlikte hangi durulaştırma yönteminin

hangi problem tipi için daha iyi olduğu konusunda sistematik bir metot henüz geliştirilememiştir.

2.7.1 Ağırlık merkezi yöntemi

Literatürde Centroid yöntemi olarak da geçebilen bu metot ağırlık merkezini bulma stratejisine dayanır. Matematiksel olarak gösterimi aşağıdaki gibidir. COG ifadesi, “centre of gravity” yani ağırlık merkezi manasına gelir.

$$COG = \frac{\sum_{x=a}^b \mu_A(x)x}{\sum_{x=a}^b \mu_A(x)} \quad (2.14)$$



Şekil 2.11 Ağırlık merkezi yöntemiyle durulaştırma örneği grafiği

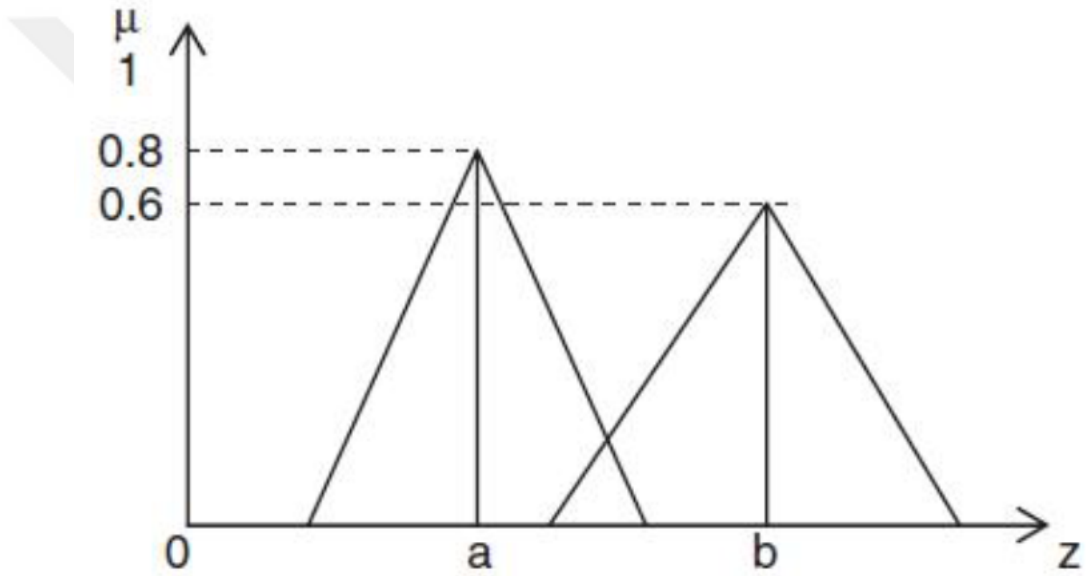
$$COG = \frac{(0 + 10 + 20) \times 0.1 + (30 + 40 + 50 + 60) \times 0.2 + (70 + 80 + 90 + 100) \times 0.5}{0.1 + 0.1 + 0.1 + 0.2 + 0.2 + 0.2 + 0.2 + 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.5} = 67.4$$

Şekildeki örnekte $[0, 100]$ aralığının ağırlık merkez noktası 67.4 olarak hesaplanmıştır.

2.7.2 Ağırlıklı ortalama yöntemi

Bu metot, bulanık uygulamalarda en sık kullanılan yöntemlerden biridir. Cebirsel ifadesi aşağıdaki gibidir. (Ross 2010).

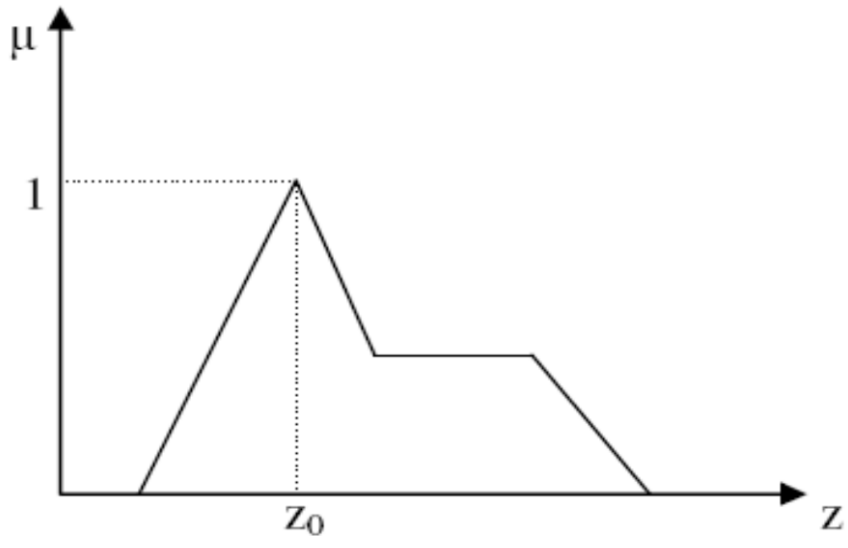
$$z^* = \frac{\sum \mu_{\tilde{C}}(\bar{z}) \cdot \bar{z}}{\sum \mu_{\tilde{C}}(\bar{z})} \quad (2.15)$$



Şekil 2.12 Ağırlıklı ortalama bulanıklaştırma metodu örneği

2.7.3 En büyük yöntemi

Bir diğer adı da yükseklik yöntemidir. Bütün üyelik dereceleri arasından en büyük olanının sistemin üyelik derecesi olduğu durulaştırma metodudur.



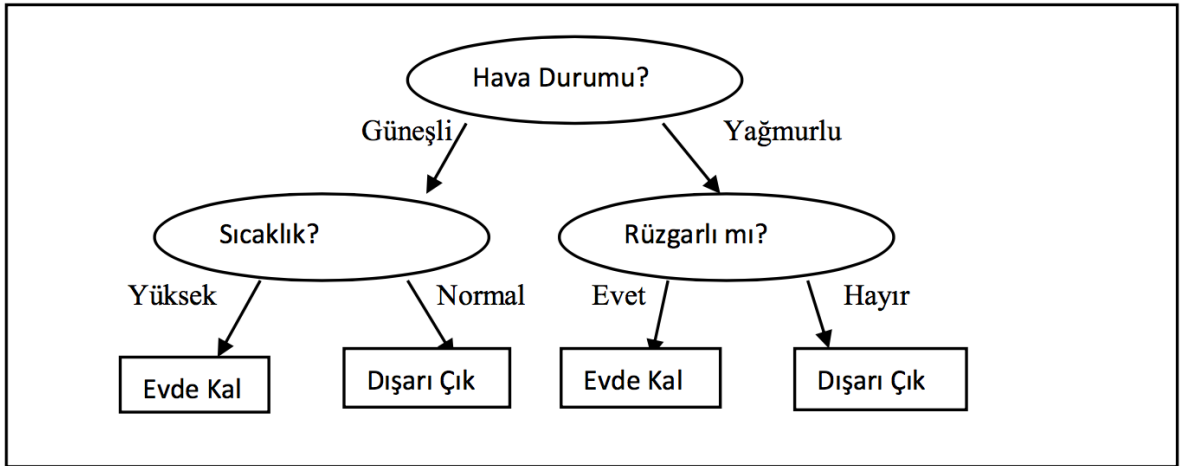
Şekil 2.13 En büyük yöntemi durulaştırma metodu grafiği

3. SINIFLANDIRMA

Sınıflandırma, herhangi bir veri setinde bulunan sınıflara veriyi dağıtma işlemidir(Anonim 2013). Sınıflandırma algoritmaları aracılığıyla bu işlem yapılır. Bu algoritmalar eğitim kümesi kullanarak verilerin sınıflara dağılım şeklini öğrenirler ve sınıfı belli olmayan diğer test verilerini doğru şekilde sınıflandırmaya çalışırlar.

3.1 Karar Ağacı Öğrenmesi

Karar ağaçları sınıflandırmada yaygın olarak kullanılan bir tekniktir. Kolay yorumu, anlaşılabilirliği ve düşük maliyetli olması avantajlarıdır (Çalış, Kayapınar, Çetinyokuş 2014). Karar ağaçlarında sınıflandırma, ağaçların geçmiş verilerden yeni verilerin hangi sınıfa ait olduğunu kurallar çıkararak belirler. Bu kuralları sorulan sorulara alınan cevaplarla belirler.



Şekil 3.1 Örnek bir karar ağacı

3.1.1 Rastgele orman algoritması

Random Forest algoritması olarak da geçen bu algoritma toplu sınıflandırma algoritmaları arasında gösterilir. Toplu sınıflandırıcılar, bir sınıflandırıcı yerine birden

çok sınıflandırıcı üretir ve onların tamamının tahminlerinden faydalanıp yeni veriyi sınıflandırır. Bu sınıflandırma yönteminin temelinde karar ağaçları vardır. Karar ağaçlarının yaptıkları sınıflandırmalar bir araya gelerek karar ormanını oluştururlar sonrasında nihai tahmin ormanın içindeki tüm sınıflandırıcılar kullanılarak yapılır (Atasever 2011). Fernandes, Cernadas ve Barro'nun (2014) makalesindeki çalışmalara göre tüm sınıflandırma algoritmaları içinde en başarılı olanıdır.



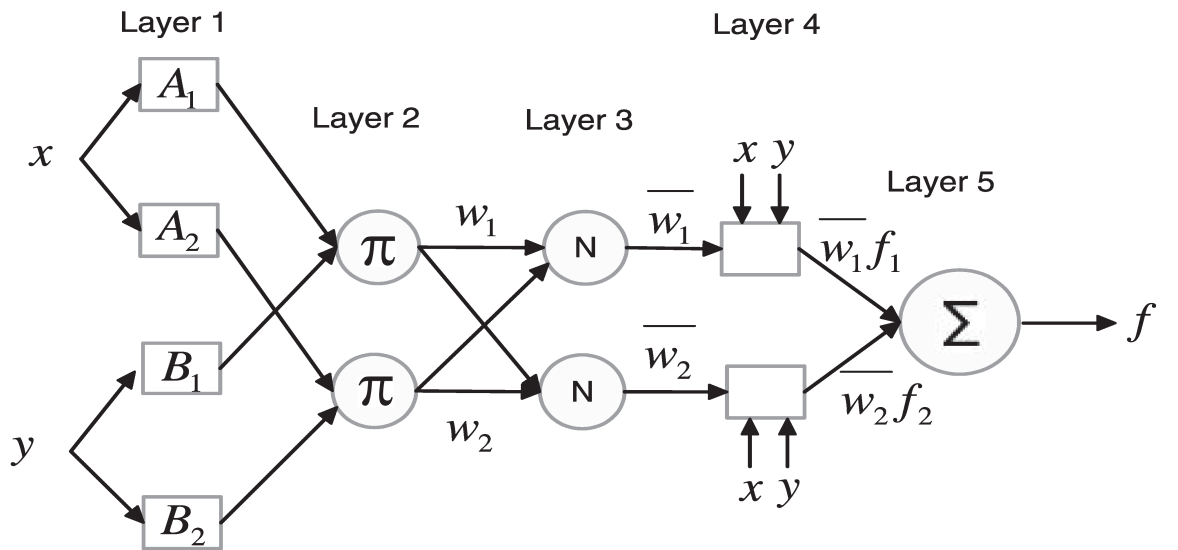
4. UYARLAMALI AĞ TABANLI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ

Takagi- Sugeno bulanık çıkarım sistemini temel alıp yapay sinir ağları ile beslenerek oluşan çıkarım sistemidir (Baykal ve Beyan 2004). Literatüre Roger Jang'ın makalesiyle; (1993) “ANFIS” (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) adıyla girmiştir. ANFIS sistemi melez öğrenme algoritmasıyla beslenir. Böylece bu yöntemde bulanık mantığın karar verme özelliğiyle yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneğinden aynı anda faydalanılır.

4.1 Anfis Modelin Mimarisi

Anfis giriş-çıkış veri kümesinden bulanık kurallar üretir. Yapay sinir ağlarının melez öğrenme algoritmasıyla veri setinden yararlanarak üyelik fonksiyonlarının aralıklarını değiştirir. Melez öğrenme algoritması, en küçük kareler yöntemi ve geri yayımlı öğrenme algoritmasını kullanır. Böylece bulanık model gerçek verilerle desteklenip gelişir.

Beş katmandan oluşan ANFIS'in şekildeki mimarisinde daireler sabit düğümleri, kareler ise uyarlanabilir düğümleri ifade eder.



Şekil 4.1 Anfis'in mimarisi

4.1.1 Katman 1

Bulanıklaştırma katmanıdır. Şekil 4.1 'de görüldüğü gibi bu katmandaki düğümler kare şeklindedir. Üyelik fonksiyonu olarak çan şekilli üyelik fonksiyonu kullanılır. Düğümlerin çıkışı üyelik fonksiyonlarının, üyelik dereceleridir. (Ziasabounchi ve Askerzade 2011)

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1, 2 \quad (4.1)$$

$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i = 1, 2 \quad (4.2)$$

Formülde x ve y düğümlerin giriş değerleri, A_i ve B_i ise dilsel değişkenlerdir. μ_{A_i} ve μ_{B_i} üyelik fonksiyonlarının üyelik dereceleridir. Üyelik derecesi hesabı için Gauss üyelik fonksiyonu ve Çan eğrisi kullanılır.

$$\text{Gauss: } O_i^1 = \mu_{A_i}(x) = e^{-1/2\left(\frac{x-c_i}{\sigma_i}\right)^2} \quad (4.3)$$

Çan Eğrisi:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2 b_i} \quad (4.4)$$

4.1.2 Katman 2

Bu katman kural katmanıdır. Düğümler Takagi-Sugeno bulanık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve kuralların sayısını ifade etmektedir. Her bir düğümün çıkışı; sinyalleri, birbirleri ile çarpar ve ağırlıklarını hesaplar.

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{A_i}(y), \quad i = 1, 2. \quad (4.5)$$

4.1.3 Katman 3

Normalizasyon katmanıdır. Bu katmandaki her düğüm kural katmanından gelen düğümleri giriş değeri olarak kabul eder ve tüm kuralların normalleştirilmiş ateşleme seviyesini hesaplar.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2. \quad (4.6)$$

4.1.4 Katman 4

Durulaştırma katmanıdır. Bu katmandaki düğümler uyarlamalıdır (adaptif).

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i(x) + q_i(y) + r_i), \quad i = 1, 2. \quad (4.7)$$

Formülde $\bar{w}$ katmanın çıkış değeridir ve $\{p_i, q_i, r_i\}$ ise bulanık çıkarım sisteminin soncul parametreleridir.

4.1.5 Katman 5

Toplam katmanıdır. Tek bir düğüm vardır. Bu düğüm gelen tüm sinyallerin toplamını hesaplayarak sistemin nihai çıkışını elde eder.

$$O_i^4 = y = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{w_i f_i} \quad i = 1, 2. \quad (4.8)$$

4.2 Melez Öğrenme Algoritması

ANFIS ağ yapısına ait iki parametre kümesi vardır. S1 giriş, S2 ise çıkış parametresini ifade eder. Toplam parametre kümesi $S = S1 + S2$ 'dir. İleri besleme ve geri besleme olmak üzere iki aşamadan oluşur. S1 giriş parametreleri sabit tutularak en küçük kareler

yöntemi ile, S2 ise lineer bir şekilde oluşur (Askerbeyli ve Abduljabar 2011). Çıkış aşağıdaki gibidir.

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \quad (4.9)$$

$$f = \underline{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \quad (4.10)$$

$$f = (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 x) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (w_2 y) q_2 (\bar{w}_2) r_1 \quad (4.11)$$

Melez öğrenme algoritmasıyla 4. katmana kadar sinyaller işlenir sonra en küçü kareler yöntemiyle sonuç parametreleri hesaplanır.

İleri besleme ve geri besleme işlemlerinin özeti çizelge 4.1'deki gibidir.

Çizelge 4.1 Melez öğrenme algoritması (Öztok 2010)

	İleri geçiş	Geriye geçiş
Öncül parametreler	Sabit	Gradient descent
Sonuç parametreleri	En küçük kareler	Sabit
Sinyaller	Düğüm çıkışları	Hata oranları

5. UYGULAMA

5.1 Weka’da Rastgele Orman Uygulaması

Weka, makine öğrenimi amacıyla çoğu sınıflandırma ve kümeleme algoritmasını içeren ve uygulayabilen java dilinde geliştirilen bir yazılımdır. Bulanık sistem tasarlamadan önce daha kolay uygulanabilir olduğundan, kırmızı şarap veri setinde kalite ile şarabın fizikokimyasal özellikleri arasında ilişkinin olup olmadığı Weka’da rastgele orman sınıflandırma algoritmasıyla test edilecektir. Bu algorithmadan daha sağlıklı sonuç alabilmek için veri setindeki 3 ve 4 değerleri bir sınıf 5 ve 6 değerleri bir sınıf 7 ve 8 değerleri bir sınıf olacak şekilde veri seti şekildeki gibi değiştirilmiştir.

Çizelge 5.1 Kırmızı şarap kalitesi veri setinin sınıflandırma için değiştirilmiş hali

fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	pH	sulphates	alcohol	quality
7.4	0.7	0	1.9	76	11	34	0.9978	3.51	0.56	9.4	better
7.8	0.88	0	2.6	98	25	67	0.9968	3.2	0.68	9.8	better
7.8	0.76	0.04	2.3	92	15	54	997	3.26	0.65	9.8	better
11.2	0.28	0.56	1.9	75	17	60	998	3.16	0.58	9.8	better
7.4	0.7	0	1.9	76	11	34	0.9978	3.51	0.56	9.4	better
7.4	0.66	0	1.8	75	13	40	0.9978	3.51	0.56	9.4	better
7.9	0.6	0.06	1.6	69	15	59	0.9964	3.3	0.46	9.4	better
7.3	0.65	0	1.2	65	15	21	0.9946	3.39	0.47	10	best
7.8	0.58	0.02	2	73	9	18	0.9968	3.36	0.57	9.5	best
7.5	0.5	0.36	6.1	71	17	102	0.9978	3.35	0.8	10.5	better
6.7	0.58	0.08	1.8	97	15	65	0.9959	3.28	0.54	9.2	better
7.5	0.5	0.36	6.1	71	17	102	0.9978	3.35	0.8	10.5	better
5.6	615	0	1.6	89	16	59	0.9943	3.58	0.52	9.9	better
7.8	0.61	0.29	1.6	114	9	29	0.9974	3.26	1.56	9.1	better
8.9	0.62	0.18	3.8	176	52	145	0.9986	3.16	0.88	9.2	better
8.9	0.62	0.19	3.9	0.17	51	148	0.9986	3.17	0.93	9.2	better
8.5	0.28	0.56	1.8	92	35	103	0.9969	3.3	0.75	10.5	best
8.1	0.56	0.28	1.7	368	16	56	0.9968	3.11	1.28	9.3	better
7.4	0.59	0.08	4.4	86	6	29	0.9974	3.38	0.5	9	good

Çizelge 5.1’de 3 ve 4 olan kalite değerleri “good”, 5 ve 6 olanlar “better” 7 ve 8 olanlar ise “best” olarak isimlendirilmiştir, yani veri setinin çıkış değerleri bulanıklaştırılmıştır. Veri setinde kalite olarak 1,2,9 ve 10 puanını alan şarap yoktur. Veri seti son haliyle Weka platformunda rastgele orman (random forest) sınıflandırma algoritmasıyla verinin %60’ı eğitim verisi olarak kullanılıp sınıflandırıldığı zaman %86.4 oranında bir başarı

sağlanmıştır. Bu da fizikokimyasal özellikler ve tat arasında bir bağ bulunduğuna dair güçlü bir izlenim uyandırmaktadır.

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	553	86.4063 %
Kappa statistic	0.3964	
Mean absolute error	0.1427	
Root mean squared error	0.2585	
Relative absolute error	72.0327 %	
Root relative squared error	85.0028 %	
Total Number of Instances	640	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,757	0,164	good
	0,959	0,637	0,888	0,959	0,922	0,407	0,851	0,962	better
	0,457	0,039	0,627	0,457	0,529	0,480	0,911	0,615	best
Weighted Avg.	0,864	0,541	0,826	0,864	0,842	0,403	0,856	0,892	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	<-- classified as
0	21	0	a = good
0	516	22	b = better
0	44	37	c = best

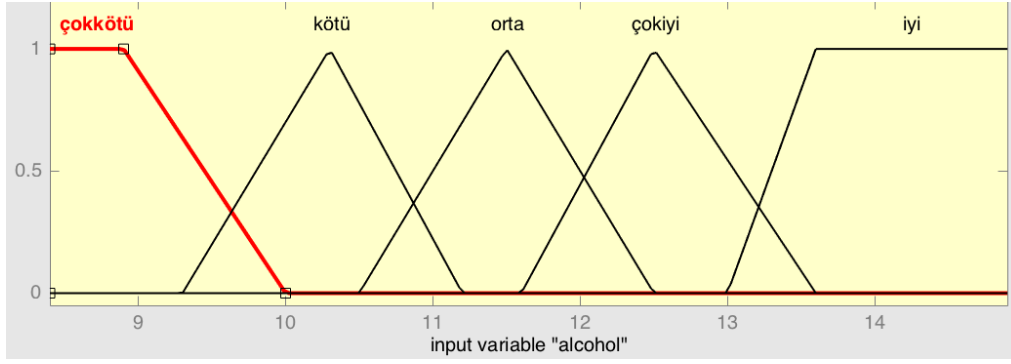
5.2 Matlab’da Bulanık Mantık Uygulaması

Bu bölümde Matlab ortamında fuzzy logic toolbox kullanılarak şarap kalite kontrolünde bulanık mantık uygulaması yapılacaktır.

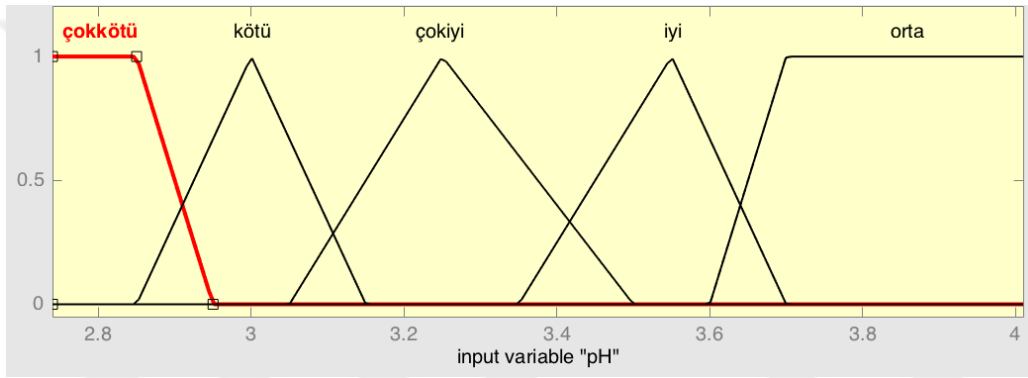
5.2.1 Mamdani ve Sugeno uygulaması

5.2.1.1 Üyelik fonksiyonları

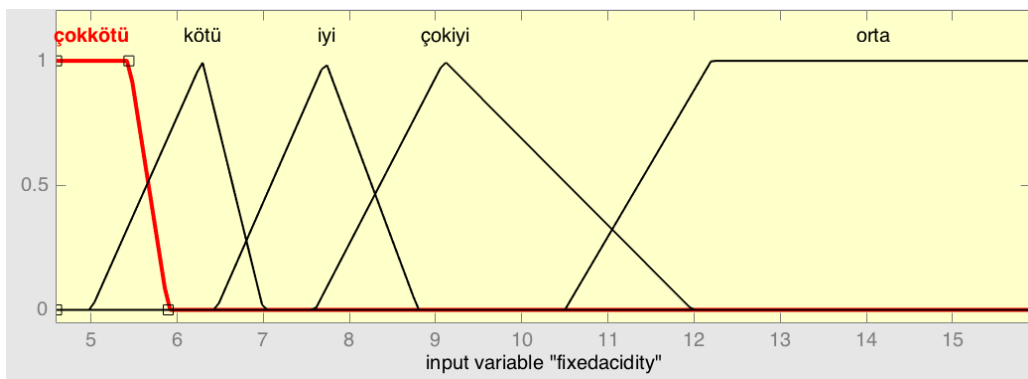
Uzman görüşlerinden ve veri setinden faydalanılarak tada yani kaliteye etkisi diğerlerine nazaran daha fazla olduğuna kanaat getirildiğinden ve kural tabanında kuralları belirlemede karmaşa yaşayıp başarısız olmama için alkol, total sülfür dioksit, pH, ve tartarik asit (fixed acidity) baz alınarak 4 girdi, 1 çıktılı (kalite) sistem kurulmuştur. Matlab fuzzy tollbox’ta kurulan sistemin üyelik fonksiyonları aşağıdaki şekillerdeki gibidir.



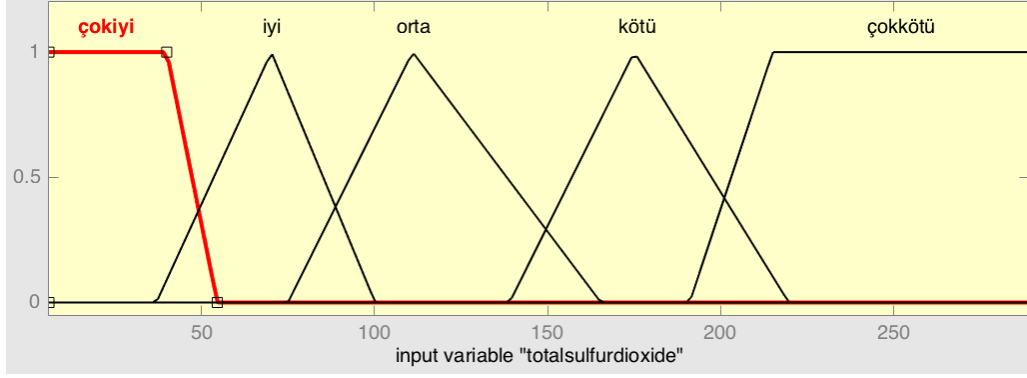
Şekil 5.1 Alkol için üyelik fonksiyonu



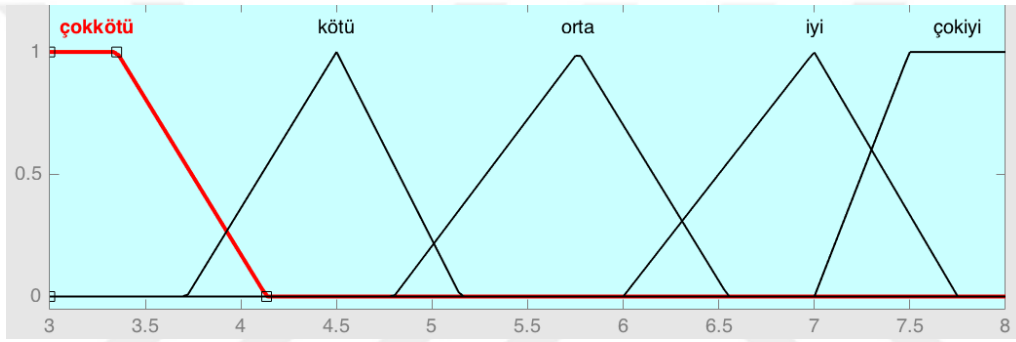
Şekil 5.2 pH için üyelik fonksiyonu



Şekil 5.3 Tartarik asit için üyelik fonksiyonu



Şekil 5.4 Total sülfür dioksit için üyelik fonksiyonu



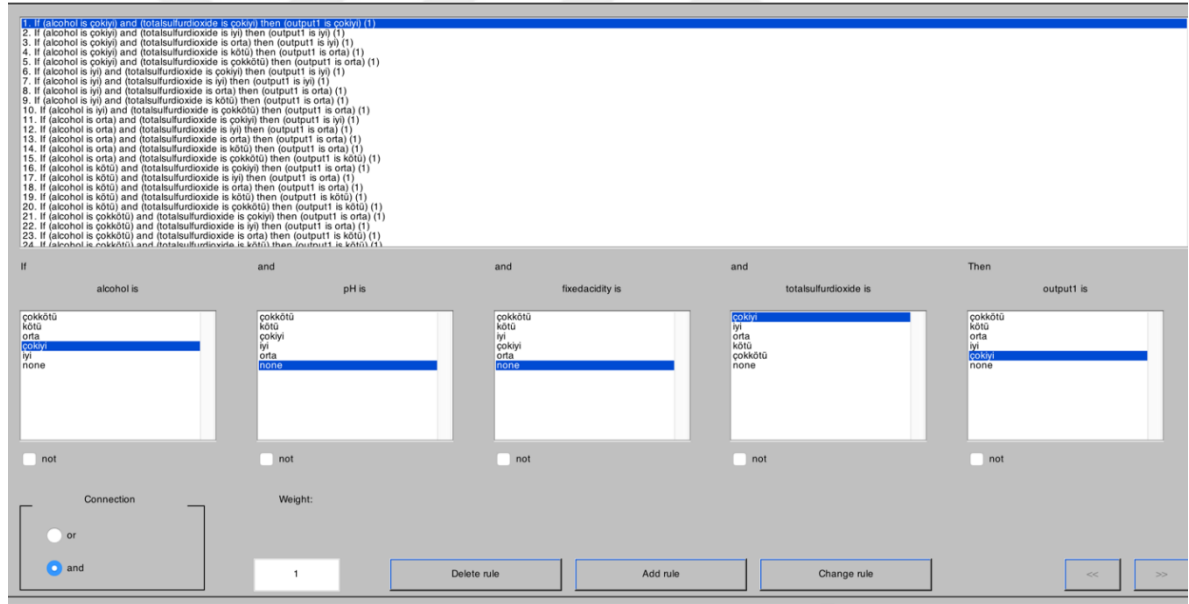
Şekil 5.5 Çıkış değişkeni kalite için üyelik fonksiyonu

Şekil 5.1- 5.4'teki çok kötü, kötü, orta, iyi, çok iyi ifadeleri kapsadığı bölgedeki beklenen kaliteyi ifade etmektedir. Örneğin şekil 5.1'de kurulan modelde alkol [12, 13] aralığı tat olarak en iyi bölgedir. Şekil 5.5 ise çıkış değişkeni kalitenin üyelik fonksiyonudur. Örneğin modelde 5.5 ile 6 arasında kalite üyelik derecesi az da olsa değişmekle birlikte orta olarak tanımlanmıştır. 6 ve 6.5 arası ise farklı üyelik dereceleri ile hem orta hem iyi olarak tanımlanmış bu da bulanık mantığın avantajlarından bir tanesidir. Ayrıca şekil 5.5 sadece Mamdani modelinin çıkış değişkeninin üyelik fonksiyonudur. Sugeno modelinin giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları şekil 5.1- 5.4'teki gibidir ancak çıkış üyelik fonksiyonu Sugeno'da farklıdır. 3 ve 8 sayıları arasında değişen 150 sabit çıkış üyelik fonksiyonu elemanı olarak kullanılmıştır. Sugeno'da Mamdani'den farklı olarak çıkış üyelik fonksiyonu sadece lineer değil sabit sayı alınarak da kullanabiliyor. Bu da veri setine benzeştirme olanağını artırdığından modelin başarısını artırmaktadır.

5.2.1.2 Kural tabanı

Daha önceki bölümlerde açıklandığı gibi kurallar eğer – sonra (if – then) yapısındadır. 4 giriş değişkenin üyelik fonksiyonları ikili olarak tüm olasılıklar hesaba katılarak 150 kural belirlenmiştir.

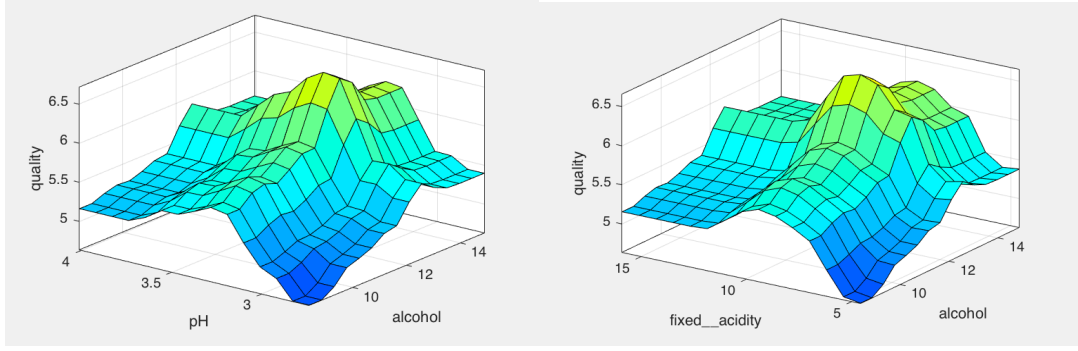
Kuralları oluştururken kullanılan prensip şudur ki girişlerin ikisinin de sözel değişkeni aynıysa çıkış da aynı parametre olarak belirlenmiştir, parametrelerin farklı olduğu durumlarda ise şöyledir; çok iyi – iyi ise iyi, çok iyi-orta ise iyi, çok iyi-kötü ise orta, çok iyi-çok kötü ise orta, iyi-orta ise orta, iyi- kötü ise orta, iyi-çok kötü ise orta, orta-kötü ise orta, orta-çok kötü ise kötü, kötü-çok kötü ise kötü.



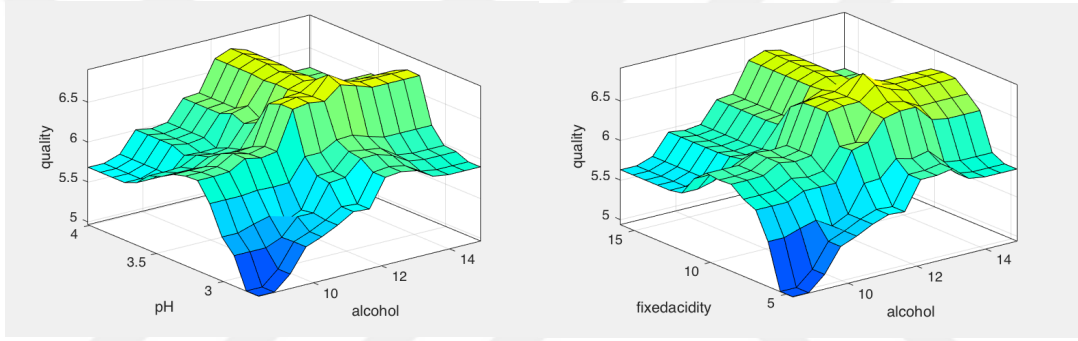
Şekil 5.6 Matlab fuzzy toolbox ile oluşturulan kural tabanı

5.2.1.3 Bulanık çıkarım ve durulaştırma

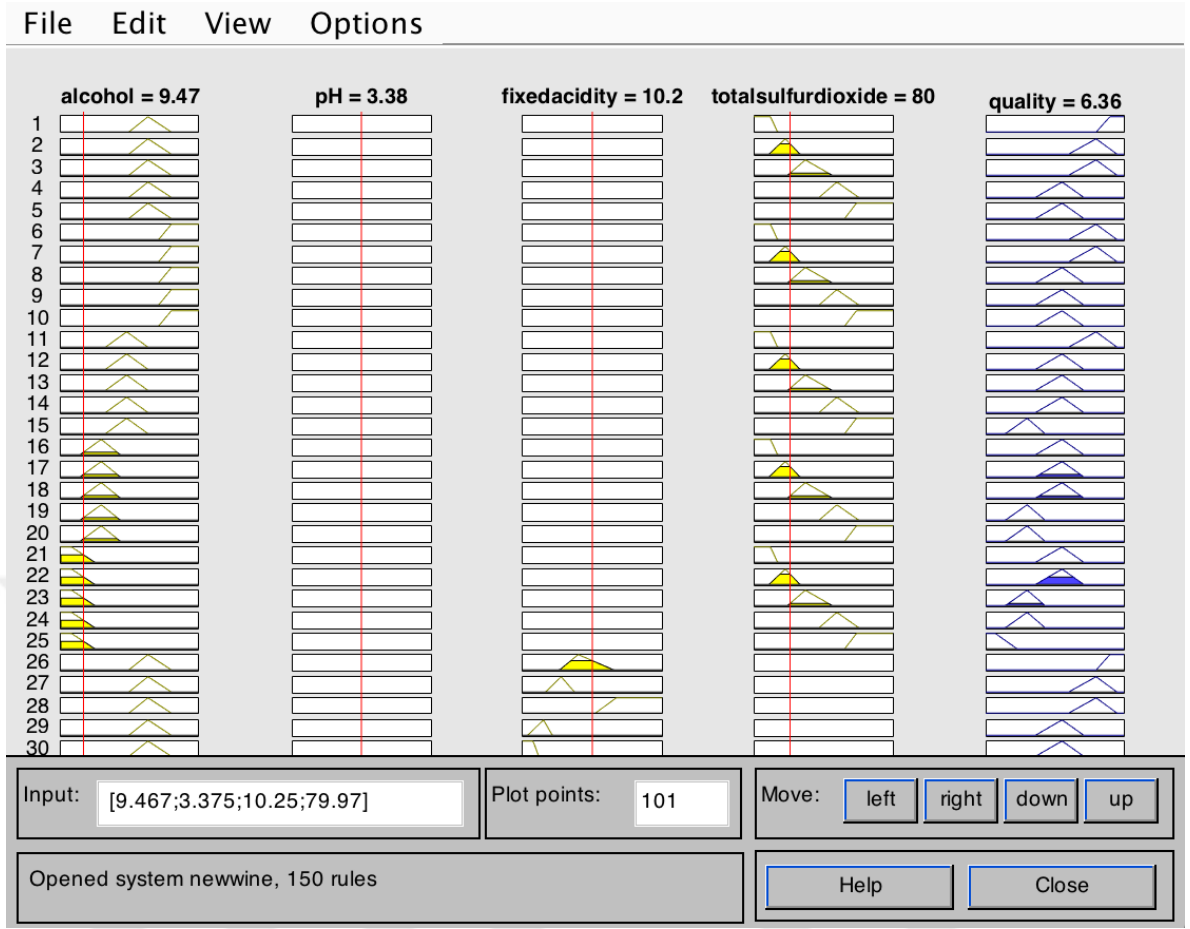
Bu çalışmada hem mamdani hem sugeno çıkarımı yapılmış durulaştırma yöntemleri olarak mamdani için ağırlık merkezi sugeno için ağırlıklı ortalama yöntemi kullanılmıştır.



Şekil 5.7 Sugeno yöntemiyle alkol ile pH'n ve alkol ile tartarik asitin kalite üzerine etkisi



Şekil 5.8 Mamdani ile alkol ve pH'n, alkol ve tartarik asitin kalite üzerine etkisi



Şekil 5.9 Matlab fuzzy toolbox kural görüntüleyici arayüzü

Şekil 5.9’da seçilen alkol, pH, tartarik asit ve total sülfür dioksit miktarı için bulanık modelin kalitesi hesaplanmıştır.

Şekildeki kural görüntüleyici kırmızı şarabın alkol, pH, tartarik asit (fixed acidity) ve total sülfür dioksit değerleri girildikten sonra kalitesini hesaplayan uzman sistemdir.

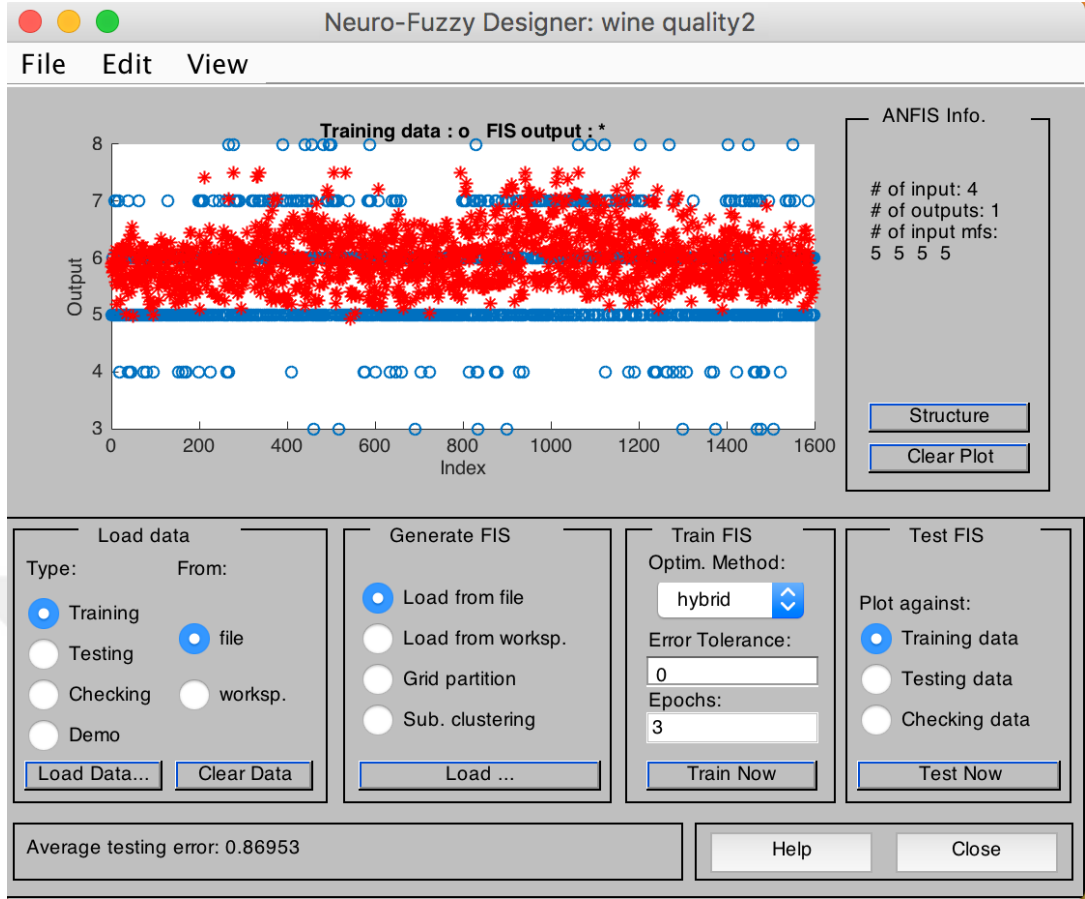
Çizelge 5.2 Mamdani modelinin veri setindeki ilk 14 değer için ürettiği kalite değeri (bulanık model) ile veri setindeki gerçek kalite değerinin (gerçek değer) karşılaştırması

Gerçek değer	Bulanık model	Fark
5	6.37	1.37
5	6.44	1.44
5	6.44	1.44
6	6.17	0.17
5	6.37	1.37
5	6.37	1.37
5	6.44	1.44
7	6.47	0.53
7	6.64	0.36
5	6.27	1.27
5	5.91	0.91
5	6.27	1.27
5	5.7	0.7
5	6.67	1.67

Çizelge 5.3 Sugeno modelinin veri setindeki ilk 14 değer için ürettiği kalite değeri (bulanık model) ile veri setindeki gerçek kalite (gerçek değer) değeri karşılaştırması

Gerçek değer	Bulanık Model	Fark
5	5.84	0.84
5	5.9	0.9
5	5.94	0.94
6	5.74	0.74
5	5.84	0.84
5	5.84	0.84
5	5.88	0.88
7	6.06	0.94
7	6.13	0.87
5	5.57	0.43
5	5.53	0.47
5	5.57	0.43
5	5.19	0.19
5	6.12	1.12

Çizelge 5.2 ve 5.3'ü karşılaştırdığımızda açıkça Sugeno modelinin Mamdani modeline üstünlüğü gözlenmiştir. Bu durumun nedeninin Sugeno'nun çıkış değerinin üyelik fonksiyonlarının sayısının fazlalığından kaynaklı veri setine daha fazla benzeştirilebilmesinden kaynaklandığı söylenebilir. Ayrıca Matlab'da neuro fuzzy tollbox Mamdani'den farklı olarak Sugeno modelinde veri setindeki tüm değerler ile Sugeno modelini karşılaştırılmasına olanak sağlamaktadır.



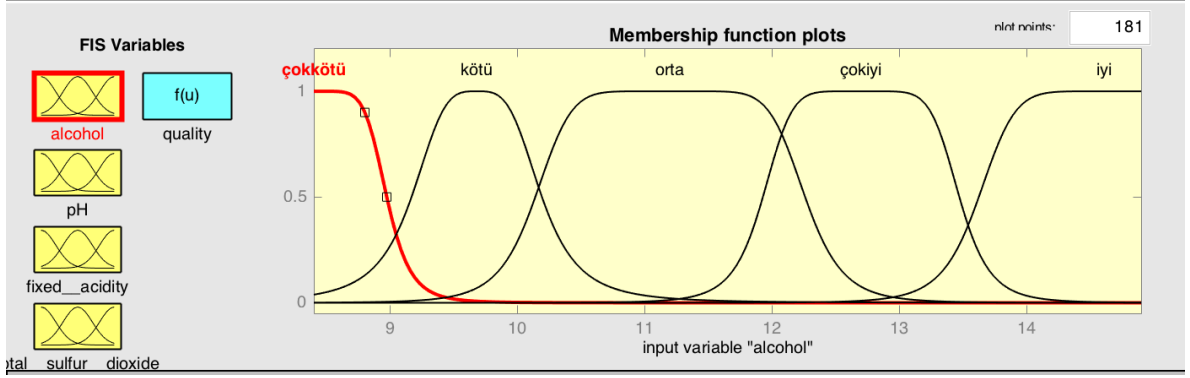
Şekil 5.10 Sugeno model ve veri setindeki gerçek değerlerin karşılaştırılması

Şekil 5.10’da kırmızı noktalar Sugeno modelinin hesabı, mavi noktalar ise veri setindeki gerçek değerleri göstermektedir. Ortalama test hatası 0.86953 olarak bulunmuştur.

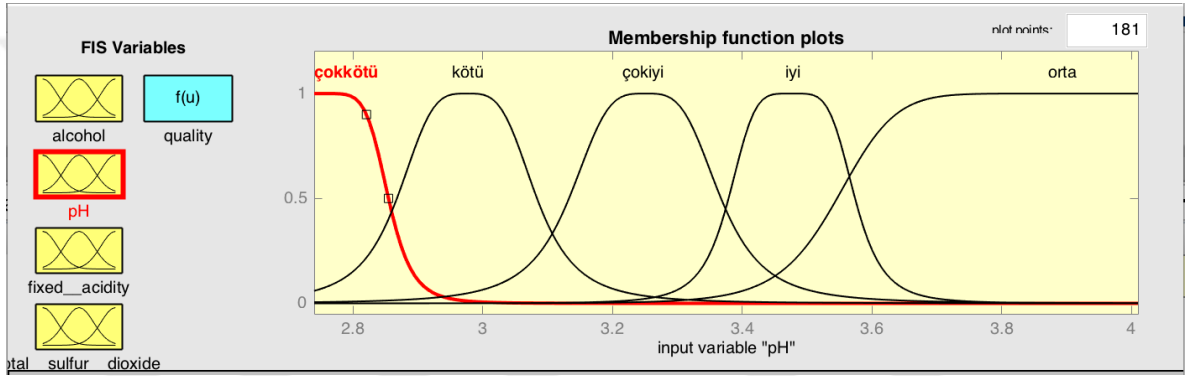
5.2.2 Anfis uygulaması

5.2.2.1 Üyelik fonksiyonları

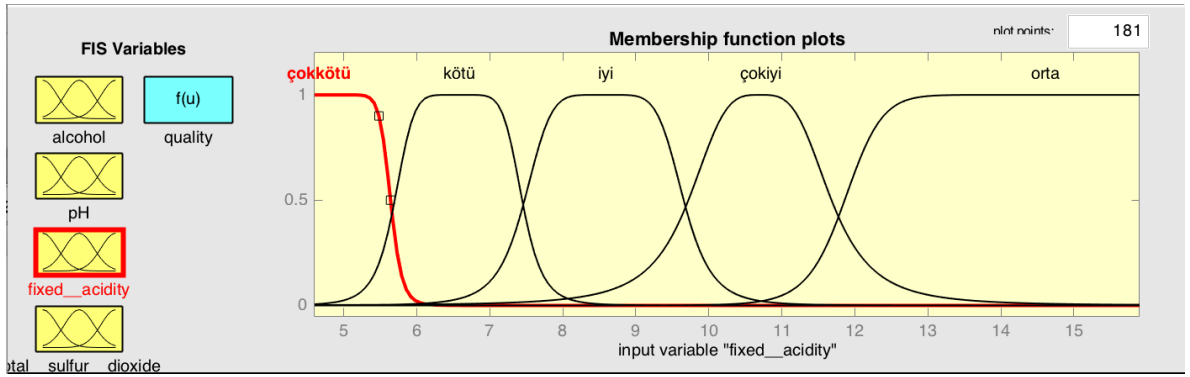
Anfis uygulaması Çan Şekli üyelik fonksiyonlarını kullandığından üyelik fonksiyonları Mamdani ve Sugeno’den farklı kullanılmıştır.



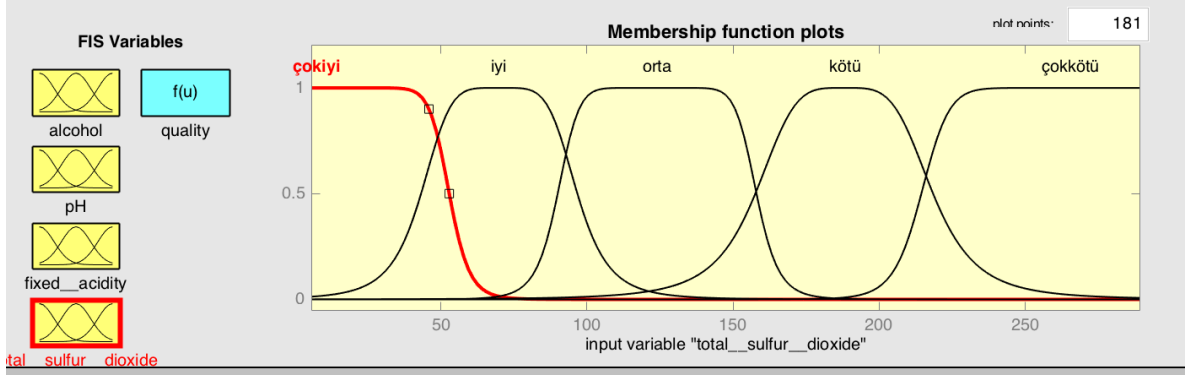
Şekil 5.11 Alkol için üyelik fonksiyonları



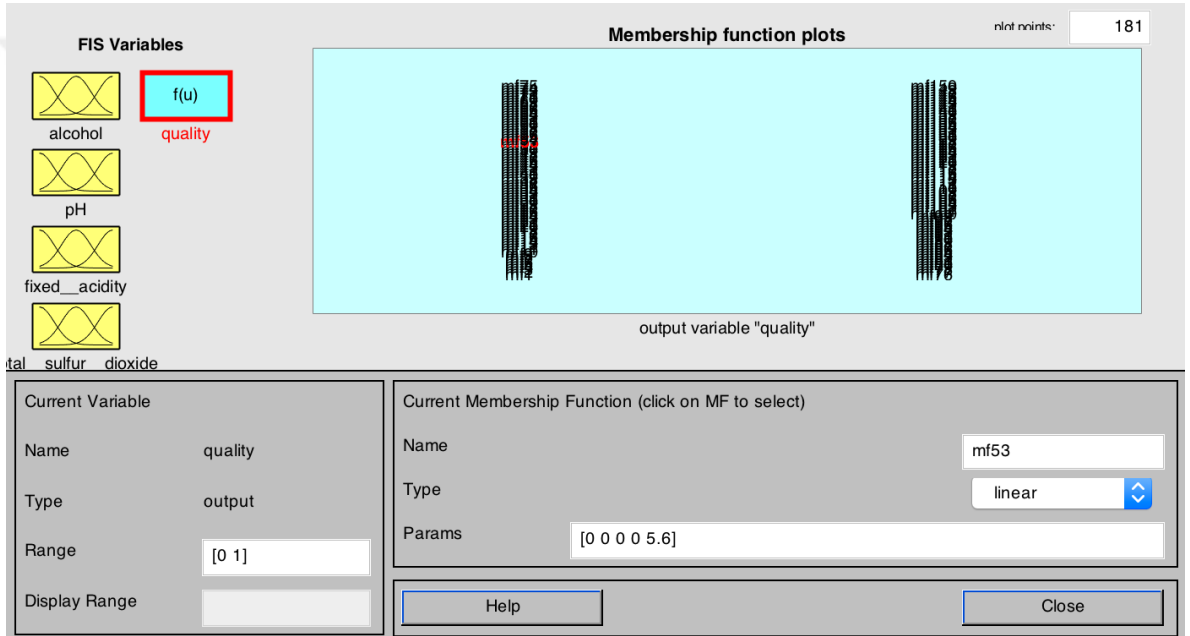
Şekil 5.12 Alkol için üyelik fonksiyonları



Şekil 5.13 Tartarik asit (fixed acidity) için üyelik fonksiyonu



Şekil 5.14 Total Sülfür dioksit için üyelik fonksiyonu



Şekil 5.15 Çıkış değeri kalitenin üyelik fonksiyonu

Şekildeki çıkış değeri üyelik fonksiyonu olan kalite için 150 tane üyelik fonksiyonu belirlenmesinin sebebi Anfis’de kural tabanındaki kural sayısı ile çıkış üyelik fonksiyonun sayısının eşit olması zorunluluğudur.

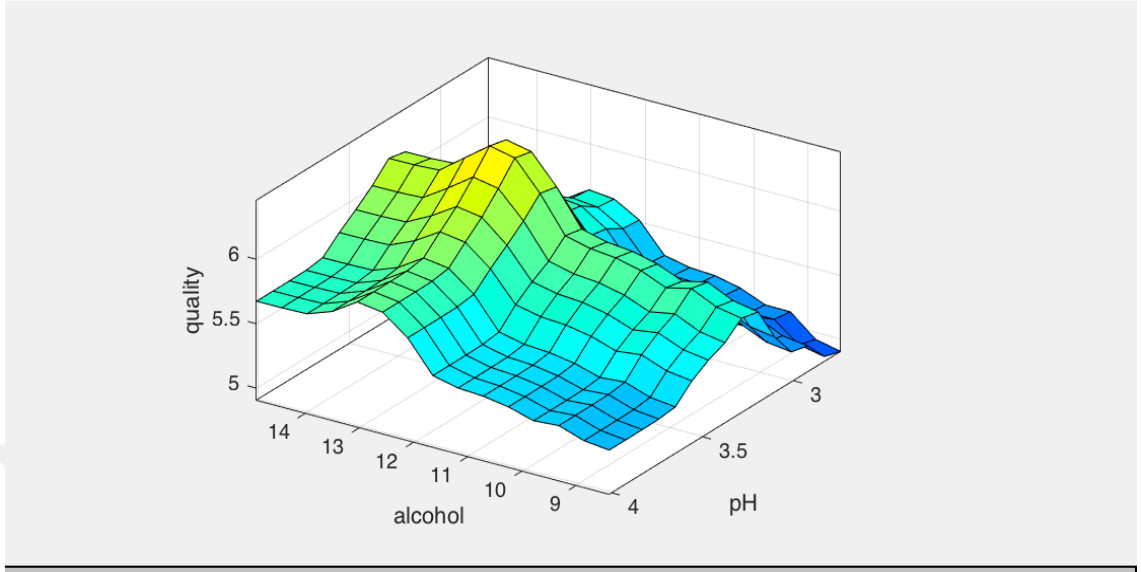
5.2.2.2 Kural tabanı

Kural tabanı Mamdani ve Sugeno uygulamasındaki ile aynıdır. 150 tane kural belirlenmiştir. Tüm giriş değerleri için sözel değişkenler çok iyi, iyi, orta, kötü, çok kötü olarak seçilmiştir, ayrıca çıkış değeri olan kalite için de aynı sözel değişkenler seçilmiştir. Giriş parametrelerinin birbirleriyle olası tüm ikili durumları kurallara eklenmiştir. Kuralları oluştururken kullanılan prensip şudur ki girişlerin ikisinin de sözel değişkeni aynıysa çıkış da aynı parametre olarak belirlenmiştir, parametrelerin farklı olduğu durumlarda ise şöyledir; çok iyi – iyi ise iyi, çok iyi-orta ise iyi, çok iyi-kötü ise orta, çok iyi-çok kötü ise orta, iyi-orta ise orta, iyi- kötü ise orta, iyi-çok kötü ise orta, orta-kötü ise orta, orta-çok kötü ise kötü, kötü-çok kötü ise kötü.

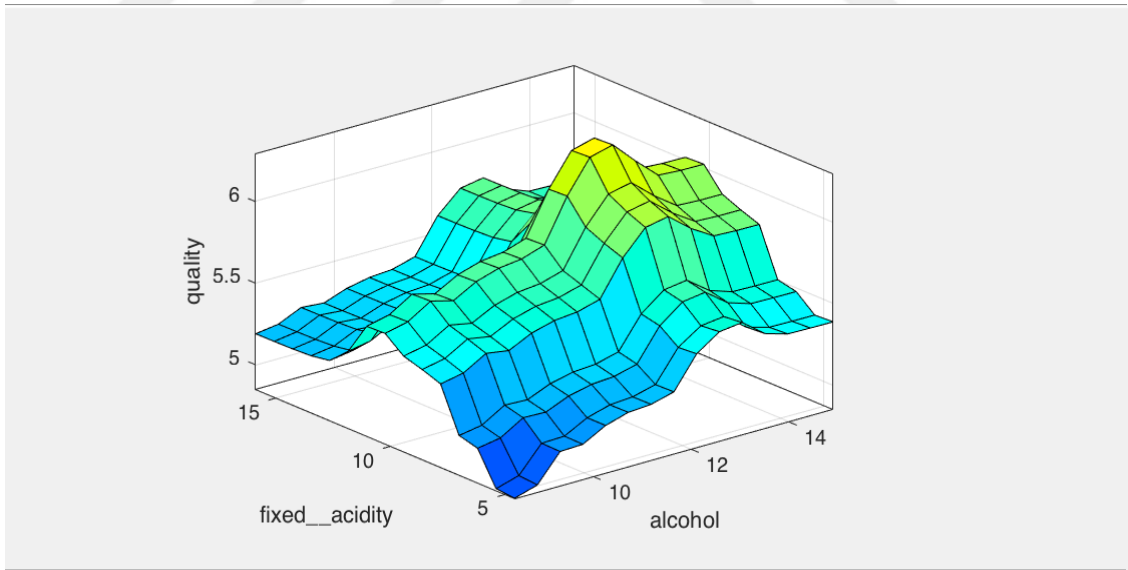
The screenshot displays the ANFIS rule base interface. At the top, a list of 24 rules is shown, each with a number and a logical statement. Below this, the rule editor is visible, showing the structure of a rule. The rule is defined by four input variables: 'alcohol is', 'pH is', 'fixed acidity is', and 'total sulfur dioxide is'. Each variable has a dropdown menu with five options: 'çokkötü', 'kötü', 'orta', 'iyi', and 'none'. The 'output1 is' dropdown also has five options: 'çokkötü', 'kötü', 'orta', 'iyi', and 'none'. The rule is connected by 'and' operators. The weight of the rule is set to 1. At the bottom, there are buttons for 'Delete rule', 'Add rule', and 'Change rule', along with navigation arrows.

Şekil 5.16 Anfis kural tabanı

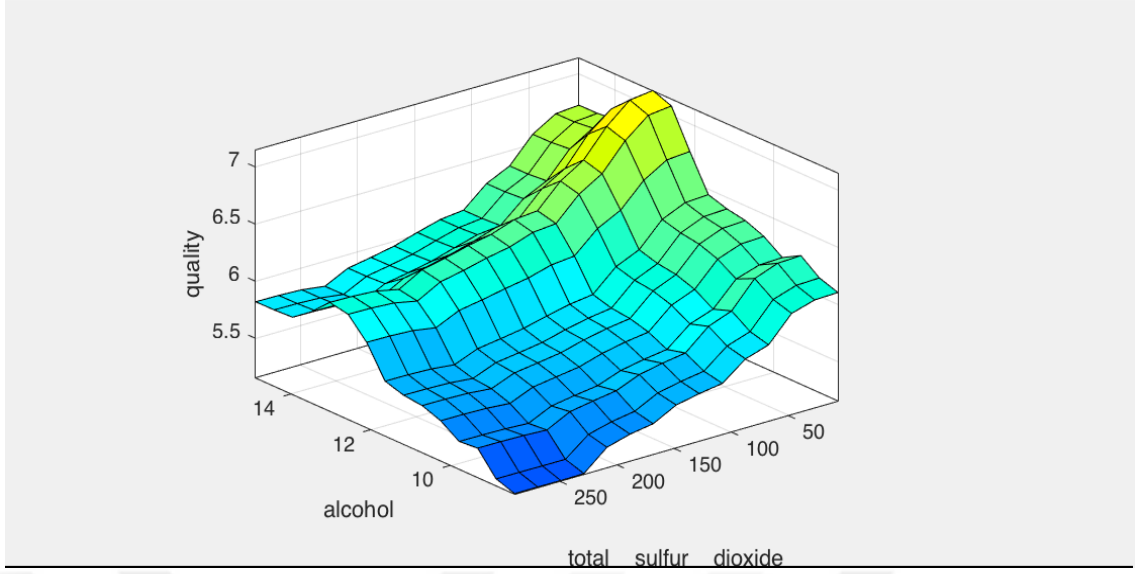
5.2.2.3 Anfis'de veri setinden besleme öncesi yüzeyler



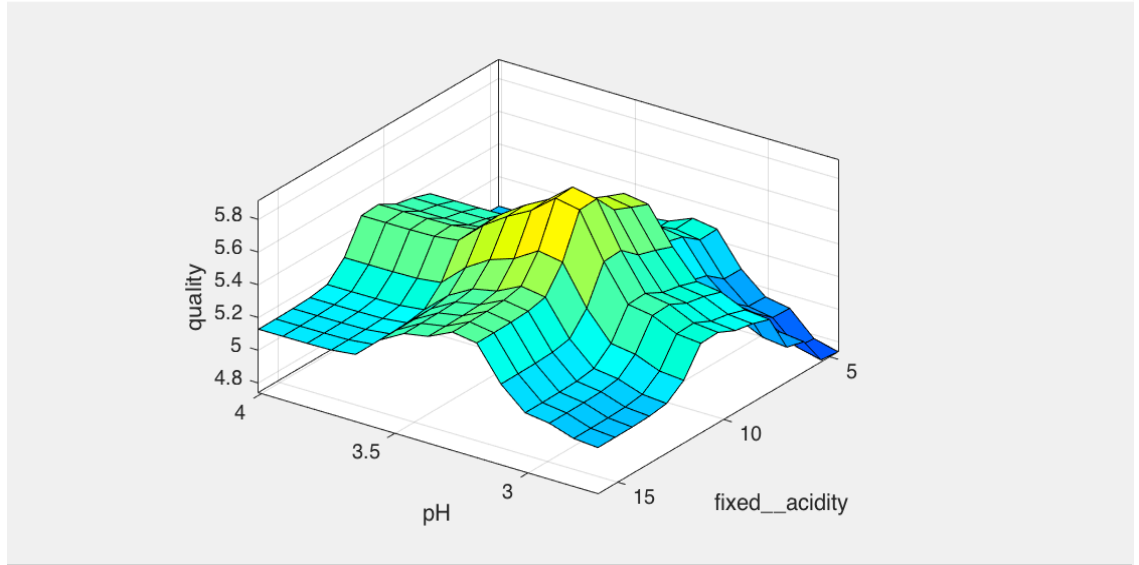
Şekil 5.17 Alkol ve pH'nın kalite üzerine etkisi



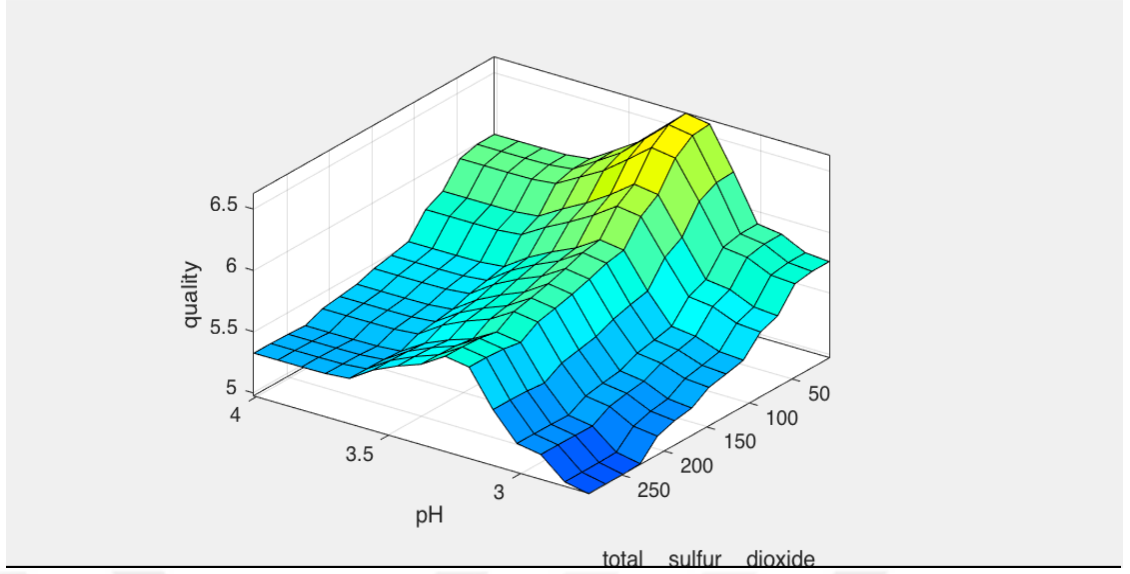
Şekil 5.18 Alkol ve tartarik asitin kalite üzerine etkisi



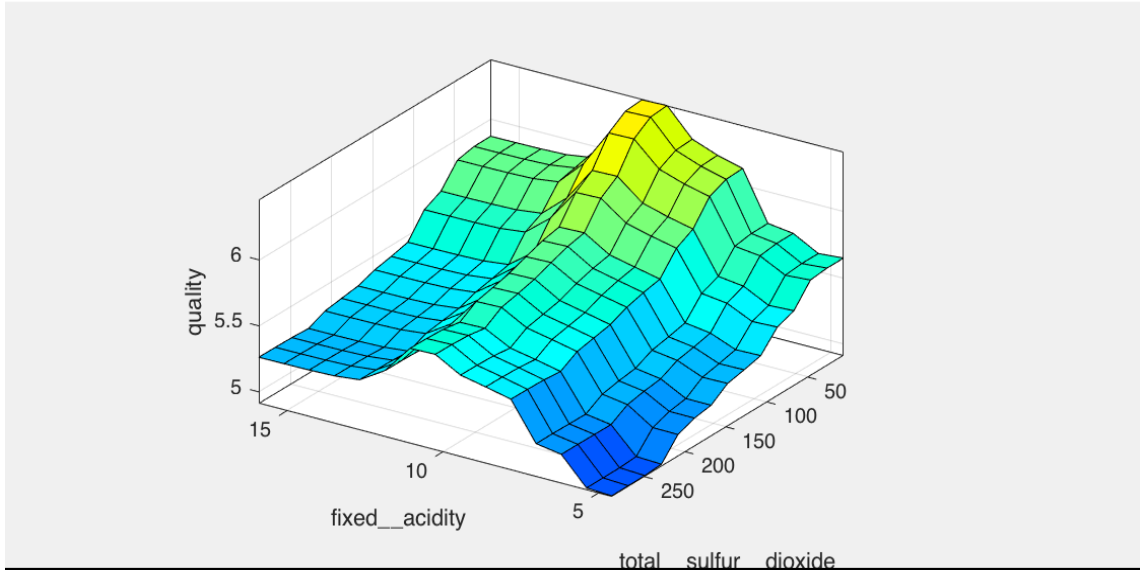
Şekil 5.19 Alkol ve total sülfür dioksitin kalite üzerine etkisi



Şekil 5.20 Tartarik sit ve pH'ın kalite üzerine etkisi

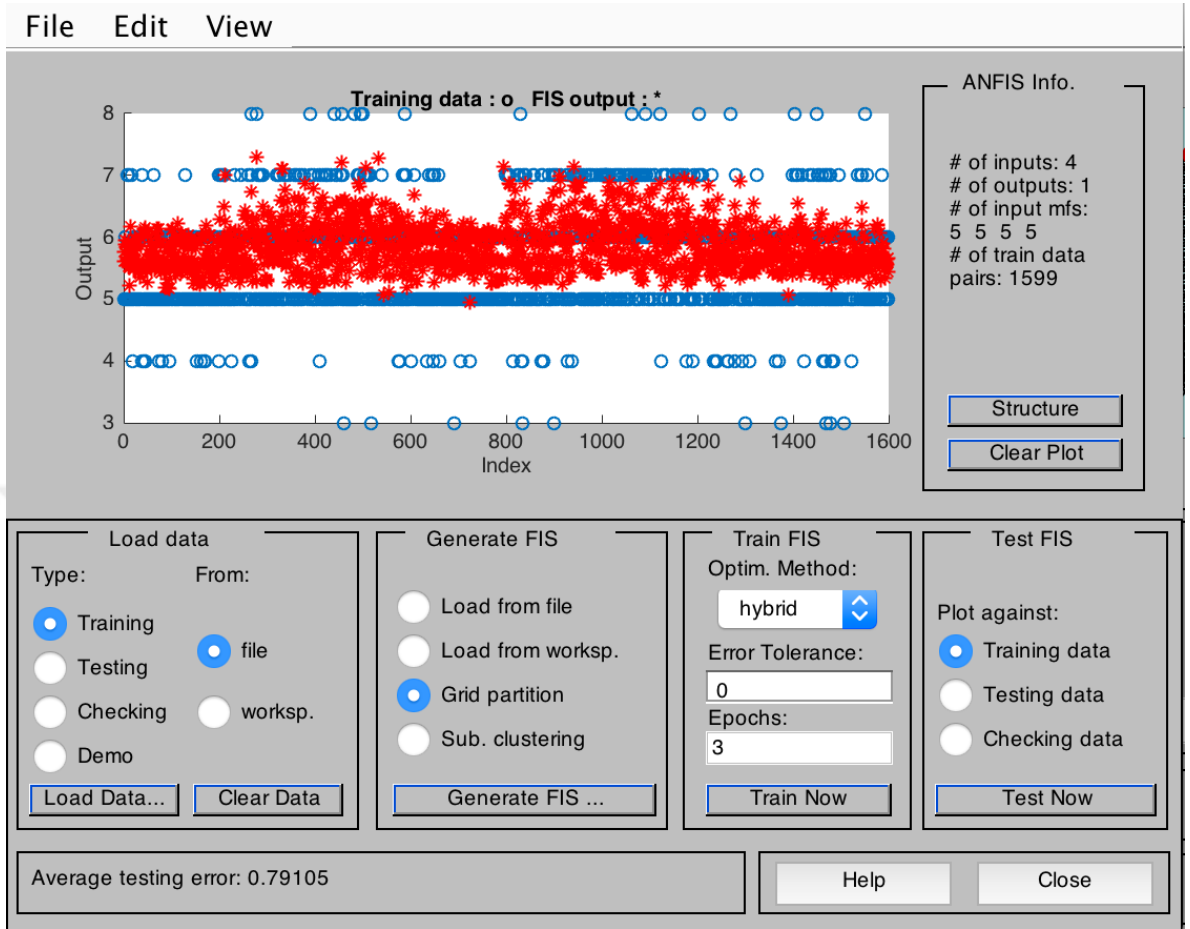


Şekil 5.21 pH ve total sülfür dioksitin kalite üzerine etkisi



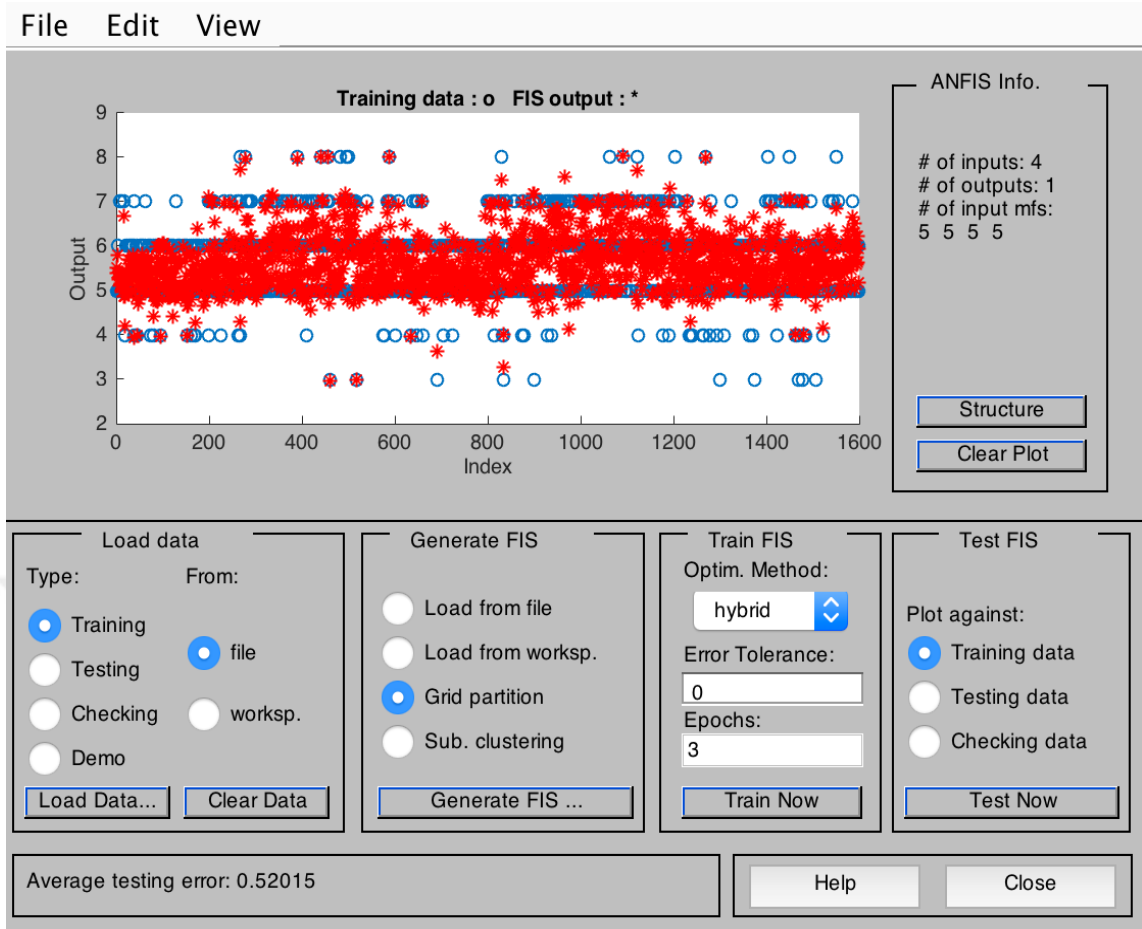
Şekil 5.22 Tartarik asit ve total sülfür dioksitin kalite üzerine etkisi

5.2.2.4 Anfis modelinin veri seti üzerindeki başarısı



Şekil 5.23 Eğitim öncesi ortalama test hatası

Şekilde Anfis veri seti eğitimi öncesi bulanık modelin ortalama test hatası 0.79 bulunmuştur.



Şekil 5.24 Veri seti eğitimi sonrası ortalama test hatası

Ortalama test hatası veri seti eğitimi sonrası 0.52'ye kadar düşürülmüştür, yani sınır ağlarıyla beslenmiş bulanık model 0.52 ortalama hatayla fizikokimyasal özellikleri bilinen bir şarabın kalitesini tahmin edebilmektedir.

6. TARTIŞMA VE SONUÇ

Gıdadan alınan haz duygusu manasında “gıda kalitesi” insanlar için önemli bir konudur. Evrimsel olarak herhangi bir insan ya da tat uzmanı bu yeteneğe doğal olarak sahip olduğundan herhangi bir gıdanın kalitesi hakkında iyi, kötü, orta vb. şekilde veya sayısal bir puanla hissettiği şeyi ifade edebilir. Bu çalışma ile bu ifadenin insan tatmadan uzman sistem aracılığıyla kalitesinin tahmin edilebilirliğini araştırılmıştır ve dikkate alınacak kadar yeterlilik görülmüştür. Öncelikle fizikokimyasal özelliklerinin sayısal değerleri verilmiş bir şarabın kalite değeri Weka’da rastgele orman sınıflandırma algoritmasıyla %60 eğitim verisi ile sistem eğitildikten sonra geri kalan %40’lık kırmızı şarabın %86.4 oranında doğru sınıflandırmayla kalitesi tahmin edilmiştir. Cortez’in makalesinde (2009) hata toleransı 1 iken %89’luk başarıyla karşılaştırıldığında bu çalışmadaki %86.4’lük başarı veri setinde yapılan bölümlmeye bakıldığında hata toleransı 1’den düşük olduğundan daha başarılı olduğu söylenebilir. Sonrasında bulanık mantık yöntemlerinden Mamdani, Sugeno ve Anfis uygulanmış ve Sugeno ile 0.86963, Anfis ile 0.52 ortalama test hatası ile kalite kontrolünde başarı sağlanmıştır. Buradaki 0.52 test hatası şöyledir; Örneğin Anfis bulanık modelinin 6 olarak tahmin ettiği kalitenin gerçek değerinin 6.52 olmasıdır. Hata toleransı 1 olarak kabul edildiğinde yeterince başarılı olduğu söylenebilir. Diğer veri setleri üzerine yapılan çalışmalardan farklı olarak kalite puanını uzmanların vermiş olmasına rağmen tat bağlamında gıda kalitesi sezgiseldir ve insan duygusu gibi karmaşık bir yapıdan muaf değildir, bu yüzden ortalama test hatasını çok çok aşağılara çekmek zor görünmektedir, bu yüzden 1 puanlık hata toleransı rasyonel bir değerdir. Sonuç olarak bu çalışmayla spesifik olarak şarabın fizikokimyasal değerleri ile tadı arasında yeterli bir bağlantı saptanmıştır ve diğer gıdalarda da benzer uygulamalarla sonuç alınabileceğine dair bir fikir edinilmiştir.

KAYNAKLAR

- Abduljabar, J.S. 2011. Bulanık mantık yöntemleri kullanılarak gazlı içeceklerde karbondioksit kontrolü. Yüksek lisans tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Harita Mühendisliği Anabilim Dalı, 69, Kayseri
- Ackrill, J.L. 1963. Aristotle Categories and De Interpretatione. Clarendon Press. Oxford
- Anonim. 2013 . Sınıflandırma.
<http://bilgisayarkavramlari.sadievrenseker.com/2013/03/31/siniflandirma-classification/> Erişim Tarihi: 29.11.2016.
- Anonim. 2016a. Kalitenin tanımı.
<http://webb.deu.edu.tr/inoviz/index.php/kalite>,
- Anonim. 2016b. Kalite.
<http://www.gtu.edu.tr/ebulten/sayi4/kalite.htm>, Erişim Tarihi 04.10.2016
- Anonymous. 2016. Fuzzy Logic Toolbox User's Guide.. R2016a. The Mathworks, Inc.
- Askerbeyli, İ. And Abduljabar, J.S. 2011 Using fuzzy logic methods for carbon dioxide control in carbonated beverages. International Journal of Electrical & Computer Sciences IJECS-IJENS Vol: 11 No: 3.
- Atasever, Ü.S. 2011. Uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında hızlandırma (boosting), destek vektör makineleri, rastgele orman (random forest) ve regresyon ağaçları yöntemlerinin kullanılması Yüksek lisans tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Anabilim Dalı, 83, Ankara
- Baykal, N. ve Beyan T. 2004. Bulanık mantık ilke ve temelleri. Bıçaklar Kitabevi, 413, Ankara.
- Baykal, N. ve Beyan T. 2004. Bulanık mantık uzman istemler ve denetleyiciler. Bıçaklar Kitabevi, 509, Ankara.
- Cortez, P., Cerdeira, A., Almeida, F., Matos, T. and Reis, M. 2009. Decision Support Systems. 47, 533-547
- Çalış, A. ve Kayapınar S., Çetin T. 2014. Veri madenciliğinde karar ağacı algoritmaları ile bilgisayar ve internet güvenliği üzerine bir uygulama. Endüstri Mühendisliği Dergisi. 25 (3-4) 2-19. Gazi Üniversitesi. Mühendislik Fakültesi. Ankara
- Çobanoğlu, B. 2000. Bulanık mantık ve bulanık küme teorisi.
<https://cobanoglu.wikispaces.com/file/view/bulanikmantik.pdf>,
Erişim tarihi: 29.11.2106.

- Delgado, F.M., Cernadas E. and Barro, S. 2014 Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? *Journal of Machine Learnin Research* 15, 3133-3181.
- Jang, J.S.R. 1993 Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 23 (3).
- Mahmood, S.M. 2010. Bulanık mantık kullanılarak trafik kontrolünün tasarımı ve uygulaması. Yüksek lisans tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Anabilim Dalı, 68, Ankara
- Mamdani, E.H and Assilian, S. 1975. An experiment in linguistics synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1), 1-13.
- Mikail, R. 2007. Tuzlu toprakların ıslahı için bir bulanık uzman sistem tasarımı. Yüksek lisans tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Matematik Anabilim Dalı, 85, Ankara.
- Öztok, E. 2010. Bulanık mantık çıkarım yöntemi ile tren hızının otomatik kontrolü. Yüksek lisans tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı, 94, Ankara.
- Parrot, N. Ioannou, I. Allais, I. Curt, C. Hossenlopp, J. Trystram, G. Fuzzy concepts applied to food product quality control: A review. *Fuzzy Sets and Systems*. 157, 1145-1154.
- Ross, T.J. 2010 Fuzzy logic with engineering applications 3rd edition
- Sugeno, M. 1985. Industrial application of fuzzy control. Elsevier Science Pub.
- Yıldız, B., Gedik, H. 2004. Bulanık bütçeleme ve bulanık bütçe kontrolü. *Sosyal Bilimler Dergisi*, 5(2), 141-166.
- Yılmaz, M ve Arslan, E. 2005. Bulanık mantığın jeodezik problemlerin çözümünde kullanılması. Harita ve Kadastro Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu, 23-25 Kasım, İTÜ, İstanbul
- Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353.
- Zadeh, L.A. 1975. The concept of a linguistic variable and its applications to approximate reasoning -1,2 and 3. *Information Sciences*, 8;8;9, 199-249; 301-357; 43-80
- Ziasabounchi, N. 2014. Bulanık uzman sistemler kullanılarak tıpta hastalık teşhisi. Yüksek lisans tezi, Ankara Üniversitesi, Fen bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Anabilim Dalı, 57, Ankara

Ziasabounchi, N. Askerzade, İ. 2014 Anfis based classification model for heart disease prediction. International Journal of Engineering & Computer Science IJECS-IJENS Vol:14 No: 02



ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Ata Emre ÖZALP
Doğum Yeri : LOUISIANA – A.B.D
Doğum Tarihi : 05.09.1990
Medeni Hali : Bekar
Yabancı Dili : İngilizce

Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise : Alparslan Anadolu Lisesi (2008)
Lisans : Atılım Üniversitesi Fen Edebiyat Fakültesi Matematik Bölümü (2014)
Yüksek Lisans : Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği
(Şubat 2015 – Ocak 2017)