



T.C.
NECMETTİN ERBAKAN
ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**KURAL TABANININ İSTATİSTİKSEL
VERİLER YOLUYLA OLUŞTURULDUĞU
BULANIK MANTIK DENETLEYİCİ
TASARIMI**

Erhan ERYİĞİT

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

**Ekim-2022
KONYA
Her Hakkı Saklıdır**

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

KURAL TABANININ İSTATİSTİKSEL VERİLER YOLUYLA OLUŞTURULDUĞU BULANIK MANTIK DENETLEYİCİ TASARIMI

Erhan ERYİĞİT

Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Mekatronik Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. İbrahim YILDIZ

2022, 73 Sayfa

Jüri

Doç. Dr. İbrahim YILDIZ

Doç. Dr. Ahmet MERAM

Dr. Öğr. Üyesi Ümit ÖNEN

Denetim en karmaşık fabrikalardan, en basit su ısıtıcılarına varıncaya kadar hayatımızın her alanında bulunur. Bir denetleyici tasarımında düşük maliyet, yüksek verimlilik, güvenlik ve basitlik temel hedeflerdir. Günümüzde ortaya birçok denetim yöntemi ortaya konulmuştur. Bu denetim yöntemlerinden biri de bulanık mantıktır.

Bulanık mantıkta klasik mantığın tersine her eleman belirli derecede belirli kümelerin üyesidir. Bu durum gündelik hayatta kullandığımız sözel ifadeleri bulanık mantık sayesinde makinelere aktarma imkânı vermektedir. Bu ifadeler bulanık mantık denetiminin kural tabanını oluşturur ve hangi durumda ne yapılacağını belirleyen kurallardır.

Ayrıca çoğu kontrol yönteminde matematiksel modellere ihtiyaç duyulurken bulanık mantıkta uzman tecrübesi yeterli olmaktadır. Ancak denetim uygulanacak bir sistemin matematiksel modeli bilinmiyorsa ve üzerinde yeterli uzman bilgisi ve deneyimi mevcut değilse bulanık mantığın kuralları yanlış oluşturulabilir. Bu da denetimin yapılamamasına ya da verimsiz olmasına neden olur. Öğrenme algoritmaları uzman bilgisi gereksinimi ortadan kaldırarak kuralları oluşturmayı amaçlamaktadır. Ancak bu algoritmalarda kendi içinde yüksek uzman bilgisine ihtiyaç duyar. Ayrıca gereğinden çok daha fazla kural oluşturabilir ve mümkün olan en iyi kuralları oluşturmayı garanti etmez.

Bu çalışmada, geri beslemesi bir kullanıcı tarafından sağlanan bir denetleyici tarafından kontrol edilen dc motorun verileri kaydedilmiştir ve istatistiksel olarak mümkün olan en iyi kurallar meydana getirilmiştir. Yani belirli referans girişine karşılık olan çıkışlar gözlemlenerek hangi durumun kaç kere gerçekleştiğine bakılıp kurallar buna göre oluşturulmuştur. Oluşturulan kurallar ile yapılan bulanık denetimle dc motorun hızının daha iyi denetlendiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Bulanık Küme, Bulanık Mantık Denetleyici, İstatistik, Klasik Küme, Kural Tabanı, K-means

ABSTRACT

MS THESIS

DESIGNING A FUZZY LOGIC CONTROLLER, WHERE RULE BASE IS CREATED BY STATISTICAL DATA

Erhan Eryiğit

**THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF
NECMETTİN ERBAKAN UNIVERSITY
THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE IN MECHATRONICS
ENGINEERING**

Advisor: Assoc. Prof. Dr. İbrahim YILDIZ

2022, 73 Pages

Jury

Assoc. Prof. Dr. İbrahim YILDIZ

Assoc. Prof. Dr. Ahmet MERAM

Asst. Prof. Dr. Üyesi Ümit ÖNEN

Control is found in every aspect of our lives, from the most complex factories to the simplest water heaters. Low cost, high efficiency, safety, and simplicity are the main objectives in a controller design. Today, many control methods have been put forward. Fuzzy logic is one of these control methods.

Contrary to classical logic in fuzzy logic, every element is a member of certain sets to a certain extent. Thanks to fuzzy logic this situation gives the opportunity to transfer the verbal expressions that we use in daily life to the machines. These statements form the rule base of fuzzy logic control and are the rules that determine what to do in which case.

In addition, while mathematical models are needed in most control methods, expert experience in fuzzy logic is sufficient. However, if the mathematical model of a system to be controlled is not known and there is not enough expert knowledge and experience on it, the rules of fuzzy logic can be formed incorrectly. This causes the inspection to be ineffective or inefficient. Learning algorithms aim to create rules by removing the need for expert knowledge. It may also create many more rules than necessary, and it does not guarantee creating the best possible rules.

In this study, the data of the dc motor controlled by a controller whose feedback is provided by a user were recorded and statistically the best possible rules were created. In other words, by observing the outputs corresponding to a certain reference input, the rules were created accordingly, by looking at which situation occurred how many times. Therefore, it has been observed that the speed of the dc motor is better controlled with the fuzzy control made with the rules created.

Keywords: Fuzzy Set, Fuzzy Logic Controller, Statistics, Classical Set, Rule Base, K-means

ÖNSÖZ

Eđitim hayatım boyunca emeđi geen tđm hocalarıma ve bir kez olsun desteđini esirgemeyen danıřmanım Sayın Do. Dr. İbrahim YILDIZ hocama;

Tđm insanlıđın faydasına alıřmayı bana hedef belirleyen ve hibir zaman desteđini esirgemeyen sevgili aileme, bđyđklerime ve arkadařlarıma;
Teřekkür ederim.

Erhan ERYİĐİT
KONYA-2022



İÇİNDEKİLER

ÖZET	ii
ABSTRACT.....	iii
ÖNSÖZ	iv
İÇİNDEKİLER	v
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	viii
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	ix
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Bulanık Mantık	1
1.1.1. Bulanık küme	2
1.1.2. Üyelik fonksiyonu.....	3
1.1.3. Bulanıklık ve olasılık	6
1.1.4. Bulanık kümelerde işlemler	6
1.2. Bulanık Mantık Denetleyici Sistemler.....	8
1.2.1. Bulanık kuralların oluşturulması	10
1.2.2. Bulanıklık denetleyiciler	11
1.3. Bulanık Kural Tabanlı Sistemler	18
1.4. Bulanık Mantık ve Genetik Algoritmalar	20
1.5. Bulanık Mantık ve Sinir Ağları	21
1.5.1. Müşterek Sinirsel Bulanık Sistem.....	21
1.5.2. Eşzamanlı Sinirsel Bulanık Sistem	22
1.5.3. Birleşik Sinirsel Bulanık Sistem	22
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	24
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	27
3.1. Materyal	27
3.2. Yöntem.....	27
3.2.1. Kullanıcı geri beslemeli dc motor hız denetimi ve verilerin kayıt edilmesi .	27
3.2.2. K-means, e-means ve verilerin klasik kümelere ayrılması	29
3.2.3. Bulanık kümelerin oluşturulması	39
3.2.4. İstatiksel olarak kural tabanının oluşturulması	42
3.2.5. Bulanık mantık tabanlı dc motor hız denetimi.....	46
3.2.6. ANFİS ile dc motor hız kontrolü	47
4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	49

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	52
5.1 Sonuçlar	52
5.2 Öneriler	52
6. KAYNAKLAR	53
EKLER	56
ÖZGEÇMİŞ	62



ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Bir arabanın hızının klasik kümeye göre incelenmesi.....	2
Şekil 1.2. Bir arabanın hızının bulanık kümeye göre incelenmesi	3
Şekil 1.3. 10'a yakın tam sayıların bulanık kümesi.....	5
Şekil 1.4. Üçgen, π -fonksiyon ve yamuk fonksiyonlar.....	5
Şekil 1.5. A ve B bulanık kümeleri	7
Şekil 1.6. A ve B bulanık kümelerinin birleşimi.....	7
Şekil 1.7. A ve B bulanık kümelerinin kesişimi.....	7
Şekil 1.8. B bulanık kümesinin alt kümesi	8
Şekil 1.9. B bulanık kümesinin tümleyeni.....	8
Şekil 1.10. Denetleyici sistem a) Açık döngü denetim b) Kapalı döngü denetim	9
Şekil 1.11. Bulanık sistem	11
Şekil 1.12. Min-Max.....	13
Şekil 1.13. Max-Dot	14
Şekil 1.14. Tsukamoto	15
Şekil 1.15. Takagi-Sugeno.....	15
Şekil 1.16. En büyük üyelik yöntemi	16
Şekil 1.17. Ağırlık merkezi yöntemi	17
Şekil 1.18. Ağırlık ortalaması yöntemi.....	17
Şekil 1.19. Ortalama en büyük üyelik yöntemi	18
Şekil 1.20. Genetik-Bulanık Denetleyici.....	21
Şekil 1.21. Müşterek sinirsel bulanık sistemin modeli (Abraham, 2005)	22
Şekil 1.22. Eşzamanlı sinirsel bulanık sistem (Abraham, 2005).....	22
Şekil 1.23. (a) birleşik sinirsel bulanık sistemin genel yapısı (b) 5 katmanlı mamdani tipi sinirsel bulanık sistemin yapısı.....	23
Şekil 3.1. Kullanıcı geri beslemeli dc motor hız denetim sistemi	28
Şekil 3.2. Kullanıcı geri beslemeli dc motor hız denetim sistemi ve elemanları	28
Şekil 3.3. Hata verilerinin grafiği	32
Şekil 3.4. Hatanın değişimi verilerinin grafiği	32
Şekil 3.5. Pwm değişimi verilerinin grafiği.....	32
Şekil 3.6. Hata verilerinin klasik kümelere ayrılması	34
Şekil 3.7. Hatanın değişimi verilerinin klasik kümelere ayrılması.....	35
Şekil 3.8. Pwm değişimi verilerinin klasik kümelere ayrılması	38
Şekil 3.9. Klasik hata kümelerinin bulanık kümelere dönüşümü	40
Şekil 3.10. Klasik hatanın değişimi kümelerinin bulanık kümelere dönüşümü	41
Şekil 3.11. Klasik pwm değişimi kümelerinin bulanık kümelere dönüşümü	42
Şekil 3.12. Bulanık mantık denetleyici.....	46
Şekil 3.13. Bulanık denetimli dc motor hız denetim sistemi.....	47
Şekil 3.14. YSA temelli bulanık mantık denetleyici	48
Şekil 4.1. -10000 rpm için kullanıcı geri beslemeli denetim, anfis denetimi ve istatistiksel bulanık denetim.....	49
Şekil 4.2. -3000 rpm için kullanıcı geri beslemeli denetim, anfis denetimi ve istatistiksel bulanık denetim.....	50
Şekil 4.3. rpm için kullanıcı geri beslemeli denetim, anfis denetimi ve istatistiksel bulanık denetim.....	50
Şekil 4.4. 80000 rpm için kullanıcı geri beslemeli denetim, anfis denetimi ve istatistiksel bulanık denetim.....	51

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1.1. Bulanık anlamlandırma kuralları.....	12
Çizelge 3.1. Verilerin istatistiksel olarak incelenmesi	43
Çizelge 3.2. Kural tablosu	45
Çizelge 3.3. Bulanık mantık denetleyici özellikleri	46



SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

$\mu_K(x), \mu_B(x), \mu_C(z)$: Üyelik fonksiyonu
E	: Evrensel bulanık küme
$\underline{A}, \underline{B}, B, C, A_i^i, B_i^i$: Bulanık kümeler
x	: Bulanık küme elemanı
$\mu_A, \mu_B,$: Üyelik derecesi
X, Y, U, V	: Bulanık uzaylar
R_c, R_p, R_a, R_b, R_m	: Bulanık anlamlandırma kuralları
rpm	: Dakikadaki devir sayısı
rpm _ç	: Çıkış rpm
rpm _i	: Referans rpm
e	: Hata
de	: Hatanın değişimi
dpwm	: pwm değişimi
e(t-1)	: Önceki hata
de(t-1)	: Önceki hatanın değişimi
dpwm(t-1)	: Önceki pwm değişimi
pwm	: Darbe genişlik modülasyonu
d	: İki küme arası uzaklık
k	: Küme sayısı
$A(x_1, y_1)$: Veri noktası
$M(x_2, y_2)$: Küme merkez noktası
NE	: Negatif klasik kümesi
SI	: Sıfır klasik kümesi
PO	: Pozitif klasik kümesi
ps	: Sıfır ve pozitif klasik kümelerini ayıran sınır
ns	: Sıfır ve negatif klasik kümelerini ayıran sınır
y_p	: Pozitif klasik kümesinin küme merkezi doğrusu
y_s	: Sıfır klasik kümesinin küme merkezi doğrusu
y_n	: Negatif klasik kümesinin küme merkezi doğrusu
P	: Pozitif bulanık kümesi
S	: Sıfır bulanık kümesi
N	: Negatif bulanık kümesi

Kısaltmalar

FLC	: Bulanık Mantık Denetleyici
YSA	: Yapay Sinir Ağları
GA	: Genetik Algoritma
DC	: Doğru Akım
PID	: Oransal-İntegral-Türevsel Denetleyici
PI	: Oransal-İntegral Denetleyici
PD	: Oransal-Türevsel Denetleyici
ANFİS	: Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi
KGBD	: Kullanıcı Geri Beslemeli Denetim

1. GİRİŞ

Günlük yaşantımızın birçok alanında kontrol işlemlerine rastlarız. Kontrol işlemleri genellikle insan olmadan otomatik olarak gerçekleşir. Otomatik kontrol en basit uygulamalardan en karmaşık fabrikalara, insan gücüne ve denetimine ihtiyaç duymadan tüm değişkenlerin kontrol altında tutulmasını amaçlar (Özkan, 2006).

Bir otomatik kontrol sistemi tasarlanırken başlıca şunlar amaçlanır. Sistem veriminin istenen seviyede olması, anlaşılır ve kolay tamir edilebilir olması, maliyetinin düşük olması, güvenli ve kararlı sistem sağlaması beklenir. Tüm bunların sağlanması için kontrol edilecek sistemin dinamiğinin ve yapısının iyi bilinmesi gerekir (Özkan, 2006). Hatta bazen sistemin değişkenleri ve matematiksel modeli çok iyi ortaya konmuş olsa bile kontrolcünün tasarımında karmaşık problemler ve yüksek maliyet ortaya çıkabilir (Elmas, 2003). Tam bu noktada Bulanık Mantık bu sorunlara daha iyi bir çözüm olarak karşımıza çıkmaktadır.

Bulanık mantık fikrini 1965 yılında ilk olarak Zadeh tarafından ortaya atılmıştır. Ancak bulanık mantık temelli ilk uygulama bir buhar makinesinin denetimiyle Mamdani ve Assilian tarafından 1974 yılında yapılmıştır (M.S. Keskenler ve E.F. Keskenler, 2017). Daha sonra çamaşır makineleri, metro istasyonları, su arıtma tesisleri, otomotiv ürünleri, akışkanların akımının kontrolü, motor kontrolü gibi birçok alanda kullanılmıştır.

Klasik mantığın tersine hayatın her alanı belirsizliklerle doludur. Klasik mantıkta her şey 0-1 kesinliğinde kabul edilir. Ancak günlük hayatta örneğin hava sıcaklığını ifade ederken “soğuk, serin, ılık, çok sıcak” gibi ifadeleri kullanırız.

Bulanık Mantık insanoğlunun deneyimlerini günlük hayatta kullandığımız dilsel ifadelerle ifade edip bu deneyimleri makinelere aktarma imkânı verir (Elmas, 2003). Kontrol uygulamak istediğimiz sistemin matematiksel modelinin bilinmemesi önemli değildir. Bulanık Mantık Denetleyici tasarımında önemli olan kontrol edilmek istenen sistem üzerinde uzmanlaşmış kişinin kararlarıdır. Yani Bulanık Mantık Denetleyici tasarımında iyi belirlenmiş bir uzman görüşüne ihtiyaç duyulur. Uzman kişinin hatalı kararları kontrolü olumsuz yönde etkiler. Yaptığımız çalışmada uzman kişinin görüşlerine ihtiyaç duymaksızın Bulanık Mantık Denetleyici yapmak amaçlanmıştır.

1.1. Bulanık Mantık

Klasik mantığın temeli her önermenin doğru ya da yanlış olduğu olgusuna dayanır. Ancak gerçekte önermeler belirsizlik barındırabilir. Yani bir önerme bir miktar

dođru yine bir miktar yanlış olabilir. Bulanık mantık dođru ve yanlış arasında üçüncü bir önerme ortaya koymaktadır (Dinç, 2012). Bulanık mantık bir elemanın bir kümeye ne kadar ait olduğunu belirler (Özdemir ve Kanlıkara, 2020).

Zadeh'e göre bulanık mantığın genel özellikleri şunlardır:

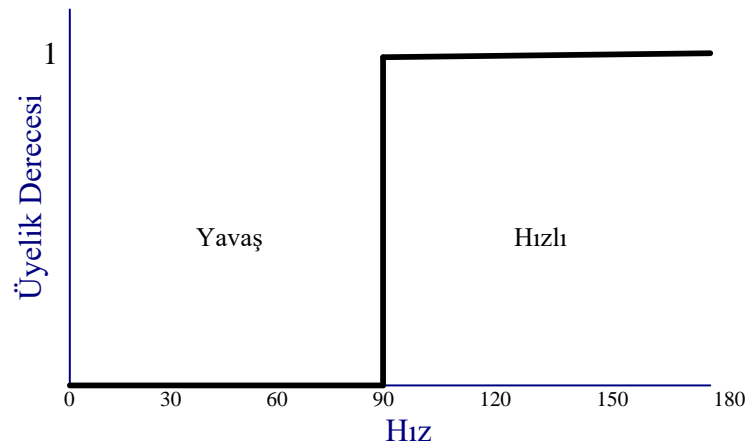
- Kesin değerler kullanmak yerine yaklaşık değerler kullanılır.
- Her şey $[0,1]$ aralığında belirli bir derece ile gösterilir.
- Az, çok, büyük, küçük, kısa, çok kısa, uzun gibi sözel ifadeler bilgiyi şekillendirir.
- Sözlü ifadeler arasında tanımlanan kurallar ile bulanık çıkarım yapılır.
- Mantıksal her sistem bulanık olarak ifade edilebilir.
- Matematiksel modeli elde edilmesi zor olan sistemler için uygundur.

Bulanık mantık, tamamıyla bilinmeyen veya eksik girilen bilgilere göre işlem yapma yeteneğine sahiptir (Elmas, 2003).

1.1.1. Bulanık küme

Klasik küme teorisine göre bir durum ya da bir nesne bir kümenin elemanıdır ya da değildir. Kümenin elemanı olma durumu "1" olmama durumu ise "0" şeklinde iki durum vardır. Bu iki durumun arası yoktur. Ancak gerçek hayatta iki durum birçok uygulamada yetersiz kalır. Bulanık kümelerde kesin bir durum olmayıp iki durum arası olabilir. Örneğin bir arabanın hızını gözlemleyen bir kişi genelde çok yavaş, yavaş, hızlı, çok hızlı gibi sözel ifadeler kullanır

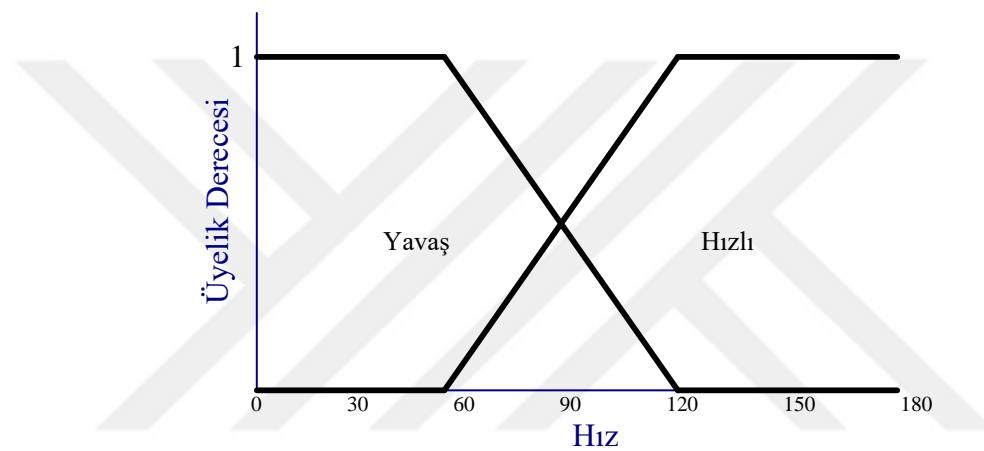
Bir arabanın hızıyla ilgili örnek bir klasik küme örneği Şekil 1.1'de verilmiştir. Arabanın hızı 90 km/s'den küçükse klasik küme göre yavaş olarak kabul edilir.



Şekil 1.1. Bir arabanın hızının klasik küme göre incelenmesi

Şekil 1.1’de klasik mantığa göre araba 1 km/h de 89 km/h de yavaş kümesine aitken 90 km/h hızlı kümesine aittir. Ama aslında arabanın hızını ifade eden bir kişi bu kadar keskinlik kullanmaz. Buna benzer keskin kümelerin olduğu bir durum endüstriyel bir kontrolcüde düşünülürse kontrolcünün çıkışında istenmeyen ani değişimler ortaya çıkacaktır (Elmas, 2003).

Bulanık kümelerde, klasik kümelerin aksine, bir durum ya da bir eleman $[0,1]$ aralığında herhangi bir değeri alabilir. Şekil 1.2’de arabanın hızıyla ilgili aynı örnek bulanık kümelere göre verilmiştir.



Şekil 1.2. Bir arabanın hızının bulanık kümeye göre incelenmesi

Şekil 1.2’de gösterildiği gibi 90 km/h arasındaki hız 0,5 üyelik derecesi ile hem hızlı hem de yavaş kümesine aittir. 60 ile 90 km/h arasındaki hız aralığına değişen üyelik dereceleriyle hem hızlı hem yavaş kümesine aittir.

1.1.2. Üyelik fonksiyonu

E evrensel kümesinde, K kümesi bir klasik küme olsun. K kümesi, $\mu_K(x)$ üyelik fonksiyonu olmak üzere aşağıdaki gibi gösterilebilir (Şaka, 1999).

$$\mu_K(x) = \begin{cases} 1, & \text{Eğer } x \in K \\ 0, & \text{Eğer } x \notin K \end{cases} \quad (1.1)$$

Burada üyelik fonksiyonu ait olup olmamayı ifade ederek $\{0,1\}$ kümesine dönüşür. 0 durumu ait olmamayı, 1 durumu ise ait olmayı gösterir. Bu kümelere göre bir önermenin doğruluğu $(x, \mu_K(x))$ sıralı ikilisiyle belirlenir. Eğer önerme doğru ise sıralı ikilinin ikinci elemanı 1, eğer önerme yanlış ise 0’dır (Özkan, 2006).

Bulanık küme teorisinde ise elemanların bir kümeye aitliği sadece 0 ve 1 ile değil $[0,1]$ aralığındaki herhangi bir sayıyla gösterilebilir.

E evrensel kümesinde, B bulanık küme olsun. B için üyelik fonksiyonu şu şekilde ifade edilir (Elmas, 2003);

$$\mu_B(x): E \rightarrow [0,1] \quad (1.2)$$

E evrensel kümesi içindeki $\mu_B(x)$ üyelik derecesine sahip x elemanlarından oluşan B bulanık kümesi aşağıdaki gibi sıralı çiftlerle ifade edilebilir.

$$B = \{x, \mu_B(x) | x \in E\} \quad (1.3)$$

Eğer E sürekli ise B bulanık kümesi şu şekilde ifade edilir;

$$B = \left\{ \int \frac{\mu_B(x)}{x} \right\} \quad (1.4)$$

Burada “/” işareti bölmeyi göstermez ve “∫” işareti de integrali göstermeyip topluluğu göstermektedir.

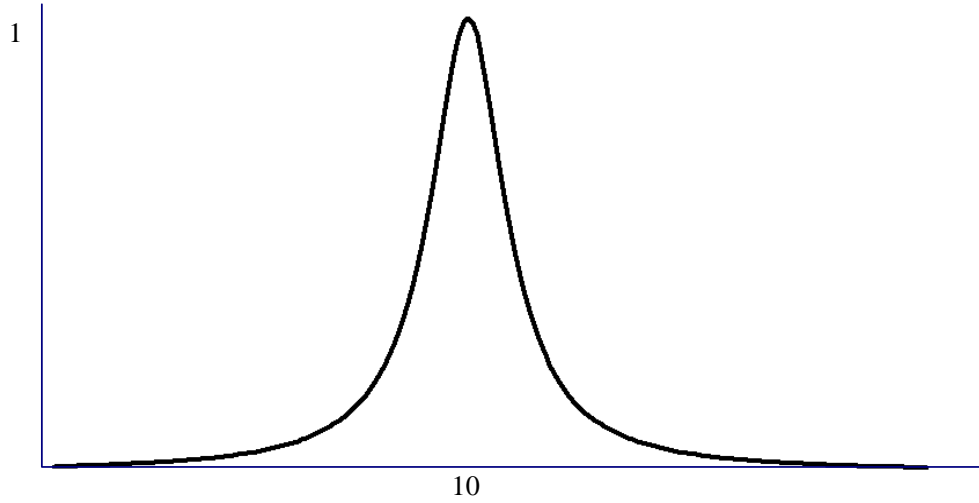
Eğer E ayrık ise B bulanık kümesi şu şekilde ifade edilir;

$$B = \left\{ \mu_B(x_1)/x_1 + \mu_B(x_2)/x_2 + \dots + \mu_B(x_n)/x_n \right\} \quad (1.5)$$

$$B = \left\{ \sum_i \frac{\mu_B(x_i)}{x_i} \right\} \quad (1.6)$$

Burada “+” ve “∑” işareti toplamayı göstermez küme topluluğunu ifade etmek için kullanılır, “/” işareti bölmeyi göstermez (Şen, 2001).

Örneğin Şekil 1.3. 10’a yakın sayıların grafiği olsun;



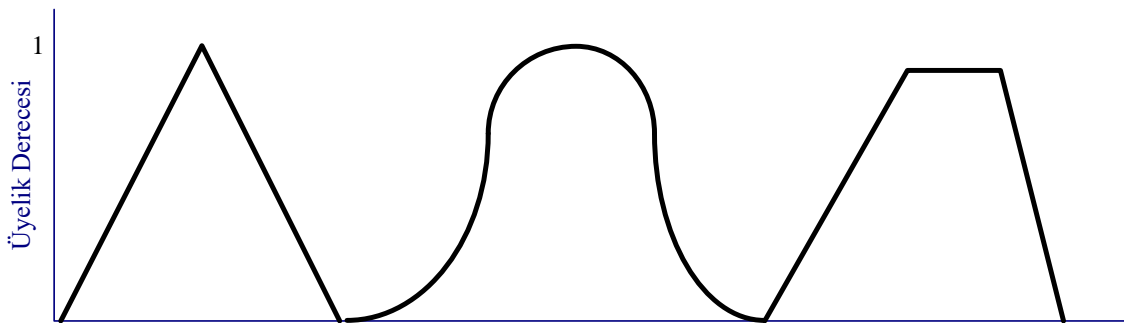
Şekil 1.3. 10'a yakın tam sayıların bulanık kümesi

Yukarıda verilen bulanık kümenin fonksiyonu;

$$\mu_B = \frac{1}{1 + (x - 10)^2} \quad (x \in Z) \quad (1.7)$$

şeklindedir. Bu fonksiyon kullanılarak 10'a yakın tam sayıların oluşturduğu B bulanık kümesindeki x elemanın üyelik derecesi $\mu_B(x)$ bulunabilir. Örneğin bu fonksiyona göre 6'nın üyelik derecesi 0,0588 iken 9'un üyelik derecesi 0,5'tir.

Bulanık kümeleri gösteriminde uzman kişinin görüşüne göre farklı üyelik fonksiyonları kullanılabilir. Genellikle yaygın kullanılan fonksiyonlar üçgen, yamuk, gausyen, s-fonksiyon, π - fonksiyondur. Şekil 1.4.'te bazı fonksiyonlar gösterilmiştir.



Şekil 1.4. Üçgen, π -fonksiyon ve yamuk fonksiyonlar.

Üyelik fonksiyonları belirlenirken sezgisel yöntem kullanılabilceği gibi bazı algoritmalar veya mantıksal işlemler kullanılarak da belirlenebilir (Kar, 2017). Aşağıda sık kullanılan yöntemler verilmiştir.

- **Sezgisel:** Doğuştan gelen yetenekler ve zekâ (Ross, 2010).
- **Çıkarımsal:** Tümdengelimle akıl yürütme yapılır ve bu süreçte bilgi birikimi kullanılarak sonuca varılır (Ross, 2010).
- **Derecelendirme:** Bir kişi ya da grubun anket benzeri araştırmalardaki tercihlerine göre bir bulanık bir değişkene üyelik değeri arama işlemi (Ross, 2010).
- **Sinir Ağları:** Bir eğitim veri setini sinir ağları içinde kullanılarak üyelik fonksiyonunun belirlendiği yöntem (Kar, 2017).
- **Genetik Algoritma:** Bir başlangıç popülasyonu ile en yüksek uygunluk derecesine sahip üyelik fonksiyonunu bulmayı amaçlayan yöntem.
- **Tümevarım:** Az bir bilgi veya deneyimle genel bir yapıya ulaşan, giriş ve çıkış ilişkilerini tanımlayan yöntem.

1.1.3. Bulanıklık ve olasılık

Hem bulanıklıkta hem de olasılıkta belirsizlik olmasına karşın bulanıklıkta belirsizlik oran olarak ortaya çıkar ancak olasılıkta ihtimaldir.

Örneğin bir hastalık için uygulanan bir aşı için;

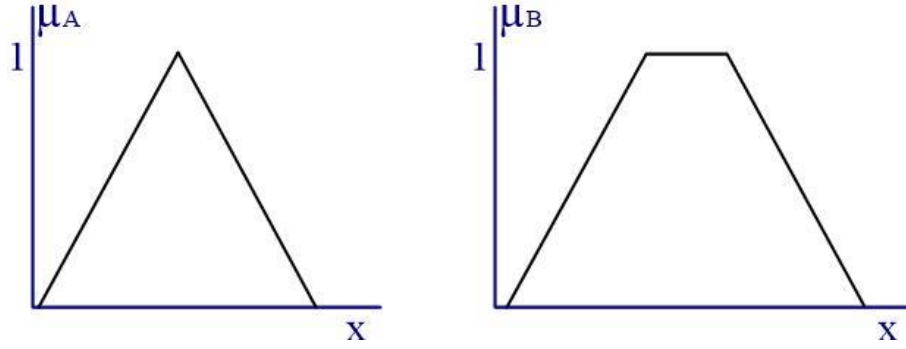
- %10 oranında zararlıdır.
- %10 ihtimalle zararlıdır.

ifadelerinden ilki oran bildirirken, ikincisi ihtimali bildirmektedir (Elmas, 2003). Daha açık bir ifadeyle ilk ifade 0.1 üyelik derecesinde zararlı kümesine aitliği bildirmektedir. Aitlik derecesinin yani üyelik derecesinin olasılıkla hiçbir bağlantısı yoktur (Karaođlan, 2007).

1.1.4. Bulanık kümelerde işlemler

1.1.4.1. Birleşim kümesi

\underline{A} ve \underline{B} , E evrensel kümesinde tanımlanan bulanık kümeler olsun.

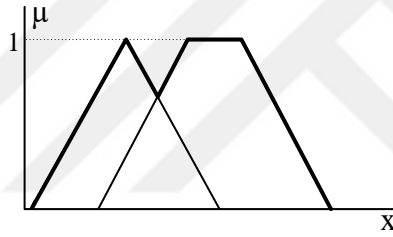


Şekil 1.5. \underline{A} ve \underline{B} bulanık kümeleri

Bu kümelerin birleşimi $\underline{A \cup B}$ şeklinde gösterilirken matematiksel ifadesi

$$\mu_{A \cup B}(x) = \text{MAX}(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (1.8)$$

şeklinde gösterilir. \underline{A} ve \underline{B} kümelerinden üyelik derecesinin en büyük olanı alınır.

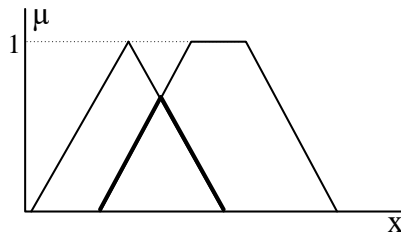


Şekil 1.6. \underline{A} ve \underline{B} bulanık kümelerinin birleşimi

1.1.4.2. Kesişim kümesi

\underline{A} ve \underline{B} bulanık kümelerinin kesişimi bu kümelerden üyelik derecesi en küçük olanın alınmasıdır. Bu kümelerin kesişimi $\underline{A \cap B}$ şeklinde gösterilirken matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir.

$$\mu_{A \cap B}(x) = \text{MIN}(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (1.9)$$



Şekil 1.7. \underline{A} ve \underline{B} bulanık kümelerinin kesişimi

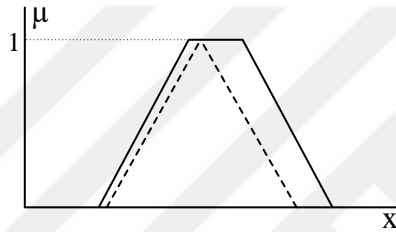
1.1.4.3. Eşit küme, alt küme ve tümleyen

\underline{A} ve \underline{B} bulanık kümelerinin üyelik dereceleri aynıysa bu kümeler bulanık olarak eş kümedir.

$$\underline{A} = \underline{B} \rightarrow \mu_A(x) = \mu_B(x) \quad (1.10)$$

\underline{A} kümesinin üyelik derecesi \underline{B} kümesinin üyelik derecesinden küçükse ise \underline{A} kümesi, \underline{B} kümesinin alt kümesidir.

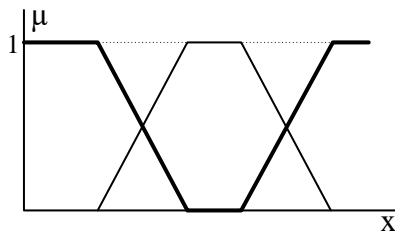
$$\underline{A} \subseteq \underline{B} \rightarrow \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad (1.11)$$



Şekil 1.8. \underline{B} bulanık kümesinin alt kümesi

\underline{B} kümesinin tümleyeni üyelik derecesini 1'e tamamlayandır. \underline{B} 'ya da \underline{B}^c şeklinde ifade edilebilir.

$$\mu_{B^c}(x) = 1 - \mu_B(x) \quad (1.12)$$

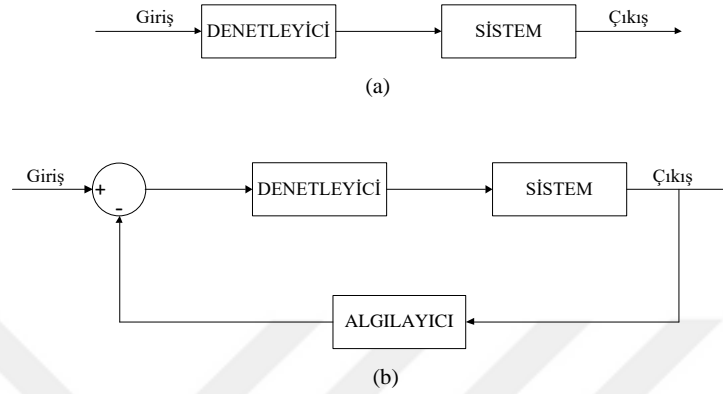


Şekil 1.9. \underline{B} bulanık kümesinin tümleyeni

1.2. Bulanık Mantık Denetleyici Sistemler

Bir sürecin çıkışlarını, istenen bir değerde kalmasını, belirli bir değişimi takip etmesini veya olayların belirli bir sıraya göre olmasını amaçlayan sistemlere kontrol sistemleri denir (Bodur, 2011). Kontrol sistemleri açık döngü ve kapalı döngü olmak üzere temelde ikiye ayrılır. Açık döngü denetim sistemlerinde, denetleme çıkıştan

bağımsızken kapalı döngü denetim sistemlerinde çıkış sinyali giriş sinyaline etki etmektedir. Sistemin çıkışındaki fiziksel değişimi ölçmek için bir algılayıcı kullanılır ve algılayıcıdan gelen sinyal giriş sinyaline etki eder. Açık ve kapalı döngü denetleyici sistemlerin genel yapısı Şekil 1.10.'de verilmiştir.



Şekil 1.10. Denetleyici sistem a) Açık döngü denetim b) Kapalı döngü denetim

Klasik denetleyiciler matematiksel modeli bilinen süreçlere uygulanır. Bulanık mantık denetleyiciler (FLC) karmaşık, matematiksel modeli bilinmeyen, doğrusal olmayan süreçlere uygulanır. Bulanık yöntemlerle bir sistemin veya sürecin modellenirken yaklaşıklık ve kolay çözümlülük kullanılır. Zaten mühendislikteki tüm denklem ve teoriler gerçek dünyanın yaklaşık bir biçimde ifade edilmesidir (Şen, 2001). Bulanık denetleyiciler uzman sistemlerdir dolayısıyla bir bulanık denetleyici tasarımında uzman bilgisine ihtiyaç duyulur. Uzman bilgisi sözel EĞER-O HALDE kurallarına dönüştürülerek bulanık denetleyicide kullanılır. Uzman bilgisinin yetersiz ya da hiç olmadığı durumlarda kurallar oluşturulurken simülasyon, sürecin bulanık modeli, çeşitli öğrenme algoritmaları gibi farklı yöntemler kullanılabilir (Şaka, 1999).

FLC sistem tasarlanırken aşağıdaki aşamalar uygulanmalıdır (Elmas, 2003).

1. Bulanık mantığın problemin çözümüne uygunluğu incelenir
2. Uzman bilgisi ve sistemin davranışına göre gerekli sayıda, giriş ve çıkış değişkenleri için üyelik fonksiyonları tanımlanır.
3. Uzmanın belirlediği sözel kurallar, sezgisel bilgiler, giriş ve çıkış ölçümleri bilginin önemli bölümünü oluşturarak bulandırma yapmaya ve hangi kuralın uygulanacağına karar vermeyi sağlar.
4. Uzman kişi bir kural tabanı tasarlar.

5. Bu kural tabanına göre bazı girişler için çıkışların doğruluğu ve uygunluğu incelenir ve sonuçlar hesaplanır
6. Denetim işleminde uygun bir çözüm yerine yeterli sayıda uygun çözüm elde edilmelidir.
7. Bilgiyi en iyi kontrol eden denetleyici elde edilmelidir.

1.2.1. Bulanık kuralların oluşturulması

Uzman görüşleri, “eğer sistem durumu şu şekilde ise, o halde bu şekilde çıkış uygula” şeklinde ifade edilen, en az bir giriş ve çıkıştan oluşan sözel bilgilerdir (Elmas, 2003). Genellikle, eğer ve o halde kelimelerinin arasında bulunan kısım *öncül* veya *şart kısmı*, ise kelimesinden sonra gelen kısım *kural çıkarım* veya *sonuç kısmı* olarak adlandırılır (Ertunç, 2017). Örneğin bir giriş ve bir çıkışlı oda sıcaklık denetimi için aşağıdaki şekilde ifade edilebilir.

EĞER sıcaklığın durumu= x ise **O HALDE** ısıtıcı denetimi= y

İki giriş ve bir çıkış olduğunda ise;

EĞER sıcaklık durumu= x ve nemin durumu= y ise **O HALDE** ısıtıcı denetimi= z

Yukarıdaki ifadeyi genelleştirirsek n girişli, m çıkışlı kurallar aşağıdaki gibidir (Şaka, 1999).

Kuralⁱ: **EĞER** $x_1=A_1^i$ ve $x_2=A_2^i$ ve ... ve $x_n=A_n^i$ **O HALDE** $y_1=B_1^i$ ve $y_2=B_2^i$ ve ... ve $y_m=B_m^i$ ($n=1, 2, 3, \dots$)($m=1, 2, 3, \dots$)($i=1, 2, 3, \dots$)

Çıkış, girişlerin fonksiyonu olarak tanımlanmışsa;

Kuralⁱ: **EĞER** $x_1=A_1^i$ ve $x_2=A_2^i$ ve ... ve $x_n=A_n^i$ **O HALDE** $y_1=f^i(x_1, x_2, \dots, x_n)$
($n=1, 2, 3, \dots$) ($i=1, 2, 3, \dots$)

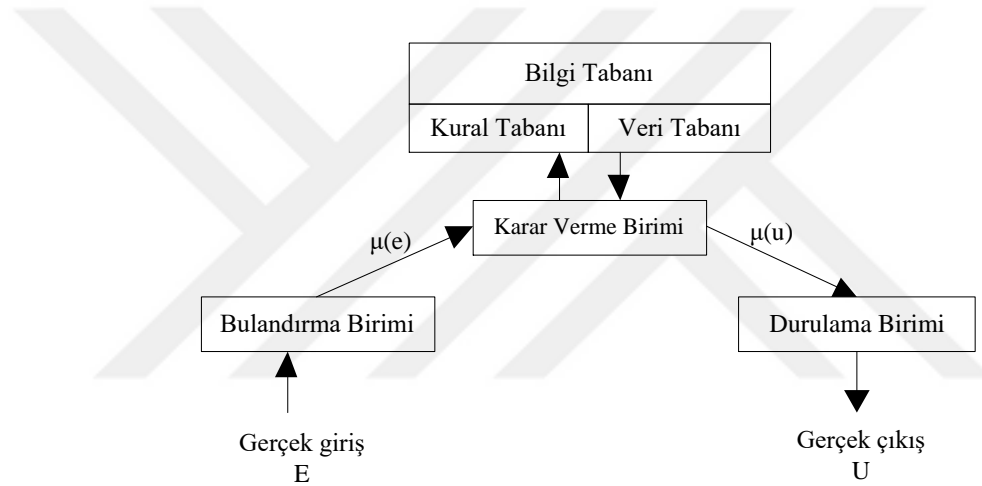
i kural indisi olup A_1^i, B_1^i sarasıyla X ve Y bulanık uzaylarda tanımlanmış x^1, x^2, \dots ve y^1, y^2, \dots giriş ve çıkışların sözel değerleridir. Bulanık denetim kuralları giriş ve çıkışları hesaplayarak denetim hareketine karar vermektedir (Ertunç, 2017).

Bulanık mantık kuralları deneyim ve mühendislik bilgisinin ışığında, sözel olarak, daha iyi formüle edilir. Sözel değişkenlerin belirlenmesi ve seçimi bulanık mantık denetimin sözel yapısı üzerinde oldukça etkilidir. Genellikle bulanık mantık denetiminde giriş değişkenleri, giriş değişkenlerinin hatası ve giriş değişkenlerindeki hatanın değişimi olarak seçilir (Elmas, 2003).

Bulanık kuralların çıkarımında sezgisel, sıralama, çıkarımsal ve öğrenme algoritmaları olmak üzer dört yöntem kullanılsa da genellikle bu yöntemlerin birkaçı birlikte kullanılır.

1.2.2. Bulanıklık denetleyiciler

Şekil 1.11.te verildiği gibi bir bulanık sistem dört temel bileşenden oluşur.



Şekil 1.11. Bulanık sistem

1.2.2.1. Bulandırma birimi

Bulandırma birimi, giriş bilgilerini, üyelik fonksiyonlarını kullanarak, sözel sembolik ifadelerle dönüştürür. Kullanılan bu bilgilerin hepsi kesin bilgi olmak zorunda değildir dolayısıyla önemli miktarda kesin olmayan bilgi içerebilir (Özkan, 2006). Üyelik fonksiyonu kullanılarak girişteki bilgilerin hangi bulanık küme ya da kümelerine ait olduğu ve üyelik derecesinin ne olduğu bulunarak yine bu giriş bilgilerine normal, yüksek, çok yüksek gibi sözel değişken ifadeleri atanır. Denetimin verimini artırmak için üçgen, üçgen yamuk, gausyen gibi farklı bulanık kümeler seçilebilir (Elmas, 2003).

1.2.2.2. Bilgi tabanı

Bulanık mantık denetleyicilerde bilgi tabanı şeklinde bir birim olmayıp anlatımı kolaylaştırma açısından şematik olarak eklenmiştir (Özkan, 2006). Bilgi tabanı kural tabanı ve veri tabanından oluşur.

Kural tabanında giriş değerlerine uygun çıkış değerleri arasında bağlantıların kurulduğu kural satırları şeklinde sözel kurallar bulunur. Örneğin “Eğer oda çok soğuk ise o halde ısıtıcıyı çok aç.”, “Eğer oda az soğuk ise o halde ısıtıcıyı az aç.” gibi kurallar bulunur.

Veri tabanında ise üyelik fonksiyonun eğimi, sınırları gibi bilgileri içermektedir. Sözel olarak ifade edilen bir bölge bir ya da daha fazla üyelik fonksiyonunun tarafından oluşturulur. Bu bölgelerin mikro işlemci kullanılan bir uygulamalı bulanık denetim sisteminde ifade edilebilmesi için her bölgenin üyelik fonksiyonlarının denklemi, başlangıç noktası ve bitiş noktası bilinmelidir. Teorik anlatımda veri tabanı sadece grafiklere gösterilse de uygulamalı yapılan bir bulanık denetleyici sistemde hangi programlama dilinde çalışma yapılıyorsa o dilde programlanmalıdır. Bu kısım programın önemli bir bölümünü oluşturmaktadır (Özkan, 2006).

1.2.2.3. Karar verme birimi (Çıkarım ünitesi)

Karar verme birimi, diğer adıyla çıkarım ünitesi, bulanıklaştırma biriminden gelen bulanık değerleri, kural tabanındaki kurallar sayesinde çıkarım yaparak gerekli denetimi belirler. Burada birçok bulanık anlamlandırma yapılarak insan düşünce yapısına benzeteme amaçlanır (Elmas, 2003).

Herhangi bir giriş değeri kural tabanı ve karar verme birimiyle işleme tabi tutularak, çıktı değeri elde edilir. Bu işlem kural tabanında bilginin modellenme şekline göre yapılır (Özkan, 2006). Bulanık mantıkta, bulanık ilişkiyi tanımlamanın farklı yolları olup, bu yollar genellikle sezgisel olarak belirlenir.

“EĞER $x=A$ ise O HALDE $y=B$ ” bir bulanık kural ve A , U bulanık uzayında ve B , V bulanık uzayında tanımlanmış bulanık kümelerdir ve bu kümelerin üyelik fonksiyonları μ_A ve μ_B olmak üzere yaygın olarak kullanılan bulanık anlamlandırma (bulanık içerme) kuralları verilmiştir (Elmas, 2003). Burada A ve B bulanık kümeler arasındaki ilişki $A \rightarrow B$ şeklinde gösterilmektedir.

Çizelge 1.1. Bulanık anlamlandırma kuralları (Elmas, 2003)

İşlem türü	İçerme formülü	Bulanık içerme
Min (mamdani)	$R_c = A \rightarrow B = AB$	$= \mu_A(U) \wedge \mu_B(V)$
Ürün işemi (larsen)	$R_p = A \rightarrow B = A \bullet B$	$= \mu_A(U) \bullet \mu_B(V)$
Aritmetik ürün (zadeh)	$R_a = A \rightarrow B = 1 - (1 - A + B)$	$= 1 \wedge (1 - \mu_A(U) + \mu_B(V))$
Boolean	$R_b = A \rightarrow B = (1 - A) \vee B$	$= (1 - \mu_A(U)) \vee \mu_B(V)$
Max-min kuralı	$R_m = A \rightarrow B = (A \vee B) \wedge (1 - A)$	$= (\mu_A(U) \vee \mu_B(V)) \wedge (1 - \mu_A(U))$

Buraya kadar olan işlemler kısaca özetlenecek olursa;

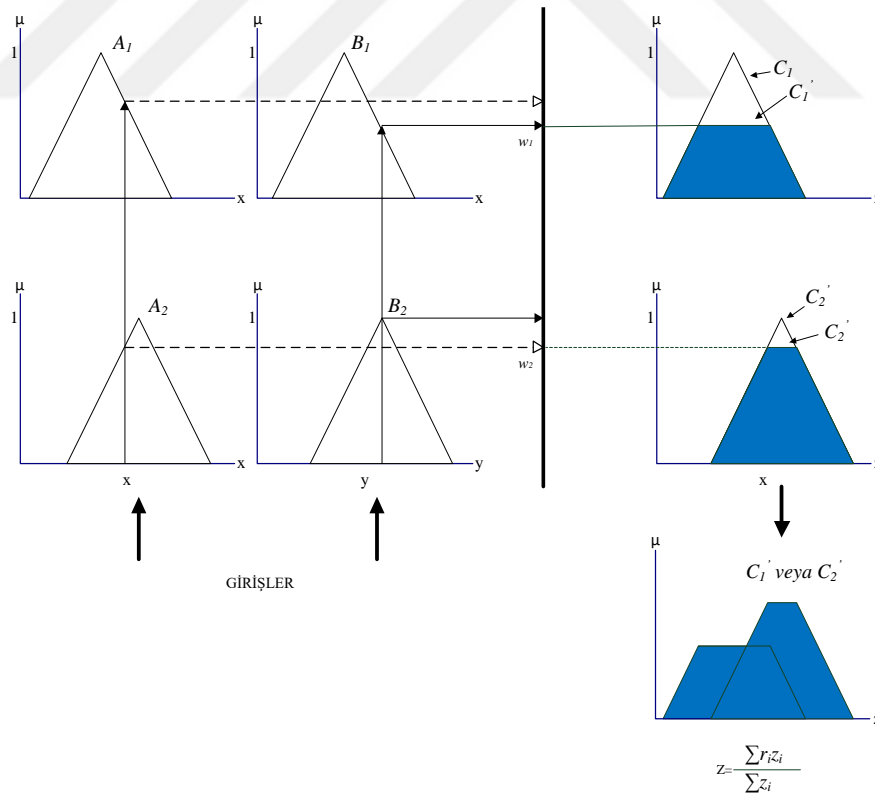
- Bulandırma birimiyle sayısal ifadeler sözel ifadelere dönüştürülür.
- Bilgi tabanında bulanık kümelerin giriş çıkış değişkenleri, üyelik fonksiyonlarının bilgileri ve bulanık kurallar depolanır.
- Karar verme biriminin bilgi tabanından aldığı bilgilerle bulanık kümeler arasında ilişkiler kurulur ve bulanık çıkarım yapılır.

Bulanık çıkarım için bazı yöntemler aşağıda verilmiştir. Bunlardan Mamdani'nin içermesi max-min yöntemi ile birleştirilerek bulanık mantık denetim sistemlerinde çok yaygın olarak kullanılır.

EĞER $x A_i$ *ve* $y B_i$ *ise* *O HALDE* $z C_i$ bir bulanık kural ve A , B ve C bulanık kümeler olsun. A_i ve B_i giriş bulanık kümesi ve C_i çıkış bulanık kümesidir.

Max-Min

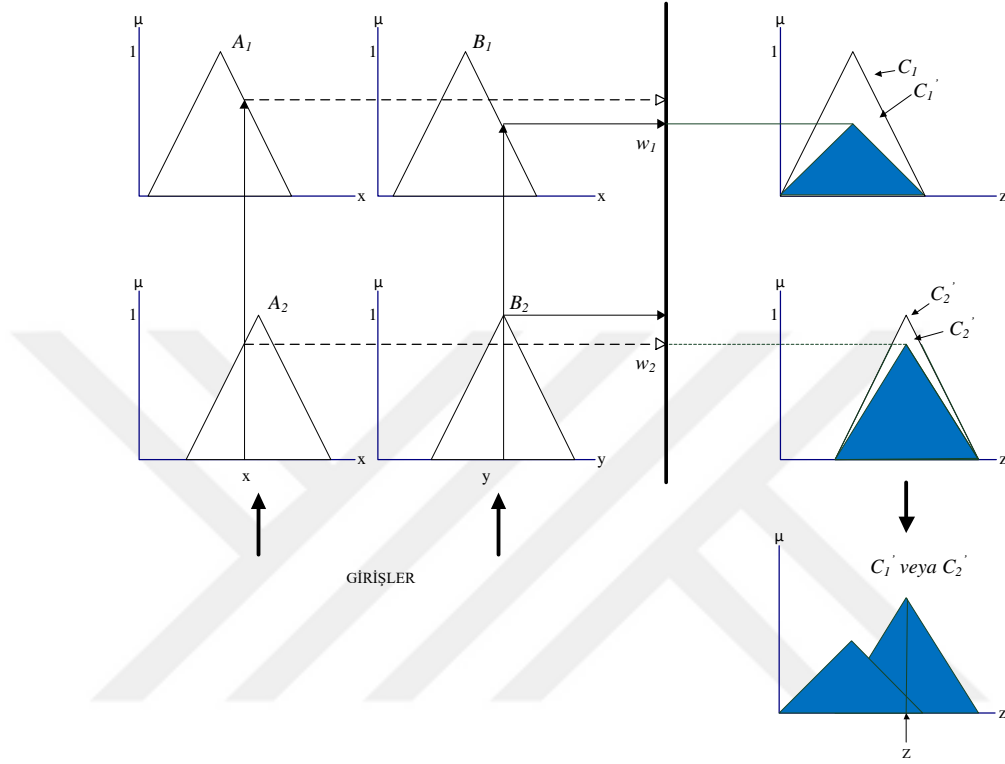
x ve y girişleri için ait oldukları kümedeki üyelik derecelerinin derece değerlerinin üst kısmı kesilir. Çıkış değeri ağırlık ortalaması yöntemiyle hesap edilir (Elmas, 2003).



Şekil 1.12. Min-Max

Max-Dot

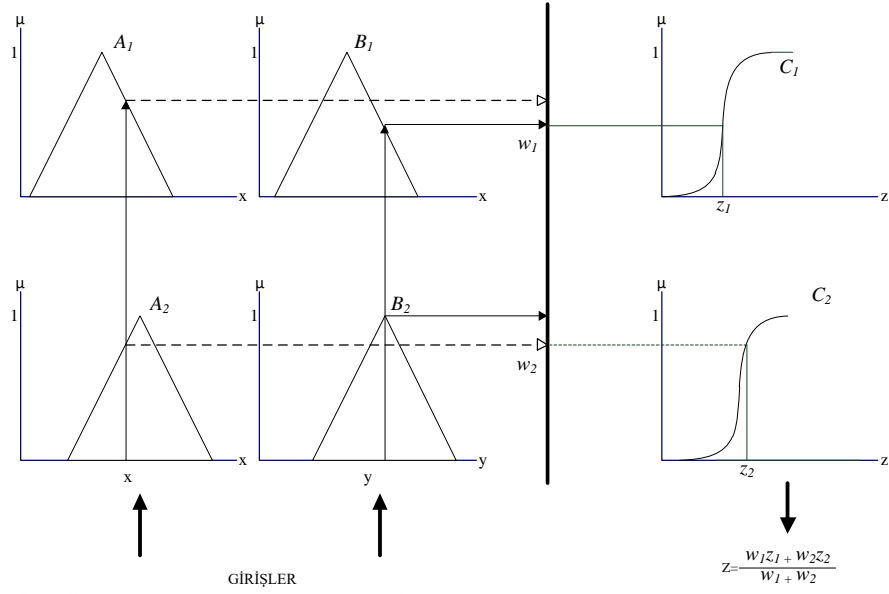
x ve y girişleri için ait oldukları ve üyelik fonksiyonlarındaki, üyelik derecelerine göre ölçeklendirme yapılır. Yeniden ölçeklendirme yapılan kümelerden değeri en büyük (max) seçilerek elde edilir (Elmas, 2003).



Şekil 1.13. Max-Dot

Tsukamoto

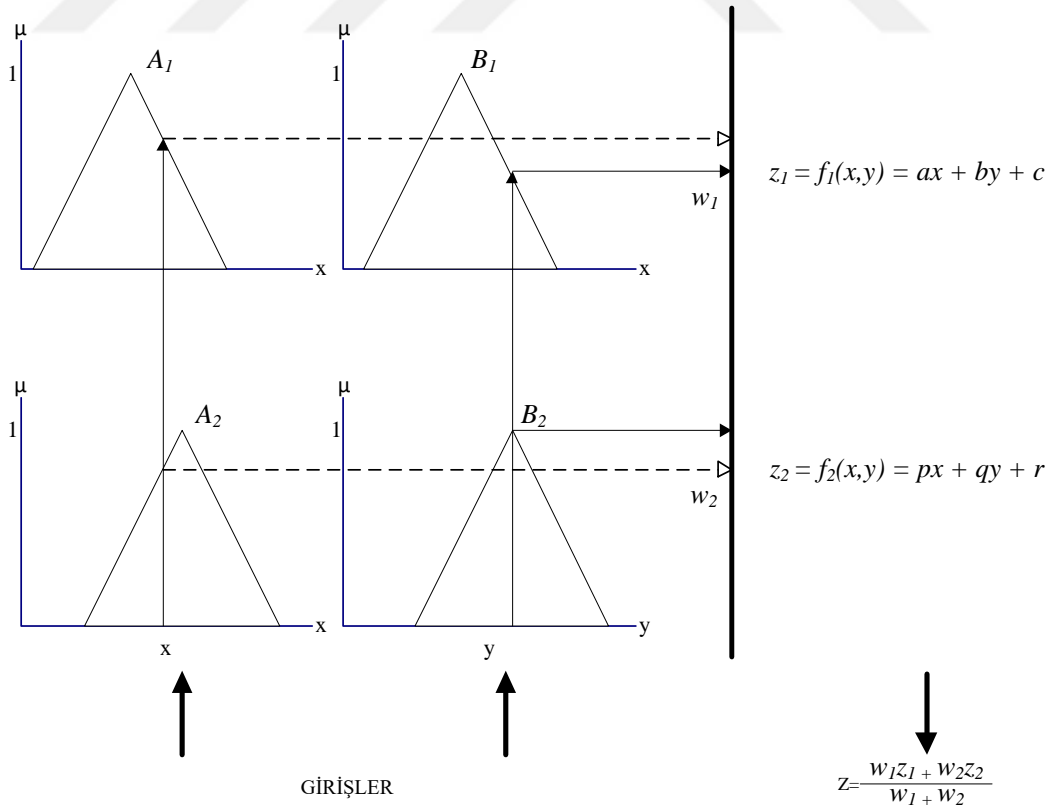
Çıkış üyelik fonksiyonu tek yönlü artan fonksiyon olarak belirlenir. Her kuralın keskin çıkışının ağırlık ortalaması alınarak hesaplanır.



Şekil 1.14. Tsukamoto

Takagi-Sugeno

Her kuralın giriş değerlerinin doğrusal birleşimi çıkışı verir. Bu çıkışların ağırlık ortalamasıyla keskin çıkış hesap edilir.



Şekil 1.15. Takagi-Sugeno

1.2.2.3. Durulama Birimi

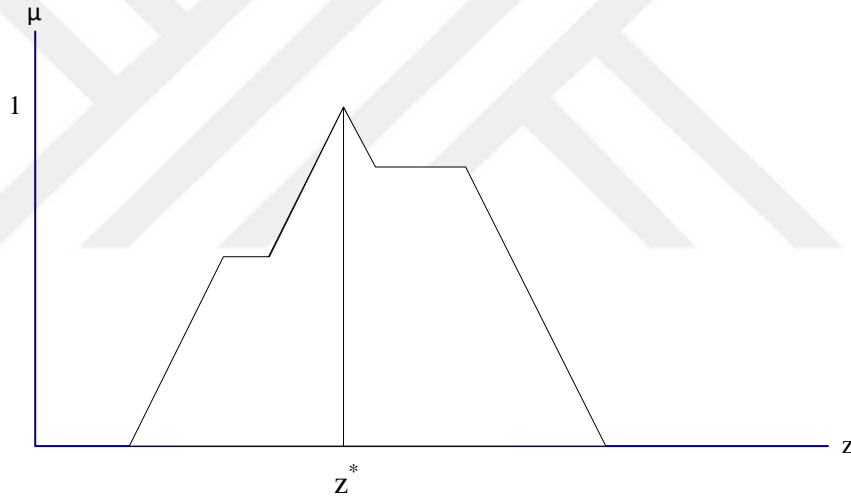
Kontrol sistemlerinin birçoğunda denetim, kesin denetim bilgileri ile sağlanır. Durulama birimi, karar verme biriminin çıkışı olan bulanık değerleri fiziksel ve kesin sayılara dönüştürmeyi sağlar. Durulama birimi, karar verme biriminin tersi değildir (Şen, 2001).

Durulama işlemi yapmak için birçok yöntem olsa da en sık kullanılan yöntemler en büyük üyelik yöntemi, ağırlık merkezi yöntemi, ağırlık ortalaması yöntemi ve ortalama en büyük üyelik yöntemidir. Aşağıda verilen formüllerde z^* durulaştırılmış değerdir.

En büyük üyelik yöntemi

Çıkış bulanık kümesindeki en büyük üyelik derecesi sonuç olarak verilir.

$$\mu_c(z^*) \geq \mu_c(z) \quad z \in Z \quad (1.13)$$

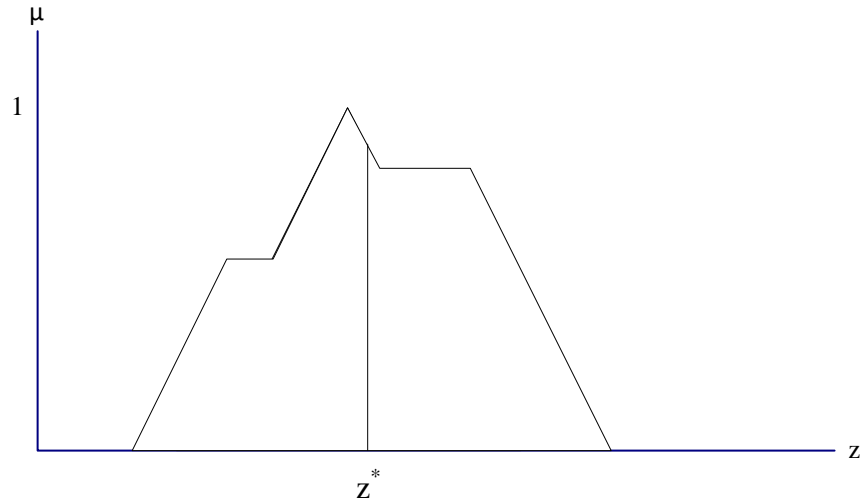


Şekil 1.16. En büyük üyelik yöntemi

Ağırlık merkezi yöntemi

Ağırlık merkezi yöntemi en yaygın kullanılan yöntemdir. Burada \int işareti integraldir (Şen, 2001).

$$z^* = \frac{\int \mu_c(z) \cdot z dz}{\int \mu_c(z) dz} \quad (1.14)$$

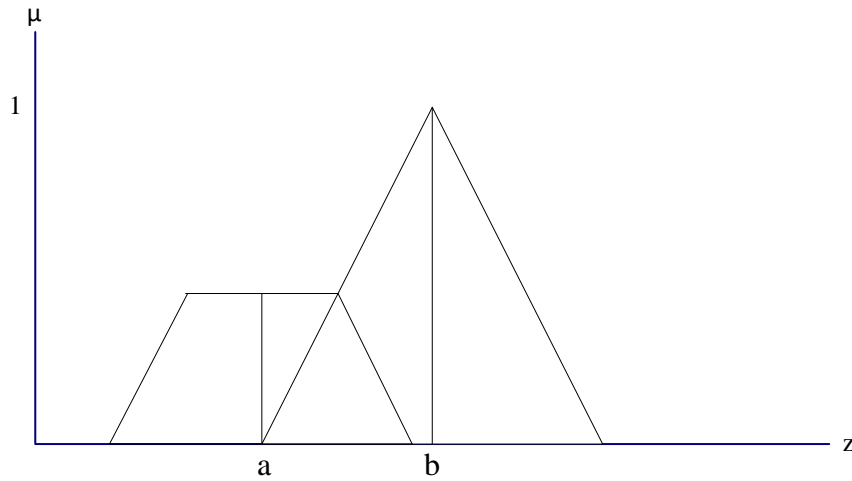


Şekil 1.17. Ağırlık merkezi yöntemi

Ağırlık ortalaması yöntemi

Simetrik üyelik fonksiyonu mevcut olduğu zaman kullanılabilir. Çıktıdaki bulanık kümelerin üyelik fonksiyonlarının en büyük üyelik derecelerinin değerlerinin çarpılmasıyla ağırlık ortalaması hesap edilir (Şen, 2001). a ve b temsil ettikleri şekillerin ortalama değerleridir.

$$z^* = \frac{\sum \mu_c(\bar{z}) \cdot \bar{z}}{\sum \mu_c(\bar{z})} \quad (1.15)$$

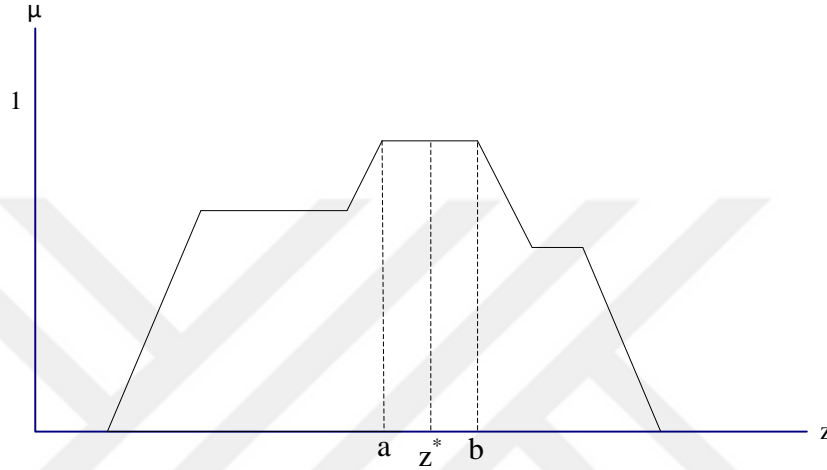


Şekil 1.18. Ağırlık ortalaması yöntemi

Ortalama en büyük üyelik yöntemi

En büyük üyelik yöntemine çok yakın olan bu yöntem, en büyük üyelik derecesi bir noktadan ibaret olmayıp, birden fazla eşit en büyük üyelik derecesi olduğu durumlarda kullanılabilir.

$$z^* = \frac{a + b}{2} \quad (1.16)$$



Şekil 1.19. Ortalama en büyük üyelik yöntemi

1.3. Bulanık Kural Tabanlı Sistemler

Bir bilgiyi insan diline benzer şekilde işlemenin yolu bulanık mantıktan geçer. Bulanık mantık bilgiyi EĞER O HALDE kural tabanlı sistemde işleyip bir çıktı verir. EĞER ve O HALDE kelimeleri arasında kalan kısım öncül, O HALDE kelimesinden sonra gelen kısım çıkarım olarak isimlendirilir.

Daha çok öznel olan, sığ bilgiler adı verilen, uzaman deneyim ve tecrübelerine dayanarak çıkarılan bulanık kuralların sözel olarak ifade edilmesi kolay olsa da daha nesnel olan derin bilginin sözel olarak ifade edilmesi daha zordur. Derin bilgiler fonksiyon, teorem, yapı ve eşyaların arasındaki bağlantılara göre elde edilir (Şen, 2001).

Doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesi öncül ve çıkarım kısımlarının sayı, fonksiyon, keskin küme ve ya bulanık küme olma durumlarına göre 5 farklı tip sisteme göre yapılır. Mamdani, Takagi-Sugeno ve Tsukamoto, bunlardan en yaygın kullanılanlarıdır.

- Bulanık modellerin birinci tipinde öncül ve çıkarım kısımları sayı olarak verilir. \underline{A} ve \underline{B} bulanık kümeler, x öncül, y çıkarım ve i kural indisi olmak üzere;

$$\text{Kural}^i: \text{EĞER } A^i : x=x_i \text{ O HALDE } B^i : y=y_i \quad (i=1, 2, 3, \dots)$$

- İkinci tip bulanık modellerde öncül kısımları keskin küme iken çıkarım kısmı sayı ya da keskin fonksiyondur. \underline{A} ve \underline{B} bulanık kümeler, x öncül, y çıkarım ve i kural indisi olmak üzere;

$$\text{Kural}^i: \text{EĞER } A^i : x_{i-1} < x < x_i \text{ O HALDE } B^i : y=y_i \quad (i=1, 2, 3, \dots)$$

ya da

$$\text{Kural}^i: \text{EĞER } A^i : x_{i-1} < x < x_i \text{ O HALDE } B^i : y=f_i(x) \quad (i=1, 2, 3, \dots)$$

- Öncül kısmı keskin küme ve çıkarım kısmı bulanık olması halinde üçüncü tip doğrusal olmayan bulanık modelleme kullanılır. Çıkış bulanık olduğu için durulaştırma gereklidir. \underline{A} ve \underline{B} bulanık kümeler, x öncül, y çıkarım ve i kural indisi olmak üzere;

$$\text{Kural}^i: \text{EĞER } A^i : x=x_i \text{ O HALDE } y=B^i \quad (i=1, 2, 3, \dots)$$

- Öncül kısmı bulanık küme, çıkarım kısmı ise keskin fonksiyon olması halinde dördüncü tip bulanık modelleme kullanılır. \underline{A} ve \underline{B} bulanık kümeler, x öncül, y çıkarım ve i kural indisi olmak üzere;

$$\text{Kural}^i: \text{EĞER } A^i : x=x_i \text{ O HALDE } B^i : y=y_i \quad (i=1, 2, 3, \dots)$$

- Doğrusal olmayan sistemlerin modellemesinde en çok kullanılan yöntem beşinci tiptir. Burada öncül ve çıkarım kısımları bulanıktır. \underline{A} ve \underline{B} bulanık kümeler, x öncül, y çıkarım ve i kural indisi olmak üzere;

$$\text{Kural}^i: \text{EĞER } A^i \text{ O HALDE } B^i \quad (i=1, 2, 3, \dots)$$

1.4. Bulanık Mantık ve Genetik Algoritmalar

Genetik Algoritma (GA) genetiğin ve doğal seçim kurallarının mühendislik problemlerine uygulanarak en iyi çözümü amaçlayan algoritmalarıdır. GA’larda optimizasyon için başlangıç popülasyonu olarak bilinen bir başlangıç kümesi belirlenir. Çözümleri değerlendirmek amacıyla bir uygunluk fonksiyonu belirlenir ve uygunluk değerleri hesaplanır. Uygunluk değeri en yüksek çözümü bulmak için en iyilerin hayatta kalması, iyi olmayanların yok edilmesi mantığıyla algoritma adımları yürütülerek nesil dediğimiz yeni çözüm kümeleri ortaya çıkarılır (Aydoğdu, 2006).

Bulanık mantıkta uzman bilgisinin olmadığı durumlarda bulanık kuralların üyelik fonksiyonlarının oluşturulması büyük önem arz etmektedir. Üyelik fonksiyonları ve bulanık kuralların oluşturulması bir optimizasyon problemi olarak ele alınabilir. Dolayısıyla GA üyelik fonksiyonu ve kural tabanını oluşturma amacıyla bulanık mantıkta sıkça kullanılmıştır (Kaya, 2014).

GA bulanık mantıkta temelde genetik ayarlama ve genetik öğrenme olmak üzere iki farklı şekilde kullanılmıştır.

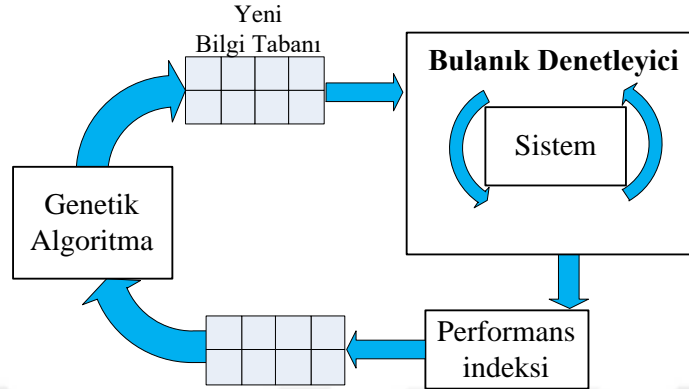
Genetik ayarlama kural, tabanı olan bir bulanık sistemde üyelik fonksiyonu sayıları ve şekilleri gibi parametreleri ayarlama işlemidir (Kaya, 2014).

Genetik öğrenme ise kendi içinde kabaca dörde ayrılır.

- 1) Bunlar ideal kuralların öğrenildiği, veri tabanının herhangi bir değişime uğramadığı kural öğrenme yöntemi
- 2) Önceden belirli olan kurallar kümesi içinden en iyi kuralların seçildiği kural seçme yöntemi
- 3) Üyelik fonksiyonlarının sayısı ve şekli gibi ideal parametrelerin belirlendiği veri tabanı öğrenmesi yöntemi
- 4) Aynı anda hem kural tabanının hem de veri tabanının öğrenildiği bilgi tabanı öğrenme yöntemidir.

GA ile bulanık denetleyici kuralları ya da parametreleri belirlenirken bir başlangıç popülasyonu belirlenir. Denetim sisteminde bir performans indeksi tanımlanır ve bu performans indeksi genellikle GA’da amaç fonksiyonu olarak kullanılır. Bu amaç fonksiyonuna göre GA yeni bireyler üretir ve bunların uygunluk değerini hesaplar. Belirlenen iterasyon sayısına ulaşıncaya kadar ya da uygunluk derecesi belirli bir seviyeye gelinceye kadar GA çalışır ve uygunluk değeri en yüksek nesli çözüm kümesi olarak kabul eder. GA’lar olasılık hesabına göre çalışır ve çözüm kümesinin tamamını incelemek yerine en iyilerin hayatta tutarak ideal çözüm kümesine yaklaşmayı amaçlar.

Dolayısıyla başlangıç popülasyonunun belirlenmesi, kuralların ve parametrelerin iyi şekilde kodlanması son derece önemlidir. GA'lar ideal çözüm kümesine ulaşmayı amaçlasa da her zaman en iyi sonucu vermeyi garanti etmez



Şekil 1.20. Genetik-Bulanık Denetleyici

1.5. Bulanık Mantık ve Sinir Ağları

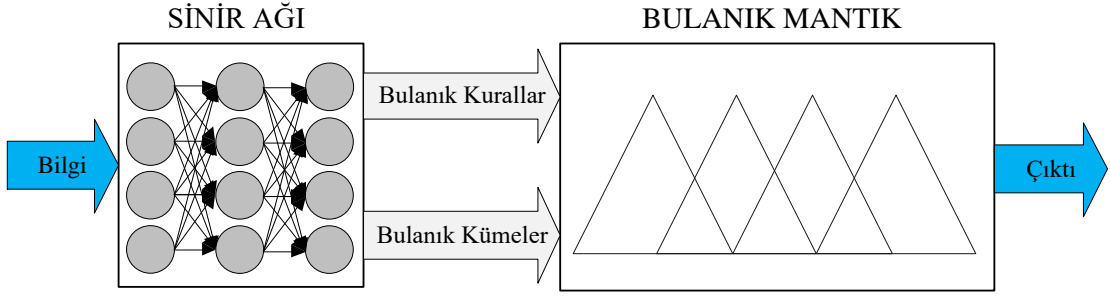
Yapay Sinir Ağları (YSA) insan beynini temel alan öğrenme ile yeni bilgiler üretebilme kabiliyetine sahip olan algoritmalarıdır (Özkan, 2006). YSA'nın öğrenme yeteneği ve bulanık mantığın net olmayan bilgileri işleme ve yorumlama becerisinden faydalanmak için ikisi birlikte farklı şekillerde birleştirilmektedir (Yıldırım, 1998). Ayrıca bu birleşim YSA'nın anlaşılmasını ve bulanık mantığın öğrenme kabiliyetinin olmama durumunu ortadan kaldırır.

YSA bulanık mantıkta genellikle üyelik fonksiyonu üretmek için, üyelik fonksiyonu parametrelerini ayarlamak için ve bulanık kurallar üretme ve ayarlamak için kullanılmaktadır.

1.5.1. Müşterek Sinirsel Bulanık Sistem

Müşterek sinirsel bulanık sistem, üyelik fonksiyonlarının veya bulanık kuralların belirlendiği yöntemdir. Bulanık mantığın parametreleri belirlendikten sonra, YSA arka plana gider. Kural tabanı genellikle bir kümeleme yaklaşımı veya bulanık kümeleme algoritmaları ile belirlenir. Üyelik fonksiyonları genellikle eğitim verilerinden sinir ağı tarafından tahmin edilir (Abraham, 2005).

Şekil 1.21.'de müşterek sinirsel bulanık sistemin modeli verilmiştir.

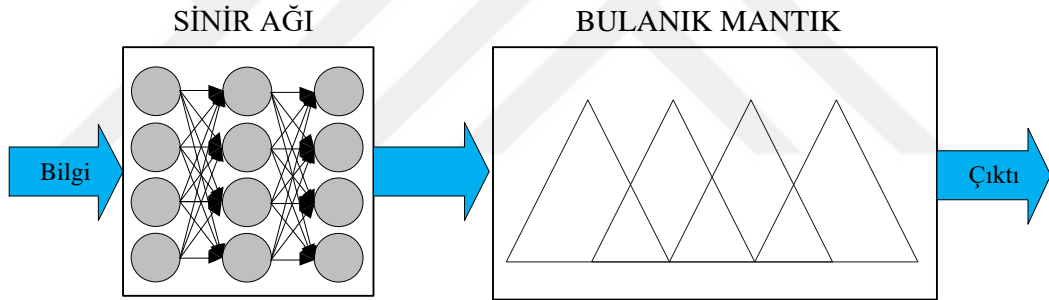


Şekil 1.21. Müşterek sinirsel bulanık sistemin modeli (Abraham, 2005)

1.5.2. Eşzamanlı Sinirsel Bulanık Sistem

Eşzamanlı bir modelde YSA, özellikle denetleyicinin giriş değişkenleri doğrudan ölçülemiyorsa, gerekli parametreleri belirlemek için bulanık mantık denetleyiciye sürekli olarak yardımcı olur. Girdi değerleri ilk olarak YSA'dan geçerek bulanık sisteme aktarılır (Abraham, 2005).

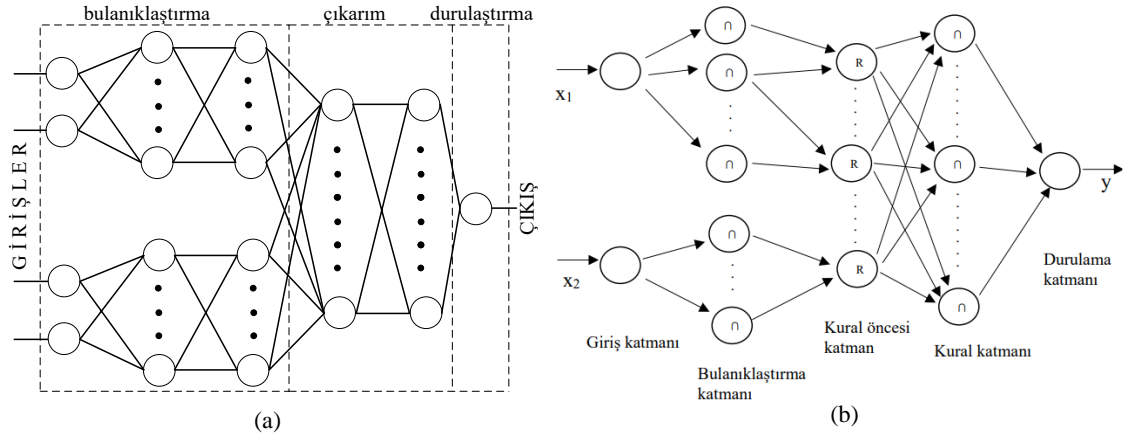
Şekil 1.22.'de eşzamanlı bulanık sinirsel bulanık sistemin modeli verilmiştir.



Şekil 1.22. Eşzamanlı sinirsel bulanık sistem (Abraham, 2005)

1.5.3. Birleşik Sinirsel Bulanık Sistem

Bu modelde YSA bulanık mantığın parametrelerini belirlemek için kullanılır. Birleşik sinirsel bulanık sistemler kendi içinde amacına ve uygulama yöntemine göre 10'dan fazla gruba ayrılabilir. Aşağıdaki Şekil 1.23. (a)' birleşik sinirsel bulanık sistemin genel yapısı (b)'de 5 katmanlı mamdani tipi sinirsel bulanık sistemin yapısı verilmiştir.



Şekil 1.23. (a) birleşik sinirsel bulanık sistemin genel yapısı (b) 5 katmanlı mamdani tipi sinirsel bulanık sistemin yapısı

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Bulanık mantık denetleyicilerde kural tabanının oluşturulmasına yönelik literatür incelemesi yapıldığında, çoğunlukla kural tabanının uzman bilgisi, genetik algoritmalar ve yapay sinir ağları yardımıyla oluşturulduğu görülmektedir.

Seda Postacıoğlu ve Tarık Emre Çelik bulanık mantık denetleyici ile sıcaklık denetimi yapmışlardır. Burada kullandıkları bulanık mantık denetleyicinin kurallarını uzman bilgisi kullanarak oluşturmuşlardır (Postacıoğlu ve Çelik, 2019).

Hugo Torres-Salinas ve arkadaşları bir 3D yazıcıdaki dc motorun konum kontrolünü sağlamak için bir bulanık denetleyici kullanmıştır. Bu bulanık denetleyicinin üyelik fonksiyonlarını ve parametrelerini GA kullanarak optime edilmiştir. Sonuç olarak GA ile ayarlanan bulanık mantık denetleyicinin yükselme zamanı ve yerleşme zamanı bakımında daha iyi bir denetim sağladığı görülmüştür (Torres-Salinas vd., 2022).

A. Homafair ve E. McCormick ise Genetik algoritmalar ile bulanık bulanık denetleyicinin kural tabanının oluşturulması üzerine çalışmıştır. Genetik algoritmalarda kuraları kromozomlar olarak kodlanarak uygunluk derecesi en yüksek kural tabanının bulunması amaçlanmıştır (Homaifar ve McCormick, 1995).

Ahmet Top ve arkadaşları bir dc motorun hız kontrolünü pid ve bulanık mantık denetimle yaparak sonuçları karşılaştırmıştır. Bulanık mantık denetimde yükselme zamanı ve oturma zamanı yönünden daha iyi sonuç elde etmiştir (Top vd., 2017).

Mehmet Bulut ve arkadaşları PI-tipi bulanık denetleyici kullanarak bir dc motorunun hızını kontrol etmişlerdir. Bu bulanık denetleyicideki kurallar genetik algoritma kullanılarak elde edilmiştir. Yaptıkları çalışmada oluşturulan kural tabanı belirli bir süre boyunca sisteme uygulanmış ve uygulanan kural tabanının uygunluk derecesi belirlenmiştir. Daha sonra yeni kural tabanları elde edilerek sisteme uygulanmıştır. Bütün nesiller içinde uygunluk derecesi en yüksek olan kural tabanı denetleyicide kullanılmıştır. (Bulut vd., 2004).

Vedat Topuz yaptığı doktora çalışmasında genetik algoritma ve sezgisel yöntemleri kullanarak bulanık mantık kurallarını oluşturup bir prosesi kontrol etmeyi amaçlamıştır (Topuz, 2002).

Mehmet Konar yaptığı çalışmada yaptığı çalışmada bulanık mantık ve yapay sinir ağları kullanarak uçuş kontrol sisteminin bazı parametrelerini hesaplamayı amaçlamıştır. Bulanık kuralların oluşturulmasında YSA'dan faydalanılmıştır (Konar, 2010).

A. Oruç Şener yaptığı yüksek lisans çalışmasında tasarladığı bulanık denetleyicinin kurallarını oluşturmak için YSA kullanmış ve çok sayıda kural elde etmiştir (Şener, 2004).

Plamen P Angelov ve Xiaowei Gu yaptığı çalışmada verileri farklı özelliklerine göre sınıflandırmış ve bu sınıflandırmaya göre bulanık kurallar ortaya koymuştur. Yaptığı çalışmada örneğin köpeklerin boylarını ve ağırlıklarını ampirik olarak incelemiş ve bulanık kümeleri oluşturmuştur (Angelov ve Gu, 2018).

Wong ve Her yaptığı çalışmada uzman deneyimi gereksiz genetik algoritmali bir sistem tasarlamıştır. Bu çalışmada bir ters sarkaç sisteminin bulanık kuralları genetik algoritma sayesinde oluşturulmuştur. Elde edilen sonuçlar, bazı gereksiz bulanık kümelerin ortadan kaldırılarak daha az kural ile yüksek performansın sağlandığını göstermiştir (Wong ve Her, 1999).

Fayçal Chabni ve arkadaşları gerçek bir su tankı üzerinde seviye denetimi yapmıştır. Yapılan çalışmada pi denetleyici ve bulanık mantık denetleyici kullanılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır ve bulanık mantık denetimimin pi denetime göre daha iyi performans sergilediği görülmüştür (Chabni vd., 2016).

S. Nur Aisah ve Romi Wiryadinata bulanık model referans öğrenme kontrolü algoritmasıyla bulanık adaptif tabanlı dc motor hız kontrolü yapmıştır. Bu çalışmada hatanın sıfır olması prensibine göre kontrol uygulanmıştır. Bir bulanık denetimli dc motor sistemine bulanık ters model uygulanarak öğrenme mekanizması oluşturulmuştur. Bu çalışmada kullanılan algoritmayla yapılan kontrolün bulanık PID'ye göre nispeten daha iyi sonuç verdiği ortaya konulmuştur (Aisah ve Wiryadinata, 2020).

Mehmet Bulut bulanık ters model kullanılarak doğru akım motor sürücüsü için referans model tabanlı uyarlanabilir bulanık denetleyici isimli yaptığı çalışmada bulanık ters model öğrenme ile model referans bulanık kontrol kural tabanını uyarlamamıştır ve sistem modeli davranışlarından bulanık denetleyici ayarlamıştır. Tasarlanan bu sistemde sistemin yaklaşık 4 saniyede referans hıza ulaştığı görülmüştür. Bulanık ters model öğrenme metodu ile dc motoru sürmek için başarılı uyarlanabilir bulanık denetleyici kural tabanının uzaman bilgisi gereksiz belirlenebileceğini ortaya koymuştur (Bulut, 2021).

V. Emre Ömürlü ve İbrahim Yıldız yaptıkları çalışmada, uzaysal bir kumanda kolu olarak tasarlanan, kuvvet geri beslemeli bir 3x3 stewart platform mekanizmasının, kazanç ayarlamalı bulanık PID denetimi ile katılık kontrolü yapmıştır. Tasarlanan denetim, daha temel, PID ve bulanık PID denetleyicileriyle de karşılaştırılmış, hem

kuvvet hem de tork geri beslemesinde tasarlanan denetleyicini verimli bir şekilde kullanılabileceği ortaya konmuştur (Ömürlü ve Yıldız, 2009).

Ahmad M. Zaki ve arkadaşları yaptığı çalışmada bulanık mantıkla dc motorun hızını kontrol etmiştir. Bu çalışmada bulanık denetleyici parametreleri, "bulanık ters model" ve bir "bilgi tabanı değiştiricisi" olmak üzere iki ana bölümden oluşan öğrenme mekanizması tarafından ayarlanmıştır. Deneysel sonuçlardan, çalışması yapılan yerleşik iki seviyeli doğrudan uyarlanabilir bulanık kontrolörün performansı ve yük uygulanırken yanıt verme önceliği açısından normal bulanık denetleyiciden daha iyi olduğu görülmektedir (Zaki, 2015).

Volkan Müjdat Tiryaki gemilerin iskelelerde bekleme süresini üzerine yaptığı çalışmada verileri Wang-Mendel Nöro-Bulanık kural çıkarım yöntemi ile işleyip, gemilerin iskelede bekleme süresini hesaplayan bulanık bir model ortaya koymuştur (Tiryaki, 2006).

A. Aycan Gençkal ve Tuna Göksu bulanık mantıkla ardışık kavşaklarda trafik sinyalizasyonunun denetimini yaparak trafik akış hızının arttığını ve yakıt tüketiminin azaldığını ortaya koymuştur. (Gençkal ve Göksu, 2022)

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Materyal

Bir DC motorun hız kontrolü üzerine yapılan bu çalışmada bir deney düzeneği kullanarak tüm sonuçlar deney düzeneği üzerinden elde edilmiştir.

Deney düzeneği oluşturulurken;

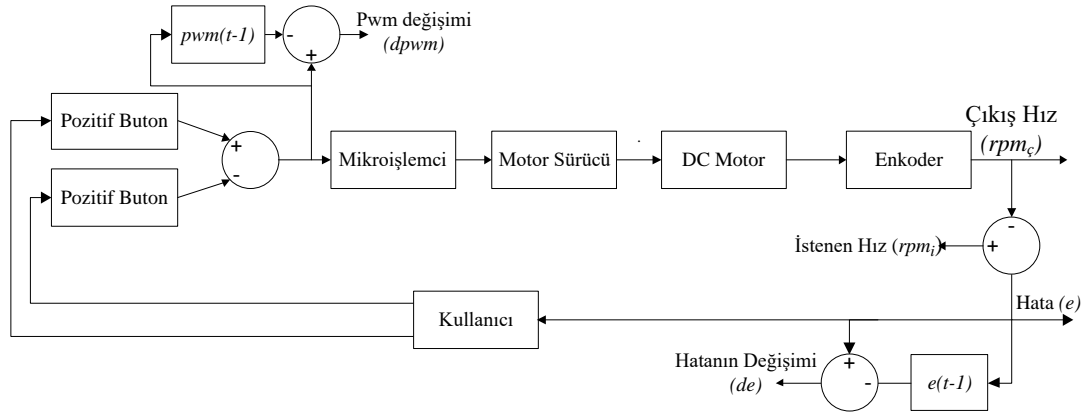
- 12 V, 10000 rpm enkoderli dc motor
- Raspberry Pi 3 Model B
- Tam H köprülü BTS7960B Motor Sürücü Kartı
- 12 V, 5 A DC güç kaynağı
- Raspberry Pi 3 Model B'nin programlanmak için Matlab/Simulink kullanılmıştır

3.2. Yöntem

Öncelikle bir kullanıcı tarafından geri beslemesi yapılan dc motor hız denetleyicisi tasarlanmıştır. Belirli hızlarda bir kullanıcı tarafından motor hızı kontrol edilmiş ve tüm bu süreçteki hız (V), hata (e), hatanın değişimi ve PWM değişimi verileri kaydedilmiştir. Sonrasında bu eğitim verileri e-ortalamar algoritmasıyla kümelenecek ve küme sınırları tespit edilmiştir. Eğer veriler bir düzene göre ortaya çıkmış ise kümeler ve küme sınırları düzenli verilerde yoğunluk bölgesine göre oluşturulmuştur. Küme sınırlarına göre verilerin istatistiği alınmış ve bu istatistiğe göre kurallar oluşturulmuştur. Oluşturulan bu kurallar Matlab/Simulink üzerinde tasarlanan bulanık mantık denetleyicinin kural tabanına yerleştirilerek hız kontrolü sağlanmıştır.

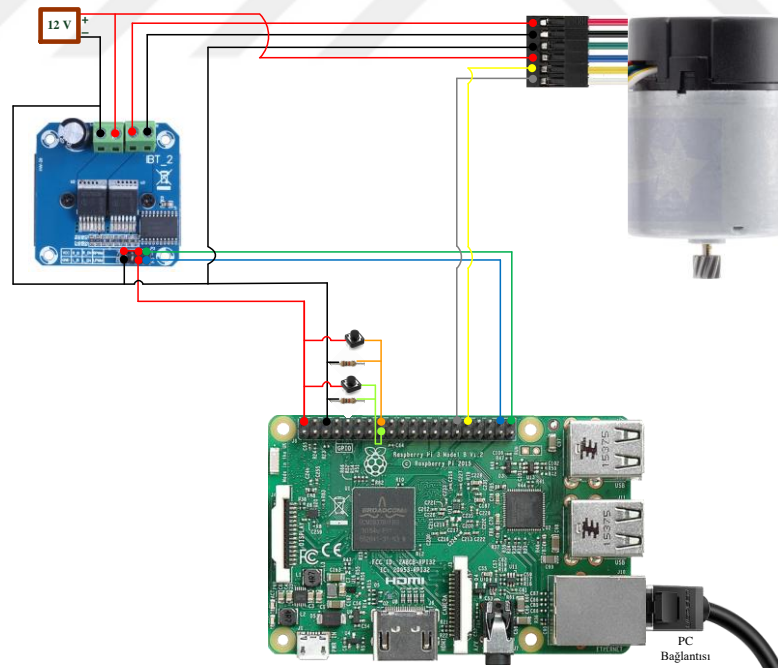
3.2.1. Kullanıcı geri beslemeli dc motor hız denetimi ve verilerin kayıt edilmesi

DC motorun hız kontrolü için Şekil 3.1.'de görüldüğü gibi bir kontrol sistemi tasarlanmıştır.



Şekil 3.1. Kullanıcı geri beslemeli dc motor hız denetim sistemi

Şekil 3.1.'de gösterilen kontrol sisteminin devresi Şekil 3.2.'de görüldüğü gibi oluşturulmuştur. Saat yönünün tersi pozitif yön olacak şekilde motorun max pozitif hızı 10000 rpm ve max negatif hızı -10000 rpm'dir. Dolayısıyla motorun hızı 1000 rpm aralıklarla olacak şekilde, negatif yönde -10000 rpm, -9000 rpm, -8000 rpm, ..., -1000 rpm'de ve pozitif yönde 1000 rpm, 2000 rpm, 3000 rpm, ..., 10000 rpm'de hızları kontrol edilmiştir.



Şekil 3.2. Kullanıcı geri beslemeli dc motor hız denetim sistemi ve elemanları

Kullanıcı motorun dönmesini istediği yöndeki butona, motorun hızı istenilen hıza gelinceye kadar, basılı tutar. Kullanıcı butona basar basmaz bir sayıcı devreye girer ve her 0.1 saniyede 0,0025 artarak saymaya başlar. Yine sayıcının değeri her 0.1 saniye

aralıklarla raspberry pi'ye gönderilir. Gönderilen bu sinyal aslında Raspberry pi'nin nasıl bir pwm sinyali oluşturacağını belirler. Raspberry pi çıkışında üretilecek sinyal, 0 ile 1 arasında bir girişle belirlenir. Örneğin sayıcıdan 0.25 değeri geliyorsa %25'i 5 V'den %75'i 0 V' olan bir kare dalga üretilir (%25 Duty Cycle). Motor sürücüyü gönderilen bu sinyal ile sürücünün ne kadar gerilim vereceği belirenmiş olur. Yani pozitif butona basıldıkça motorun gerilimi artar, dolayısıyla hızı artar. Bu hız DC motor üzerindeki bir enkoder yardımıyla rpm'e dönüştürülür. İstenilen hıza gelindiğinde gelindiği zaman kullanıcı butona basmayı bırakır. Eğer istenilen hız geçilmiş ise diğer butona basarak motorun yavaşlayarak istenilen hıza gelmesini sağlar. Motor durduruluncaya kadar sabit hızda dönmeye devam eder. Hata, hatanın değişimi ve pwm değişimi aşağıdaki gibi hesaplanarak bütün değerler kaydedilmiştir.

$e(t)$ hata, rpm_i istenen rpm, $rpm_c(t)$ çıkış rpm, $de(t)$ hatadaki değişim, $e(t-1)$ bir önceki hata, $dpwm(t)$ pwmdeki değişim, $pwm(t)$ pwm ve $pwm(t-1)$ bir önceki pwm olmak üzere;

$$e(t) = rpm_i - rpm_c(t) \quad (3.1)$$

$$de = e(t) - e(t - 1) \quad (3.2)$$

$$dpwm(t) = pwm(t) - pwm(t - 1) \quad (3.3)$$

Anlaşılabacağı üzere esasında pwm bir anlamda gerilim demektir. Dolayısıyla bu süreçteki veriler kaydedilirken gerilimi değişimini kaydetmek yerine pwm değişim değeri kaydedilmiştir. Belirlenen tüm hızlar için yukarıdaki süreç uygulanır ve veriler kaydedilir.

Dc motor üzerindeki enkoder her turda 16 pulse vermektedir ve tasarlanan sistemde her 0.5 saniyede bir değer üretilmektedir. "Rpm Hesabı" bloğunda enkoderden gelen pulse sayısı, 2 ile çarpılarak 1 saniyedeki pulse sayısı, 60 ile çarpılarak 1 dakikadaki pulse sayısı hesap edilir. Dakikadaki pulse sayısı 16'ya bölünerek bir dakikadaki devir sayısı hesap edilir. İstenen hızdan o andaki hız çıkarılarak hatayı, hatadan bir önceki hatayı çıkararak da hatanın değişimi hesap edilir.

3.2.2. K-means, e-means ve verilerin klasik kümelere ayrılması

3.2.2.1. K-means kümeleme algoritması

K-means kümeleme algoritması n tane elemandan oluşan bir veri setinin, k tane kümeye, benzer özelliklerine göre, bölmektir. Burada amaç aynı kümedeki elemanların benzerliğinin maksimum, kümelerin arasındaki benzerliğin ise minimum olmasıdır.

Kümedeki elemanların benzerliği, küme merkezine olan uzaklıkla belirlenir (Demiralay ve Çamurcu, 2005). Bu kümeleme yönteminde elemanların küme merkezlerine olan uzaklıkları hesap edilirken Öklit Uzaklığı, Öklit Uzaklığının Karesi, Manhattan Uzaklığı ve Chebychev Uzaklığı formülleri kullanılabilir.

n boyutlu uzayda $A=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ve $B=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ iki farklı nokta olmak üzere öklid uzaklığı formülüne göre, A ve B arasındaki d uzaklığı şu şekildedir:

$$d = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3.4)$$

K-means kümeleme algoritması aşağıdaki 4 adıma göre hareket eder (Demiralay ve Çamurcu, 2005):

1. Adım: k tane küme merkezi belirlenir.
2. Adım: Her elemanın küme merkezlerine olan uzaklığı hesaplanır. Her eleman kendisine en yakın kümeye atanır.
3. Adım: Oluşan kümelerin yeni merkez noktaları küme içinde bulunan elemanların ortalama değeri olarak belirlenir.
4. Adım: Küme merkezleri değişmeyinceye kadar ya da kümelerdeki eleman sayıları sabit kalıncaya kadar 2. ve 3. adım tekrar eder.

K-means kümeleme algoritmasının en büyük dezavantajı olan k küme sayısının belirlemede, veri sayısının çok fazla olmaması durumunda, aşağıda verilen eşitlik kullanılabilir (Çolak vd., 2016).

$$k = \sqrt{\frac{n}{2}} \quad (n \text{ kümelenecek eleman sayısı}) \quad (3.5)$$

3.2.2.2. E-means kümeleme algoritması

Bu çalışmada k-means kümeleme algoritmasına çok benzeyen bir kümeleme algoritması olarak e-means isminde yeni bir kümeleme algoritması ortaya konulup kullanılmıştır. Normalde k-means kümeleme algoritmasında küme merkezleri bir nokta olarak belirlenirken bu çalışmada kullanılan e-means kümeleme algoritmasında küme merkezi x eksenine paralel olacak bir doğru şeklinde belirlenmiştir. Dolayısıyla, bir

verinin küme merkezlerine olan uzaklığı hesap edilirken, kümeme merkezi olarak belirlenen doğruya olan dik uzaklık dikkate alınmıştır.

Örneğin kartezyen koordinat sisteminde $A(x_1, y_1)$ bir veri ve $M(x_2, y_2)$ bir küme merkezi olmak üzere, k-means kümeleme algoritmasında A ve M arasındaki öklid formülüne göre uzaklık;

$$\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (3.6)$$

şeklinde hesaplanırken, bu çalışmada kullanılan e-meansta $A(x_1, y_1)$ bir veri ve $y=y_2$ doğrusu bir küme merkezi olmak üzere, e-means kümeleme algoritmasına göre uzaklık;

$$\sqrt{(y_1 - y_2)^2} \quad (3.7)$$

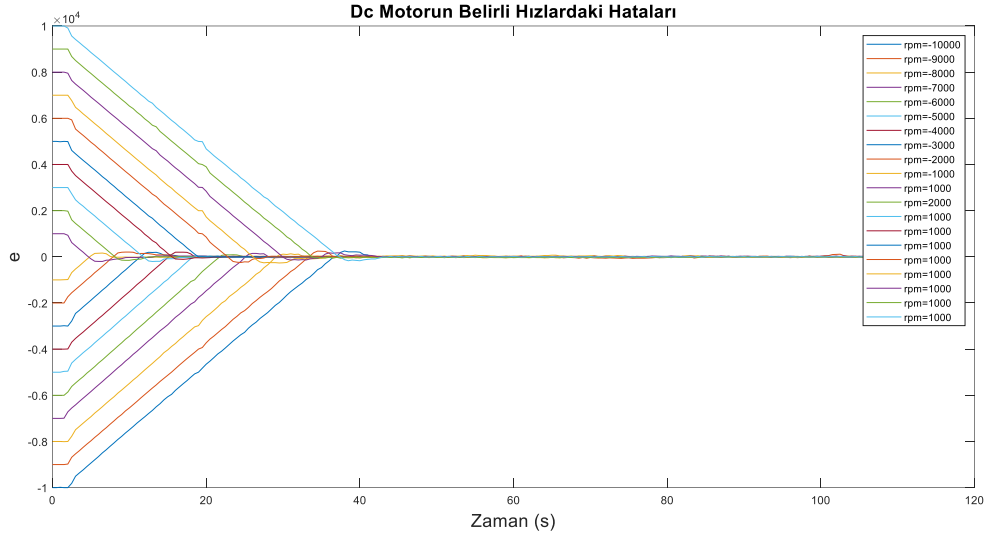
şeklinde hesaplanır.

E-means kümeleme algoritması aşağıdaki 4 adıma göre hareket eder.

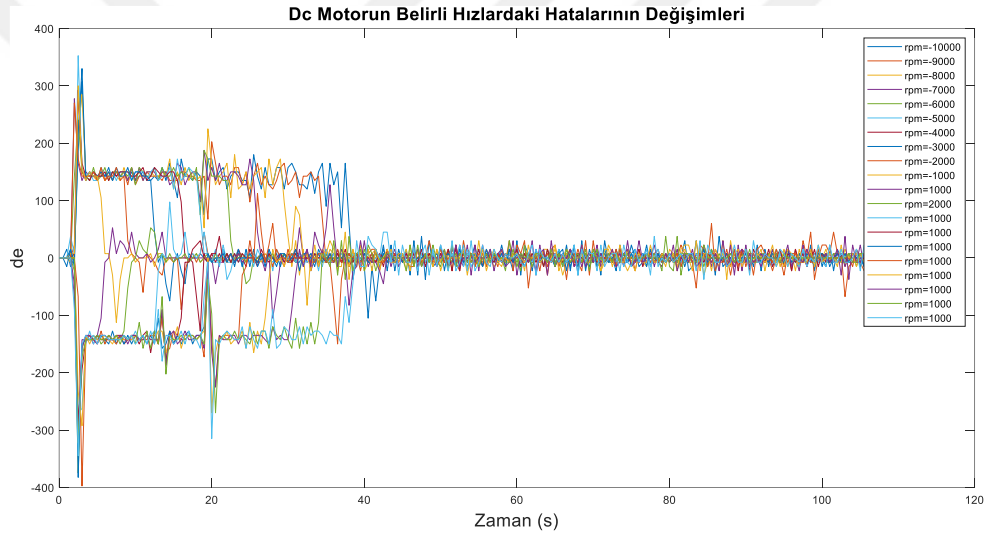
1. Adım: sezgisel olarak k tane küme merkezi belirlenir.
2. Adım: Her elemanın küme merkezleri olan doğruya uzaklığı hesaplanır. Her eleman kendisine en yakın kümeye atanır.
3. Adım: Oluşan kümelerin yeni merkez doğruları küme içinde bulunan elemanların ortalama değeri olarak belirlenir. ((x,y) şeklinde verilen verilerin sadece y değerleri dikkate alınır.)
4. Adım: Küme merkezi olan doğrular değişmeyinceye kadar ya da kümelerdeki eleman sayıları sabit kalıncaya kadar 2. ve 3. adım tekrar eder.

3.2.2.3. Verilerin Kümelere Ayrılması

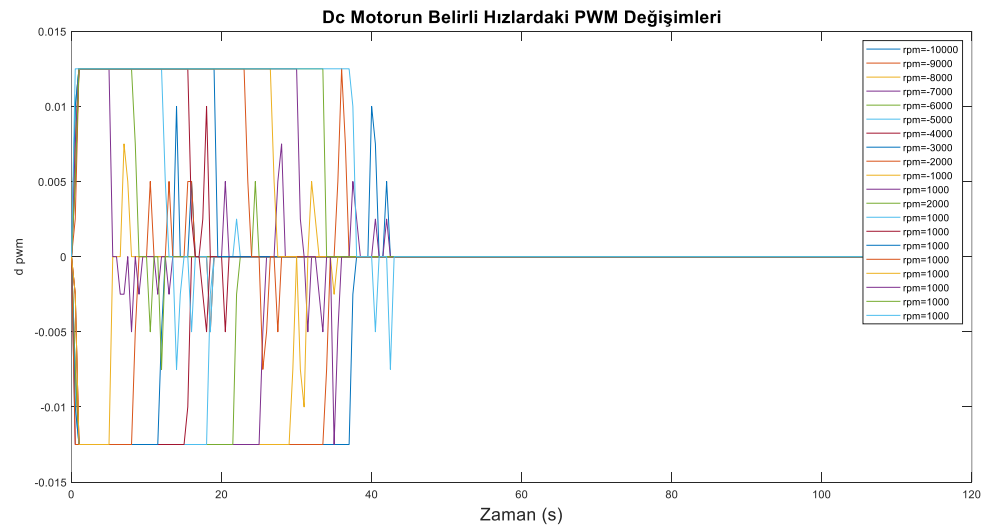
Geri beslemesi bir kullanıcı yardımıyla yapılan, belirli hızlarda bir dc motorun hız denetim süreçleri kaydedilmişti. Aşağıdaki şekillerde bu süreçte kaydedilen hata, hatanın değişimi ve pwm'in değişimi veri gruplarının grafikleri verilmiştir.



Şekil 3.3. Hata verilerinin grafiği



Şekil 3.4. Hatanın değişimi verilerinin grafiği



Şekil 3.5. Pwm değişimi verilerinin grafiği

Bu çalışmada her veri grubu, klasik NEGATİF (NE), SIFIR (SI) ve POZİTİF (PO) olarak küme sayısı $k=3$ olacak şekilde belirlenmiştir. Hata verileri sezgisel olarak kümelenirken hatanın değişimi verileri ve pwm değişimi verileri e-means kümeleme algoritması kullanılarak kümelenmiştir.

Hata verilerinin kümelenmesi:

Hata verileri düzenli veriler olup 0'a yakın bir bölgede yoğunlaşmıştır. Dolayısıyla bu veriler e-means yerine, kontrolün sağlanıp sağlanmadığına göre incelenmiştir. Çoğu otomatik kontrol sisteminde hatanın, referans değerinin $\mp\%5$ 'inden az olması durumunda kontrolün sağladığı kabul edilmektedir. Dolayısıyla hatanın verilerinin kümelenmesi, kontrol etmek istediğimiz, pozitif yöndeki hızların %5'lik değerlerinin ortalamasına ve negatif yöndeki hızların %5'lik değerlerinin ortalamasına göre yapılmıştır.

Kontrolü istenen hız rpm_i , pozitif yöndeki veya negatif yöndeki toplam hız sayısı n olmak üzere;

$$\sum_{i=1}^n (rpm_i \times \frac{5}{100}) \div n \quad (3.8)$$

- Pozitif (PO) ve sıfır (SI) kümelerini ayıran sınır ps :

$$ps = (10000 + 9000 + \dots + 2000 + 1000 + 0) \times \frac{5}{100} \div 11 = 250$$

- Negatif (NE) ve sıfır (SI) kümelerini ayıran sınır ns :

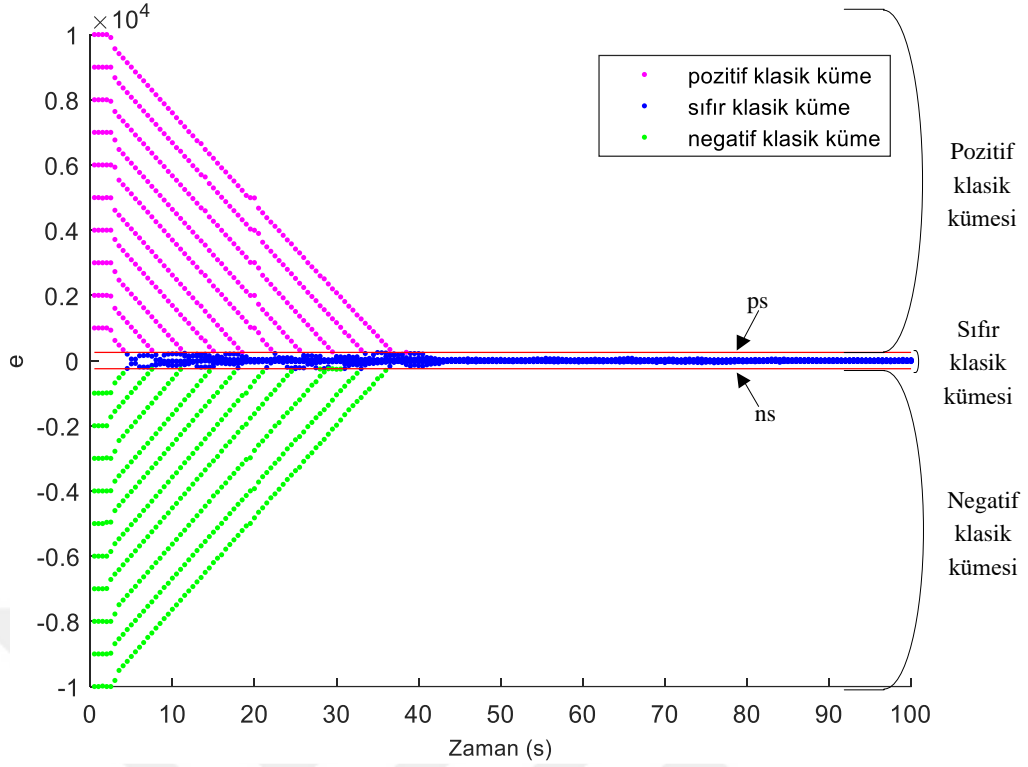
$$ns = (-10000 - 9000 - \dots - 2000 - 1000 - 0) \times \frac{5}{100} \div 11 = -250$$

Bu verilere göre;

- Pozitif klasik küme (PO): $e > 250$
- Sıfır klasik küme (SI): $-250 \leq e \leq 250$
- Negatif klasik küme (NE): $e < -250$

şeklindedir.

Ayrıca sıfır klasik küme merkezi olarak 0 seçilmiştir.



Şekil 3.6. Hata verilerinin klasik kümelere ayrılması

Hatanın değişimi (de) verilerinin kümeleneşmesi:

Hatanın değişimi verileri yukarıda anlatıldığı üzere e-means kümeleme algoritması kullanılarak yapılmıştır.

1. Adım: Küme sayısı $k=3$ olacak şekilde başlangıçta küme merkezi doğruları;
 - Pozitif (PO) küme merkezi doğrusu y_p en büyük verinin yarısı

$$y_p = \frac{de_{max}}{2} \quad (3.9)$$

- Sıfır (SI) küme merkezi doğrusu y_s tüm verilerin ortalaması

$$y_s = \sum_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} \frac{de(i,j)}{i \times j} \quad (3.10)$$

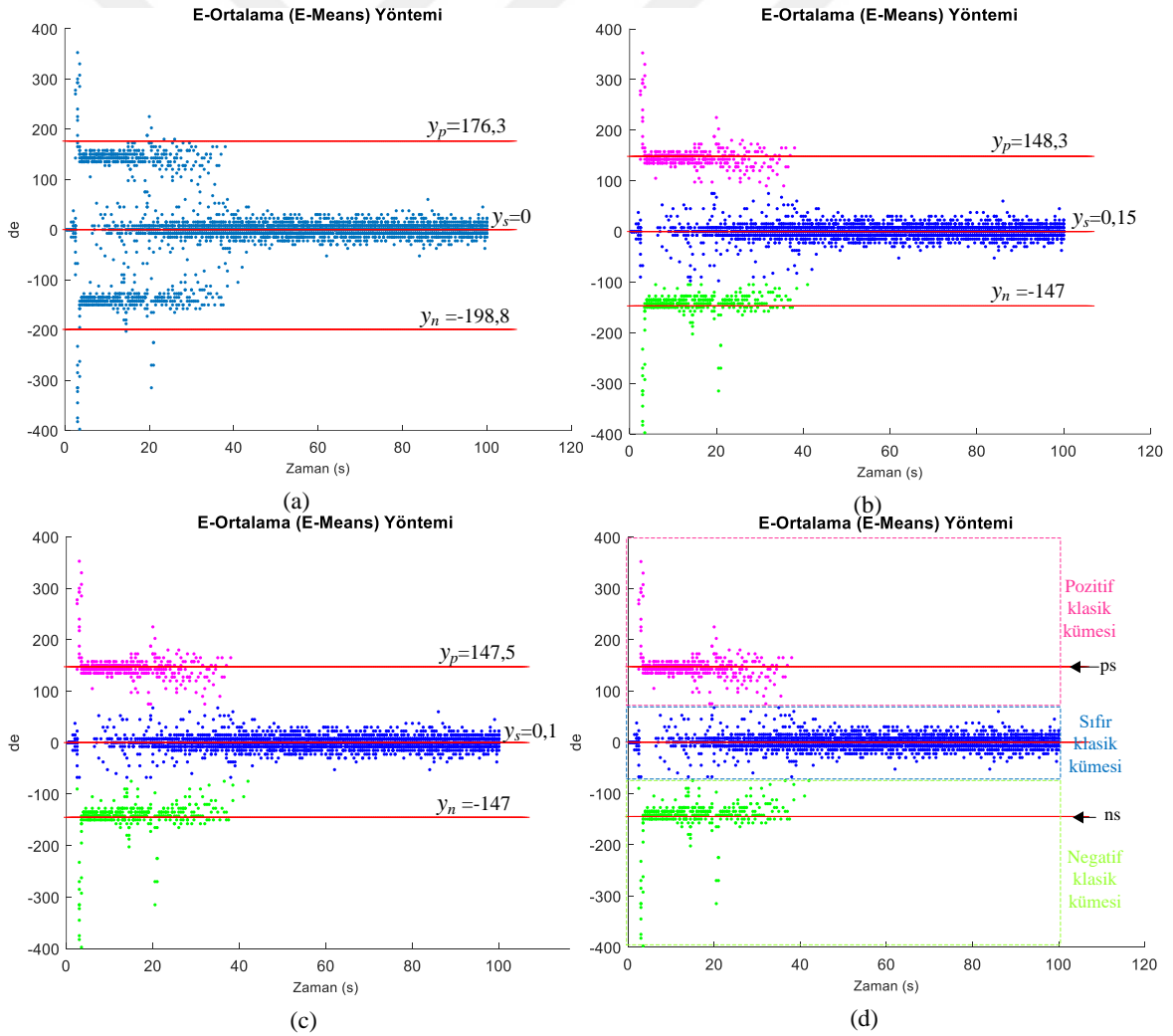
- Negatif (NE) küme merkezi doğrusu y_n en büyük verinin yarısı

$$y_n = \frac{de_{min}}{2} \quad (3.11)$$

olarak hesaplanır.

2. Adım: Bütün de 'lerin y_p , y_s ve y_n olan uzaklıkları hesaplanır ve PO, SI, NE klasik kümelerinden en yakın olan kümeyle atanır.
3. Adım: Oluşan kümelerin yeni merkez doğrularının konumu küme içinde bulunan elemanların ortalama değeri olarak belirlenir.
4. Adım: y_p , y_s ve y_n 'nin konumları değişmeyinceye kadar 3. ve 4. adımlar tekrar eder.

Aşağıdaki Şekil 3.7.'de e-means kümeleme algoritmasına göre, de verilerinin klasik kümelere ayrılmasının bazı aşamalarının grafiği görülmektedir.



Şekil 3.7. Hatanın değişimi verilerinin klasik kümelere ayrılması

Şekil 3.7. (a)'da kırmızı renkte gösterilen küme merkezi doğrularının belirlendiği ilk aşama, (c) kümeleme işleminin tamamlandığı ve nihai küme merkezi doğrularının konumunun belirlendiği son aşama, (d) son aşamadaki kümelenmiş klasik kümelerin gösterilmesidir. Şekil 3.7. (d)'ye göre pembe renkli veriler pozitif klasik kümesi PO'yu, mavi renkli veriler sıfır klasik kümesi SI'yı ve yeşil renkli veriler negatif klasik kümesi NE'yi oluşturmaktadır.

Şekil 3.7. (d)'de görülen klasik kümeleri matematiksel olarak tanımlayalım. PO ile SI kümesinin ayrıldığı noktayı pozitif-sıfır sınırı (ps) olarak ve NE ile SI kümesinin ayrıldığı noktayı da negatif-sıfır sınırı (ns) olarak adlandıralım. ps , pozitif küme merkezi ve sıfır küme merkezinin ortalamasıdır. Aynı şekilde ns , negatif küme merkezi ve sıfır küme merkezinin ortalamasıdır.

$$ps = \frac{y_p + y_s}{2} \quad (3.12)$$

$$ns = \frac{y_n + y_s}{2} \quad (3.13)$$

Yukarıda belirlenen sınırlara göre

- Pozitif klasik küme (PO): $de > ps$
- Sıfır klasik küme (SI): $ns < de < ps$
- Negatif klasik küme (NE): $de < ns$

olarak gösterilebilir. Elimizdeki verilere göre;

$$ps = \frac{147,5 + 0,1}{2} = 73,8$$

$$ns = \frac{-147 + 0,1}{2} = -74,5$$

- Pozitif klasik küme (PO): $de > 73,8$
- Sıfır klasik küme (SI): $-74,5 \leq de \leq 73$
- Negatif klasik küme (NE): $de < -74,5$

Pwm'nin değişimi (dpwm) verilerinin kümelenmesi:

Pwm'nin değişimi verilerinin kümelenmesi, de verilerinin kümelenmesinde olduğu gibi, e-means yöntemiyle yapılmıştır.

1. Adım: Küme sayısı $k=3$ olacak şekilde başlangıçta küme merkezi doğruları;

- Pozitif küme merkezi doğrusu y_p en büyük verinin yarısı

$$y_p = \frac{dpwm_{max}}{2} \quad (3.14)$$

- Sıfır küme merkezi doğrusu y_s tüm verilerin ortalaması

$$y_s = \sum_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} \frac{dpwm(i,j)}{i \times j} \quad (3.15)$$

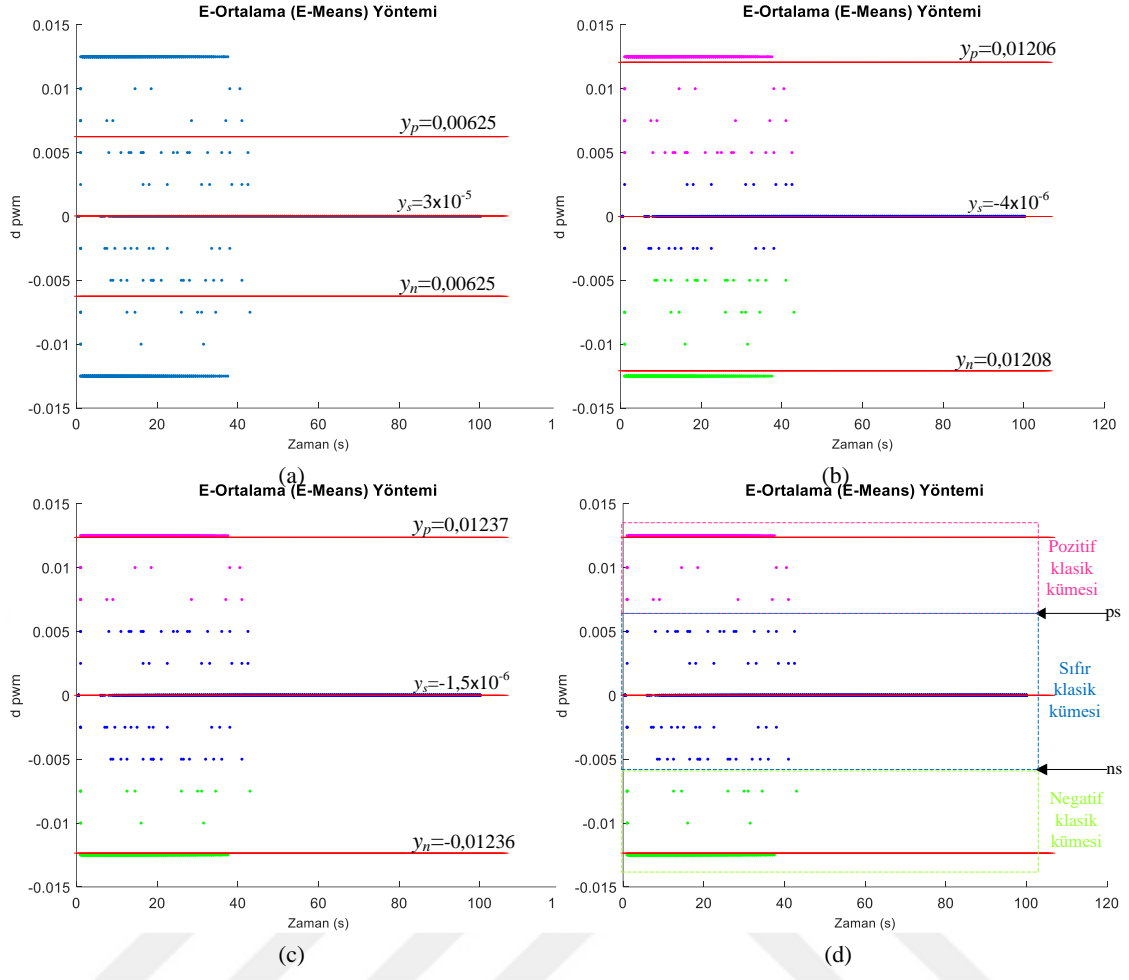
- Negatif küme merkezi doğrusu y_n en büyük verinin yarısı

$$y_n = \frac{dpwm_{min}}{2} \quad (3.16)$$

olarak hesaplanır.

2. Adım: Bütün dpwm'lerin y_p , y_s ve y_n olan uzaklıkları hesaplanır ve pozitif, sıfır, negatif klasik kümelerinden en yakın olan kümeye atanır.
3. Adım: Oluşan kümelerin yeni merkez doğrularının konumu küme içinde bulunan elemanların ortalama değeri olarak belirlenir.
4. Adım: y_p , y_s ve y_n 'nin konumları değişmeyinceye kadar 3. ve 4. adımlar tekrar eder.

Aşağıdaki Şekil 3.8.'da e-means kümeleme algoritmasına göre, dpwm verilerinin klasik kümelere ayrılmasının bazı aşamalarının grafiği görülmektedir.



Şekil 3.8. Pwm değişimi verilerinin klasik kümelere ayrılması

Şekil 3.8. (a)'da kırmızı renkte gösterilen küme merkezi doğrularının belirlendiği ilk aşama, (c) kümeleme işleminin tamamlandığı ve nihai küme merkezi doğrularının konumunun belirlendiği son aşama, (d) son aşamadaki kümelenmiş klasik kümelerin gösterilmesidir. Şekil 3.8. (d)'ye göre pembe renkli veriler pozitif klasik kümesi PO, mavi renkli veriler sıfır klasik kümesi SI ve yeşil renkli veriler negatif klasik kümesi NE'yi oluşturmaktadır.

Şekil 3.8. (d)'de görülen klasik kümeleri matematiksel olarak tanımlayalım. PO ile SI kümesinin ayrıldığı noktayı pozitif-sıfır sınırı (ps) olarak ve NE ile SI kümesinin ayrıldığı noktayı da negatif-sıfır sınırı (ns) olarak adlandıralım. ps, pozitif küme merkezi ve sıfır küme merkezinin ortalamasıdır. Aynı şekilde ns, negatif küme merkezi ve sıfır küme merkezinin ortalamasıdır.

$$ps = \frac{y_p + y_s}{2} \quad (3.17)$$

$$ns = \frac{y_n + y_s}{2} \quad (3.18)$$

Yukarıda belirlenen sınırlara göre

- Pozitif klasik küme (PO): $dpwm > ps$
- Sıfır klasik küme (SI): $ns < dpwm < ps$
- Negatif klasik küme (NE): $dpwm < ns$

olarak gösterilebilir. Elimizdeki verilere göre;

$$ps = \frac{0.01237 - 1,5 \times 10^{-6}}{2} = 0,0061817$$

$$ns = \frac{-0.01236 - 1,5 \times 10^{-6}}{2} = -0,0061783$$

- Pozitif klasik küme (PO): $dpwm > 0,0061817$
- Sıfır klasik küme (SI): $-0,0061783 \leq dpwm \leq 0,0061817$
- Negatif klasik küme (NE): $dpwm < -0,0061783$

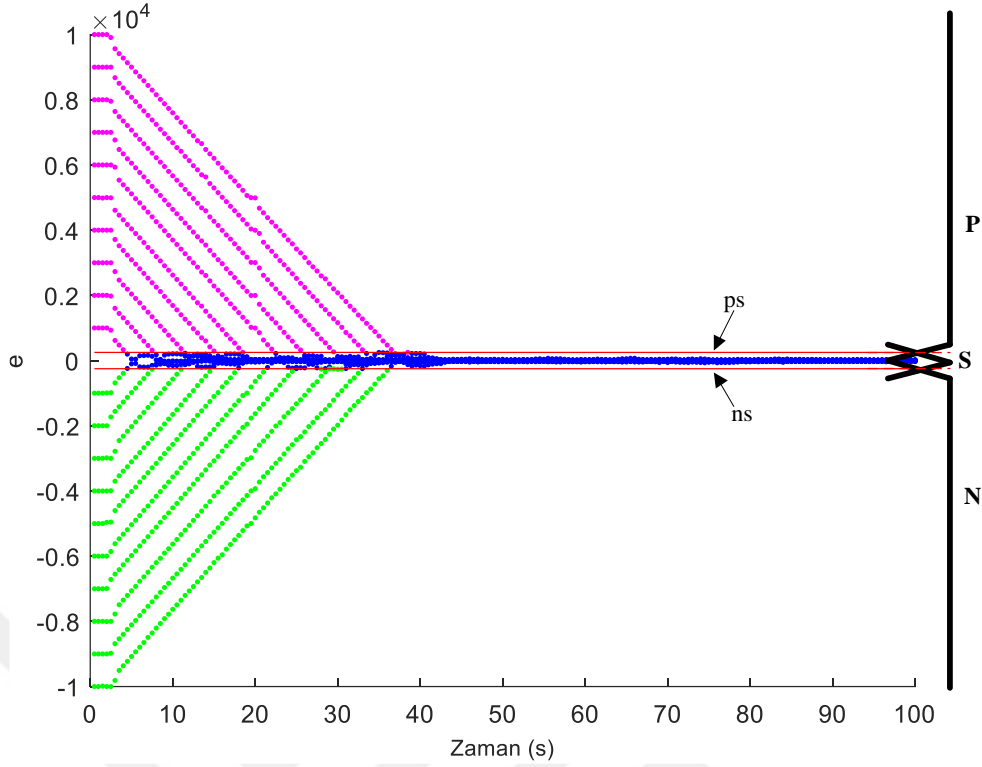
3.2.3. Bulanık kümelerin oluşturulması

Klasik kümeleme işlemi yapıldı, küme merkez doğruları yp , ys ve y_n belirlendikten sonra bulanık kümeleme yapılır. Küme merkezi doğrusu üzerindeki verilerin üyelik derecesi 1 olacak şekilde üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonları kullanılır.

Hatanın bulanık kümelerinin oluşturulması:

- Hata klasik kümeleri, klasik küme sınırları olan ps ve ns 'nin üyelik dereceleri 0,5 olacak şekilde,
- SI kümesinin merkezi $y_s=0$ 'daki verilerin, sıfır bulanık kümesi S'deki üyelik derecesi 1, pozitif bulanık kümesi P ve negatif bulanık kümesi N'deki üyelik derecesi 0 olacak şekilde üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonlarıyla bulanıklaştırılmıştır.

Klasik hata kümelerinin bulanıklaştırılması Şekil 3.9.'da görülmektedir.



Şekil 3.9. Klasik hata kümelerinin bulanık kümelere dönüşümü

PO klasik kümesin bulanık kümelere muadili P, SI klasik kümesinin bulanık kümelere muadili S ve NE klasik kümesinin bulanık küme muadili N'dir.

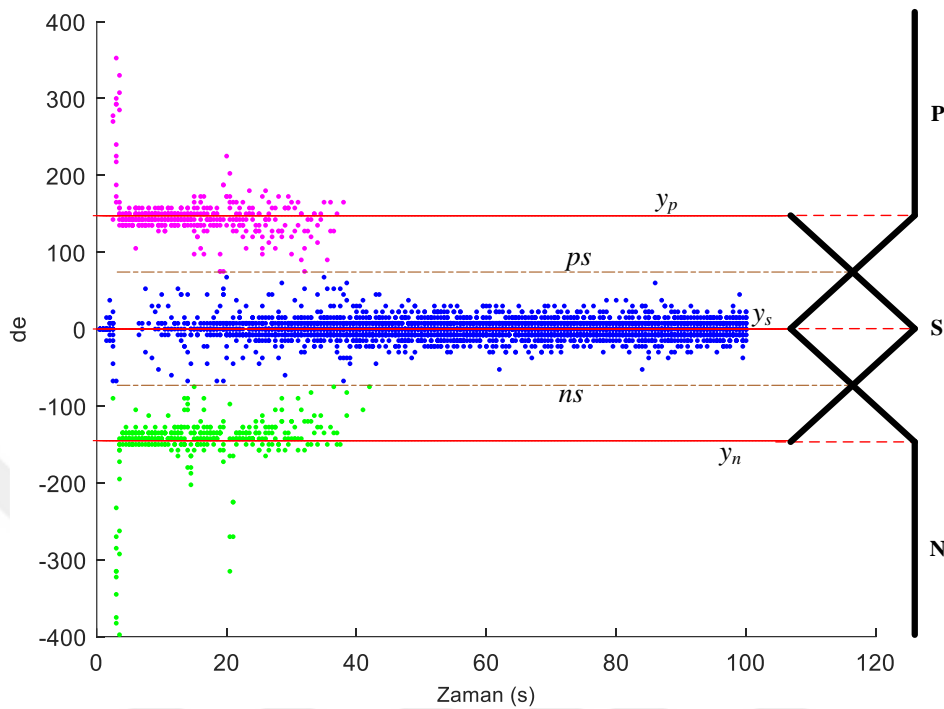
Hatanın değişimi bulanık kümelerinin oluşturulması:

ps üzerindeki verilerin, pozitif bulanık kümesi P'deki ve sıfır bulanık kümesi S'deki üyelik derecesi 0,5 ve ns üzerindeki verilerin, negatif bulanık kümesi N'deki ve sıfır bulanık kümesi S'deki üyelik derecesi 0,5 olacak şekilde ya da aşağıda sıralandığı şekilde;

- PO kümesinin küme merkez doğrusu y_p üzerindeki verilerin, pozitif bulanık kümesi P'deki üyelik derecesi 1, sıfır bulanık kümesi S'deki üyelik derecesi 0 olacak şekilde,
- NE kümesinin küme merkez doğrusu y_n üzerindeki verilerin, negatif bulanık kümesin N'deki üyelik derecesi 1, sıfır bulanık kümesi S'deki üyelik derecesi 0 olacak şekilde,
- SI kümesinin küme merkez doğrusu y_s üzerindeki verilerin, negatif bulanık kümesin S'deki üyelik derecesi 1, P'deki üyelik derecesi 0 ve yine N'deki üyelik derecesi 0 olacak şekilde

üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonları kullanılarak bulanık kümeler oluşturulmuştur.

Klasik hatanın deęiřimi kmelerinin bulanıklařtırma iřlemi Őekil.3.10.'da grlmektedir.



Őekil 3.10. Klasik hatanın deęiřimi kmelerinin bulanık kmelere dnřm

PO klasik kmesinin bulanık kmelerdeki muadili P, SI klasik kmesinin bulanık kmelerde muadili S ve NE klasik kmesinin bulanık kme muadili N'dir.

Pwm deęiřimi bulanık kmelerinin oluřturulması:

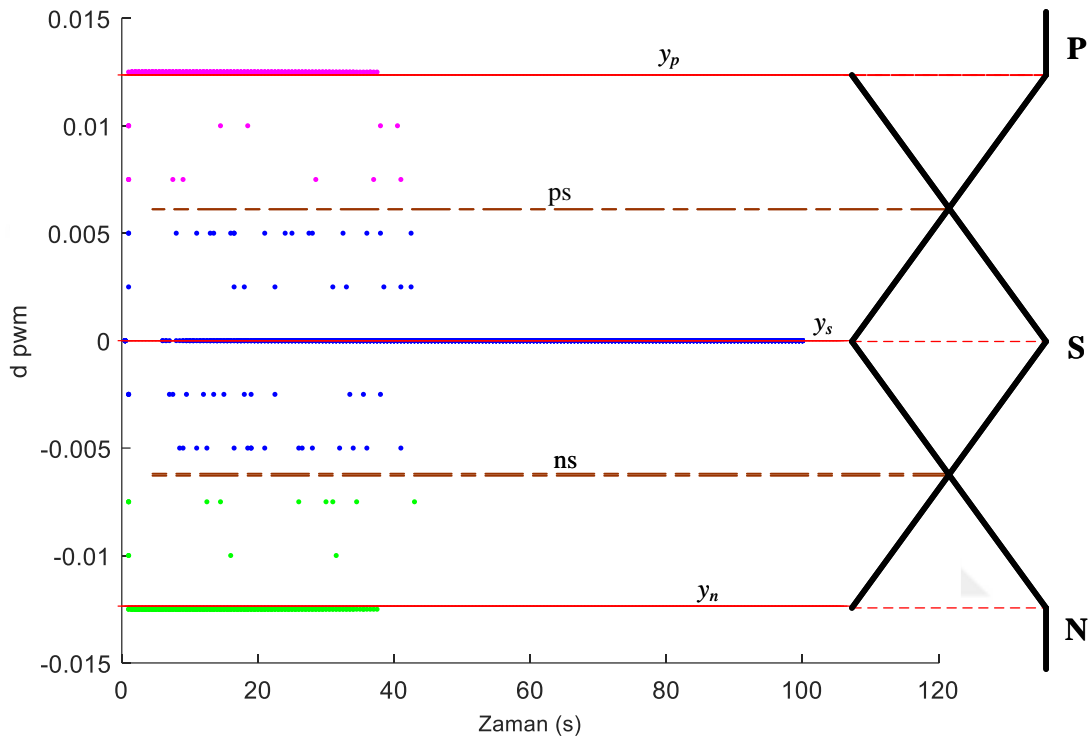
Pwm deęiřimi verilerinin bulanık kmeleri, hata deęiřimi verilerinin bulanıklařtırmasında olduęu gibi yapılmıřtır. ps zerindeki verilerin, pozitif pozitif bulanık kmesi P'deki ve sıfır bulanık kmesi S'deki üyelik derecesi 0,5 ve ns zerindeki verilerin, negatif bulanık kmesi N'deki ve sıfır bulanık kmesi S'deki üyelik derecesi 0,5 olacak Őekilde ya da ařaęıda sıralandıęı Őekilde;

- PO kmesinin kme merkez doęrusu y_p zerindeki verilerin, pozitif bulanık kmesi P'deki üyelik derecesi 1, sıfır bulanık kmesi S'deki üyelik derecesi 0 olacak Őekilde,
- NE kmesinin kme merkez doęrusu y_n zerindeki verilerin, negatif bulanık kmesinin N'deki üyelik derecesi 1, sıfır bulanık kmesi S'deki üyelik derecesi 0 olacak Őekilde,

- SI kümesinin küme merkez doğrusu y_s üzerindeki verilerin, negatif bulanık kümesin S'deki üyelik derecesi 1, P'deki üyelik derecesi 0 ve yine N'deki üyelik derecesi 0 olacak şekilde

üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonları kullanılarak bulanık kümeler oluşturulmuştur.

Klasik pwm değişimi kümelerinin bulanıklaştırılması Şekil 3.11.'de verilmiştir.



Şekil 3.11. Klasik pwm değişimi kümelerinin bulanık kümelerine dönüşümü

PO klasik kümesin bulanık kümelerdeki muadili P, SI klasik kümesinin bulanık kümelerde muadili S ve NE klasik kümesinin bulanık küme muadili N'dir.

3.2.4. İstatiksel olarak kural tabanının oluşturulması

Bulanık kuralların oluşturulması kaydedilen verilere göre DC motorun davranışı incelenerek yapılır. Bu kuralların oluşturulurken uzaman bilgisine uygun olup olmadığı dikkate alınmaz. İnceleme klasik kümelerle göre yapılır. Gerçekleşme ihtimali olan durumların kaç kez gerçekleştiği istatistiksel olarak incelenerek en çok gerçekleşen durum kural olarak seçilir.

İki girişli tek çıkışlı kurallar elde edilir. Bir kuralın öncül kısmı hata(e) ve hatanın değişiminden(de) oluşurken çıkarım kısmı pwm değişimi(dpwm)'den oluşur.

Aşağıdaki Çizelge 3.1.'de dc motorun davranışı istatistiksel olarak incelenmesi verilmiştir.

Çizelge 3.1. Verilerin istatistiksel olarak incelenmesi

kurallar	hata	hatanın değişimi	$dpwm > 0,0062$ (PO)	$-0,0062 \leq dpwm \leq 0,0062$ (SI)	$dpwm < -0,0062$ (NE)
<i>Kural 1</i>	$e > 250$ (PO)	$de > 73,8$ (PO)	0	0*	0
<i>Kural 2</i>	$e > 250$ (PO)	$-74,5 \leq de \leq 73,8$ (SI)	44	14	0
<i>Kural 3</i>	$e > 250$ (PO)	$de < -74,5$ (NE)	348	0	0
<i>Kural 4</i>	$-250 \leq e \leq 250$ (SI)	$de > 73,8$ (PO)	0	12	26
<i>Kural 5</i>	$-250 \leq e \leq 250$ (SI)	$-74,5 \leq de \leq 73,8$ (SI)	5	3101	7
<i>Kural 6</i>	$-250 \leq e \leq 250$ (SI)	$de < -74,5$ (NE)	29	15	0
<i>Kural 7</i>	$e < -250$ (NE)	$de > 73,8$ (PO)	0	0	345
<i>Kural 8</i>	$e < -250$ (NE)	$-75,5 \leq de \leq 73,8$ (SI)	0	18	36
<i>Kural 9</i>	$e < -250$ (NE)	$de < -74,5$ (NE)	0	0*	0

Çizelge 3.1.'de en çok gerçekleşen durumlar renkli olarak gösterilmiştir.

- $e > 250$ iken, $-72,5 \leq de \leq 73,8$ iken
44 kez $dpwm > 0,0062$ durumu gerçekleşirken, $-0,0062 \leq dpwm \leq 0,0062$ durumu 14 kez gerçekleşmiş ve $dpwm < -0,0062$ durumu hiç gerçekleşmemiş.
($e \in PO$ iken ve $de \in SI$ iken, $dpwm \in PO$ olur.)
Bu durumda yukarıdaki ifade bulanıklaştırılarak kural şu şekilde oluşturulabilir:
Kural 2: EĞER $e \in P$ ve $de \in S$ ise O HALDE $dpwm \in P$
- $e > 250$ iken, $de < -72,5$ iken
348 kez $dpwm > 0,0062$ durumu gerçekleşirken, $-0,0062 \leq dpwm \leq 0,0062$ durumu ve $dpwm < -0,0062$ durumu hiç gerçekleşmemiş.
($e \in PO$ iken ve $de \in NE$ iken, $dpwm \in PO$ olur.)
Bu durumda yukarıdaki ifade bulanıklaştırılarak kural şu şekilde oluşturulabilir:

Kural 3: EĞER $e P$ ve $de N$ ise O HALDE $dpwm P$

- $-250 \leq e \leq 250$ iken, $de > 73,8$ iken
26 kez $dpwm < -0,0062$ durumu gerçekleşirken, $-0,0062 \leq dpwm \leq 0,0062$ durumu 12 kez gerçekleşmiş ve $dpwm > 0,0062$ durumu hiç gerçekleşmemiş.

($e \in SI$ iken ve $de \in PO$ iken, $dpwm \in NE$ olur.)

Bu durumda yukarıdaki ifade bulanıklaştırılarak kural şu şekilde oluşturulabilir:

Kural 4: EĞER $e S$ ve $de P$ ise O HALDE $dpwm N$

- $-250 \leq e \leq 250$ iken, $-72,5 \leq de \leq 73,8$ iken
3101 kez $-0,0062 \leq dpwm \leq 0,0062$ durumu gerçekleşirken, 5 kez $dpwm > 0,0062$ ve 7 kez $dpwm < -0,0062$ durumu gerçekleşmiştir.

($e \in SI$ iken ve $de \in SI$ iken, $dpwm \in SI$ olur.)

Bu durumda yukarıdaki ifade bulanıklaştırılarak kural şu şekilde oluşturulabilir:

Kural 5: EĞER $e S$ ve $de S$ ise O HALDE $dpwm S$

- $-250 \leq e \leq 250$ iken, $de < -72,5$ iken
29 kez $dpwm > 0,0062$ durumu gerçekleşirken, $-0,0062 \leq dpwm \leq 0,0062$ durumu 15 kez gerçekleşmiş ve $dpwm < -0,0062$ durumu hiç gerçekleşmemiştir.

($e \in SI$ iken ve $de \in NE$ iken, $dpwm \in PO$ olur.)

Bu durumda yukarıdaki ifade bulanıklaştırılarak kural şu şekilde oluşturulabilir:

Kural 6: EĞER $e S$ ve $de N$ ise O HALDE $dpwm P$

- $e \leq -250$ iken, $de > 73,8$ iken
345 kez $dpwm < -0,0062$ durumu gerçekleşirken, $-0,0062 \leq dpwm \leq 0,0062$ durumu ve $dpwm > 0,0062$ durumu hiç gerçekleşmemiştir.

($e \in NE$ iken ve $de \in PO$ iken, $dpwm \in NE$ olur.)

Bu durumda yukarıdaki ifade bulanıklaştırılarak kural şu şekilde oluşturulabilir:

Kural 7: EĞER $e \in N$ ve $de \in P$ ise O HALDE $dpwm \in N$

- $e < -250$ iken, $-72,5 \leq de \leq 73,8$ iken
36 kez $dpwm < -0,0062$ durumu gerçekleşirken, $-0,0062 \leq dpwm \leq 0,0062$ durumu 18 kez gerçekleşmiş ve $dpwm > 0,0062$ durumu hiç gerçekleşmemiştir.

($e \in NE$ iken ve $de \in SI$ iken, $dpwm \in NE$ olur.)

Bu durumda yukarıdaki ifade bulanıklaştırılarak kural şu şekilde oluşturulabilir:

Kural 8: EĞER $e \in N$ ve $de \in S$ ise O HALDE $dpwm \in N$

- Kural 1 ve kural 9' herhangi bir veri olmadığı için bu kurallar, Çizelge 3.2.'de verilen kural tablosundaki simetriyi tamamlayacak şekilde olması için;

Kural 1: EĞER $e \in P$ ve $de \in P$ ise, O HALDE $dpwm \in S$

Kural 9: EĞER $e \in N$ ve $de \in N$ ise, O HALDE $dpwm \in S$ olarak belirlenmiştir.

Kural tablosunun oluşturulması:

Yukarıda hangi durumun kaç kez olduğunu klasik kümelerde incelemiştik. Şimdi klasik kümelere göre incelediğimiz bu durumlardan sadece en çok gerçekleşenleri bir tablo olarak gösterirsek kural tablosu aşağıdaki gibi oluşacaktır.

Çizelge 3.2. Kural tablosu

de/e	P	S	N
P	S*	N	N
S	P	S	N
N	P	P	S*

Kural 1 ve kural 9 normalde belirsizken simetrisinin sağlanması için, yukarıdaki tabloda olduğu gibi, bu iki bulanık kuralın çıkarım kısmı sıfır bulanık kümesi olarak

seçilmiştir. Çünkü çoğunlukla bulanık kontrol sistemlerinde kural tablosunun simetrik olması istenir.

3.2.5. Bulanık mantık tabanlı dc motor hız denetimi

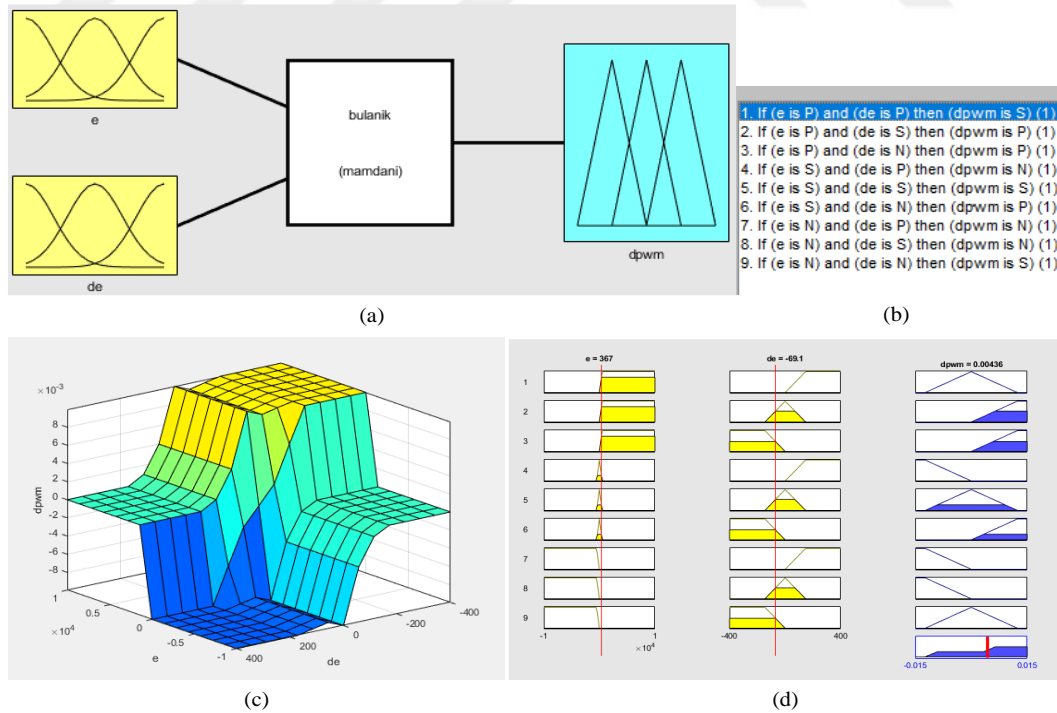
3.2.5.1. Bulanık mantık denetleyici

Oluşturulan bulanık mantık kuralları ve üyelik fonksiyonlarıyla Matlab/Fuzzy araç kutusu ve Matlab/Simulink kullanılarak bir bulanık mantık denetleyicisi tasarlanmıştır. Bulanık mantık denetleyicinin özellikleri Çizelge 3.3.'te sunulmuştur.

Çizelge 3.3. Bulanık mantık denetleyici özellikleri

Denetleyici Tipi	mamdani
Ve yöntemi	min
Veya yöntemi	max
Çıkarım	min
Durulama	centroid
Kural sayısı	9

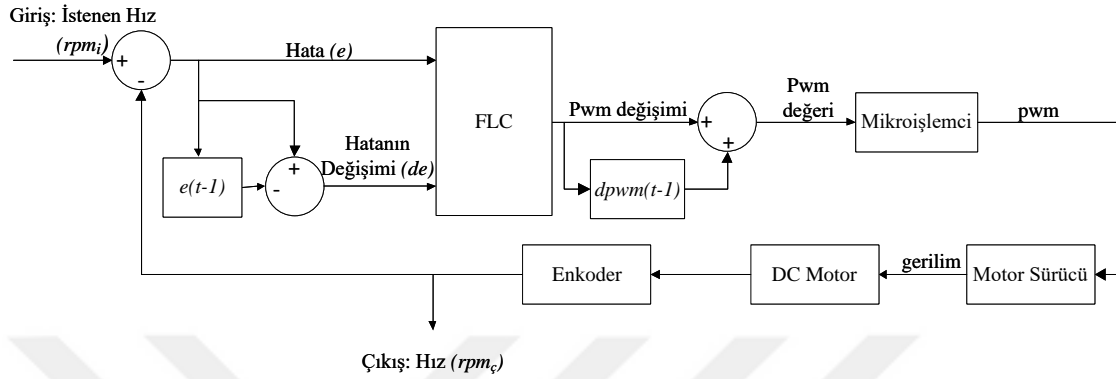
2 giriş 1 çıkıştan ve 9 kuraldan oluşan bulanık mantık denetleyici yapısı Şekil 3.12. (a)'da, kural tabanı Şekil 3.12. (b)'de, yüzey görüntüsü Şekil 3.12. (c)'de ve kural tabanıyla üyelik fonksiyonları arasındaki ilişki Şekil 3.12. (d) görülmektedir.



Şekil 3.12. Bulanık mantık denetleyici

3.2.5.2. Bulanık mantık denetimli sistem

Matlab/Simulink üzerinde bulanık mantıkla dc motor hız denetim sistemi tasarlanıp raspberry pi 3 üzerinde gerçek zamanlı olarak çalıştırılmıştır. Dc motor hız denetim sistemi Şekil 3.13.'de görülmektedir.



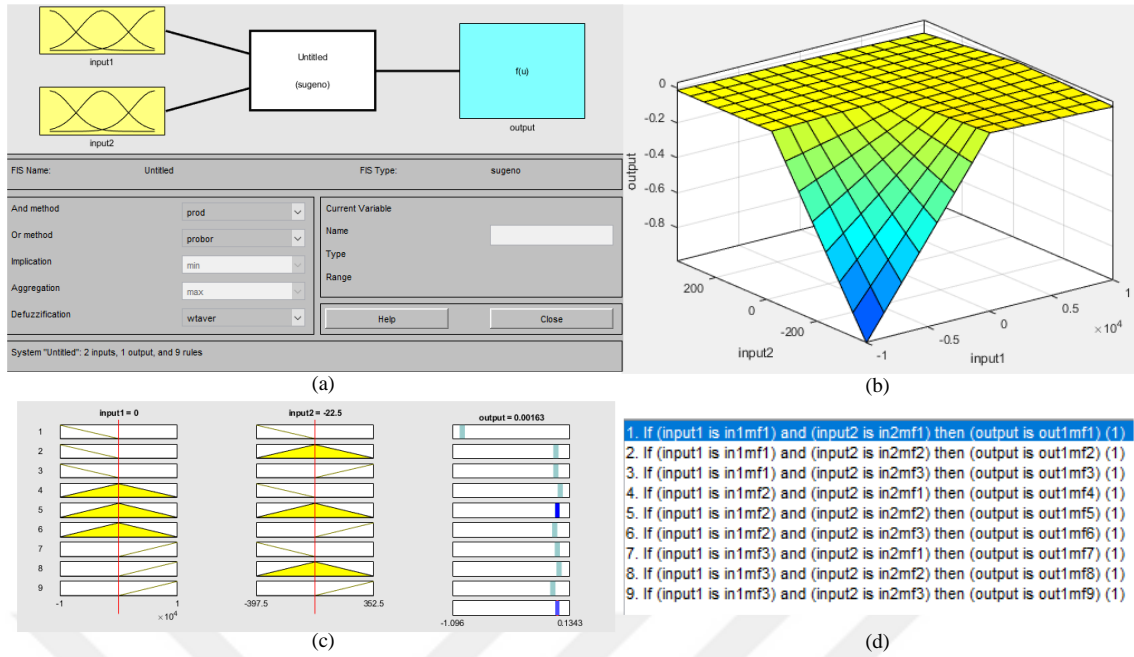
Şekil 3.13. Bulanık denetimli dc motor hız denetim sistemi

Kullanıcı dc motorun çalışması gereken hızı girer ve o andaki hata ve hatanın değişimi hesaplanarak bulanık mantık denetleyici motorun istenilen hıza gelmesi için mevcut pwm'deki üzerindeki gereken artış ya da azalma miktarını (pwm değişimini) belirler. Bu değişim miktarı mevcut pwm değeri üzerine eklenerek raspberry pi 3'e gönderilir. Raspberry pi 3 bu değere göre bir pwm sinyaliyle motor sürücünün vermesi gereken gerilimi belirler. Motor sürücü çıkışındaki gerilim dc motora uygulanarak hız elde edilir ve bu hız enkoder aracılığıyla rpm olarak ölçülür.

3.2.6. ANFİS ile dc motor hız kontrolü

Kullanıcı geri beslemeli bir kontrol yöntemiyle elde edilen veriler kullanılarak, YSA ile bu veriler eğitilmiş ve yeni sugeno tipi bulanık mantık denetleyici tasarlanmıştır. YSA temelli bulanık mantık denetleyici tasarlanırken Matlab/Neuro-Fuzzy designer kullanılmıştır.

2 giriş 1 çıkıştan ve 9 kuraldan oluşan YSA temelli bulanık mantık denetleyici yapısı Şekil 3.13. (a)'da, yüzey görüntüsü Şekil 3.13. (b)'de, kural tabanı ile üyelik fonksiyonları arasındaki ilişki Şekil 3.13. (c)'de ve kural tabanı Şekil 3.13. (d) görülmektedir.

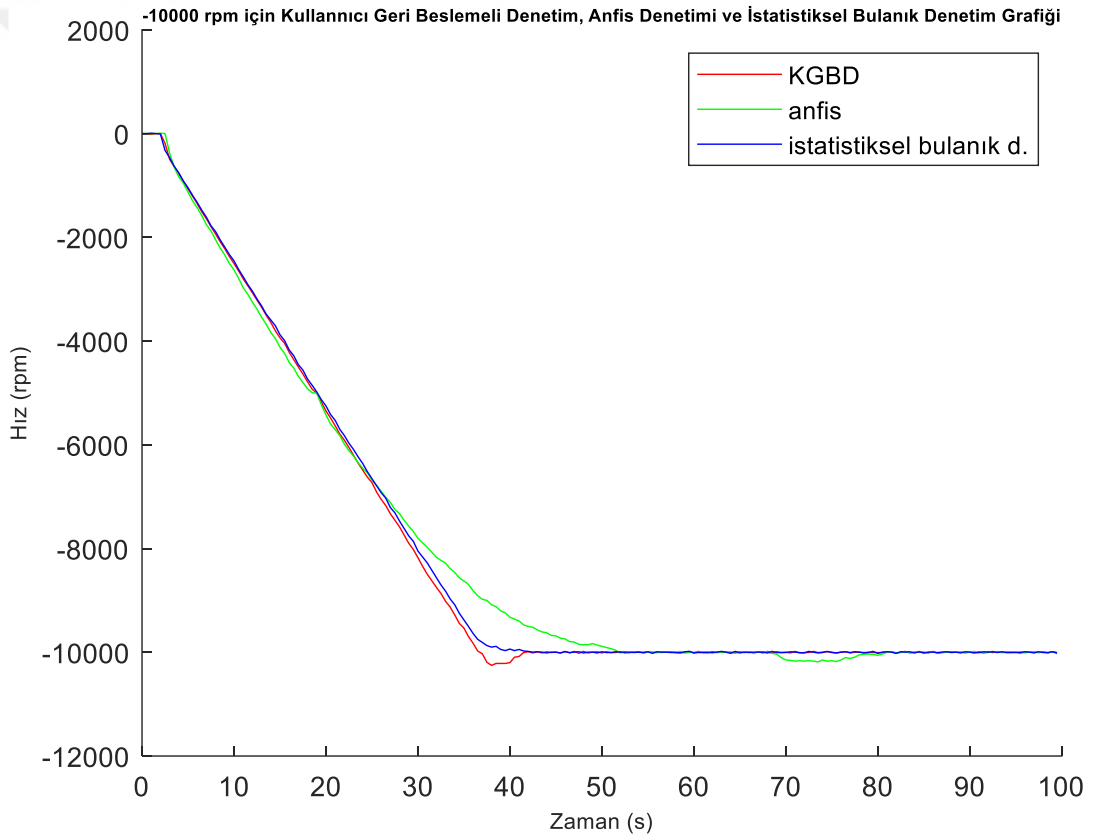


Şekil 3.14. YSA temelli bulanık mantık denetleyici

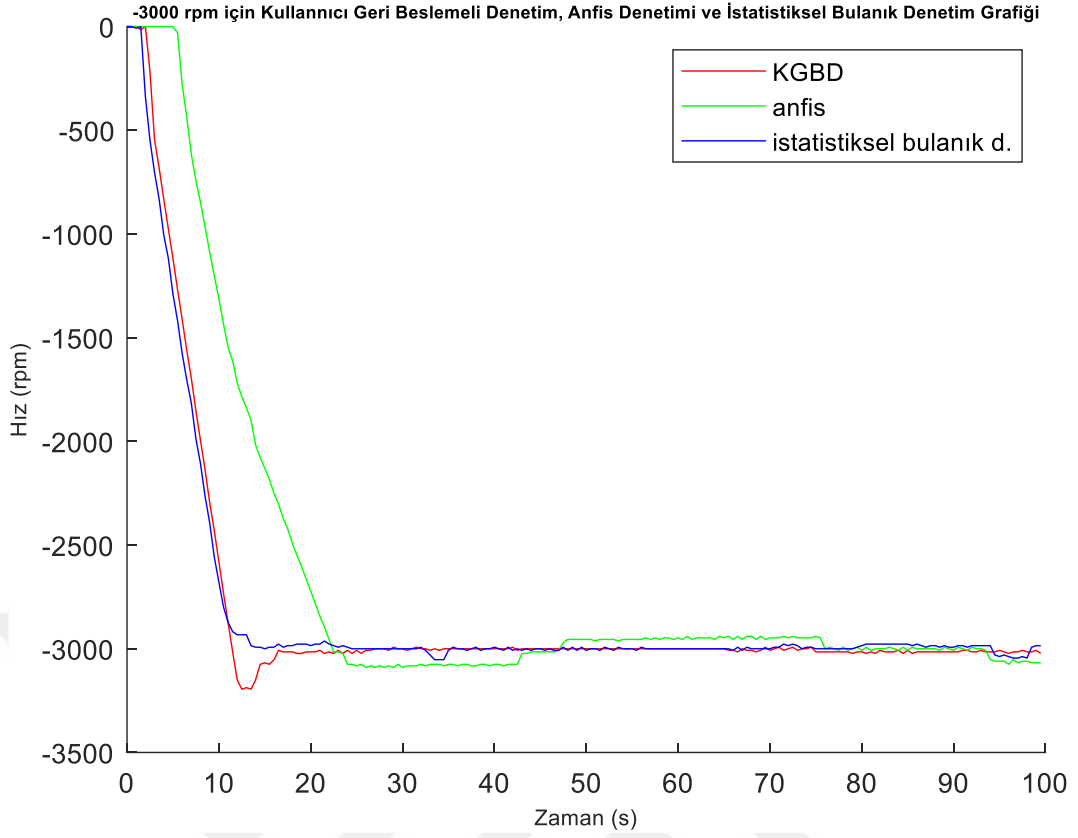
Burada oluşturulan bulanık mantık, aynı kapalı döngü denetim sistemi içine yerleştirilip dc motor hız denetimi yapılmıştır. Kontrol sonuçları, bu tez çalışmasında geliştirilen yöntemle, karşılaştırmalı olarak sonraki bölümlerde incelenmiştir.

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

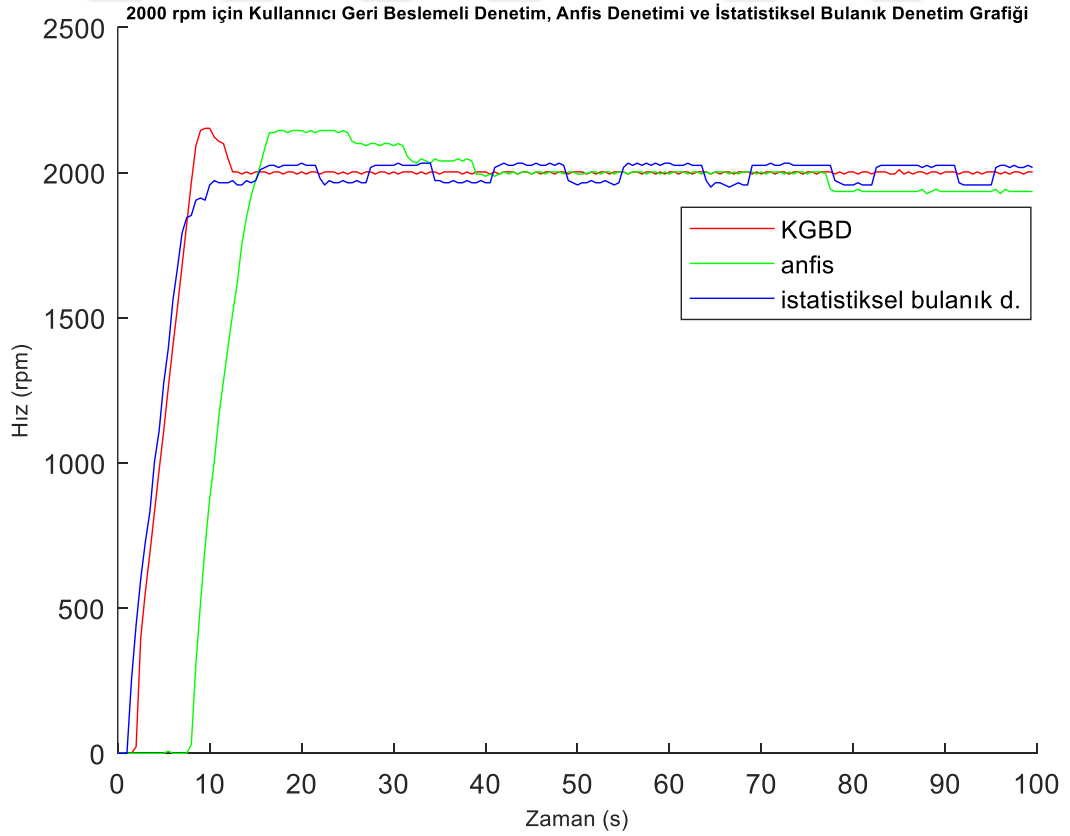
Yapılan bu yüksek lisans çalışmasında bir deney düzeneği ile öncelikle geri beslemesi bir kullanıcı tarafından yapılan kontrol ile dc motorun hız denetimi yapılarak veriler kaydedilmiştir. Ardından bu veriler kümelenererek, bulanık kurallar ve üyelik fonksiyonları oluşturularak bulanık mantık denetleyici tasarlanmıştır. Aynı deney düzeneği ile dc motorun hızı bulanık olarak denetlenmiştir. Ayrıca kullanıcı geri beslemeli denetim ile elde edilen veriler ile YSA temelli bir bulanık denetleyici tasarlanmış ve motor hızı denetlenmiştir. Aşağıdaki şekillerde bazı hızlardaki dc motorun hız grafiği görülmektedir.



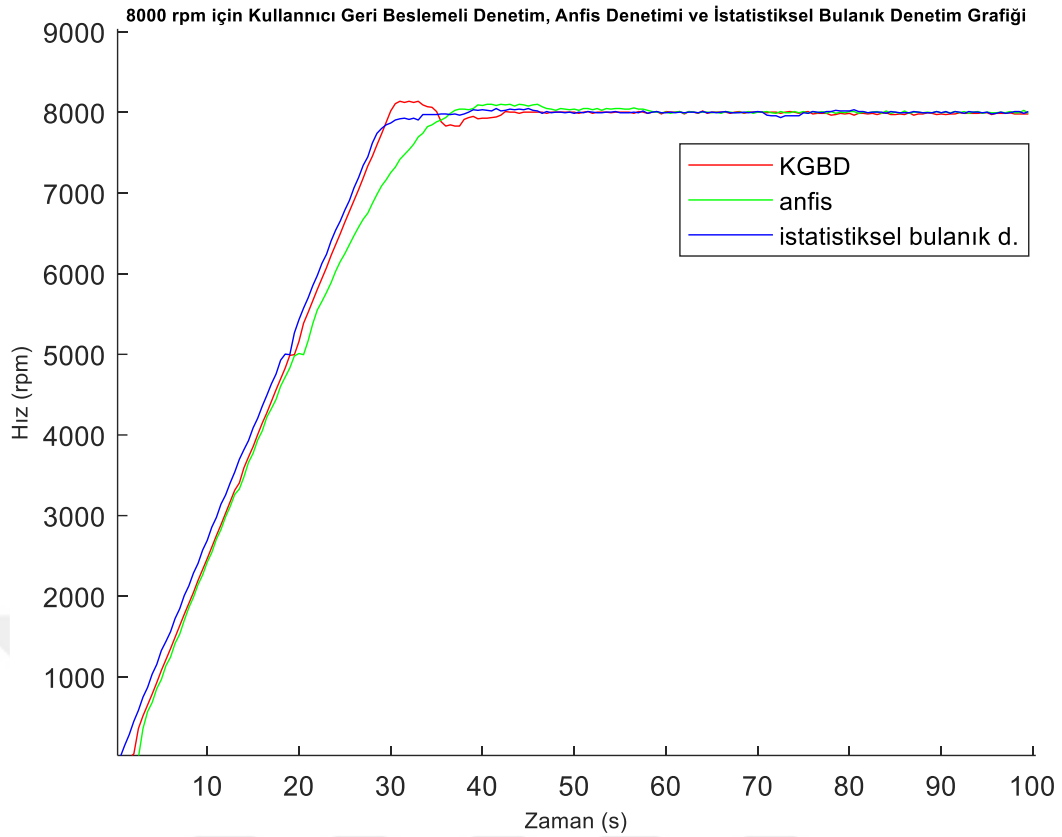
Şekil 4.1. -10000 rpm için kullanıcı geri beslemeli denetim, anfis denetimi ve istatistiksel bulanık denetim



Şekil 4.2. -3000 rpm için kullanıcı geri beslemeli denetim, anfis denetimi ve istatistiksel bulanık denetim



Şekil 4.3. 2000 rpm için kullanıcı geri beslemeli denetim, anfis denetimi ve istatistiksel bulanık denetim



Şekil 4.4. 80000 rpm için kullanıcı geri beslemeli denetim, anfis denetimi ve istatistiksel bulanık denetim

Kullanıcı geri beslemeli denetim verilerinden oluşturulan istatistiksel bulanık mantık denetimin sonuçları, görüldüğü üzere, kullanıcı geri beslemeli denetime göre daha iyidir. %2'lik hata oranına göre incelendiği zaman bile yapılan bu çalışmada herhangi bir hızın denetiminde üst aşım görülmemiş ve çoğunlukla kullanıcı geri beslemeli denetime göre bulanık denetimin yerleşme zamanı daha düşük olduğu görülmüştür. Yine YSA temelli bulanık mantık denetime göre kıyaslandığında da istatistiksel bulanık denetimin daha iyi olduğu anlaşılmaktadır. YSA temelli bulanık denetim düşük hızlarda çok daha yavaş tepki verdiği ve denetimim istatistiksel bulanık denetime göre daha geç olduğu görülmüştür. İstatistiksel bulanık denetim düşük hızlara nispeten büyük hızlarda daha iyi sağlanmaktadır. Yine de denetimini istediğimiz minimum hız olan 1000 rpm ile maksimum olan 10000 rpm arasındaki tüm istatistiksel bulanık denetimler kullanıcı geri beslemeli denetime ve YSA temelli bulanık denetime göre daha iyi sonuç vermektedir.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1 Sonuçlar

Bir deney düzeneği ve Matlab/Simulink üzerinden gerçek zamanlı olarak yapılan dc motor hız denetimi verileriyle oluşturulan bulanık mantık denetleyici yine gerçek zamanlı olarak Matlab/Simulink üzerinden deney düzeneğine uygulanmıştır. Sonuçlar incelediğinde kullanıcı geri beslemeli denetimden elde edilen eğitim verileriyle tasarlanan bulanık denetim, eğitim verilerine göre ve YSA temelli bulanık denetime göre daha iyi bir kontrol sağlamıştır.

Uzman bilgisine ihtiyaç duymaksızın, bulanık denetleyicinin verilerin istatistiksel olarak incelenmesiyle tasarlanabileceği ortaya konulmuştur.

5.2 Öneriler

Hata gibi düzenli ve bir noktada yoğunlaşmaya başlayan verileri klasik olarak kümelemek için farklı kümeleme algoritmaları denenebilir. Belirsiz kuralları ortadan kaldırmak için kullanıcı geri beslemeli denetimdeki 20 tane olan referans hızlarının sayısı çoğaltılabilir. Ayrıca daha iyi denetim sağlamak için her veri setinde 3 olan küme sayısı çoğaltılabilir.

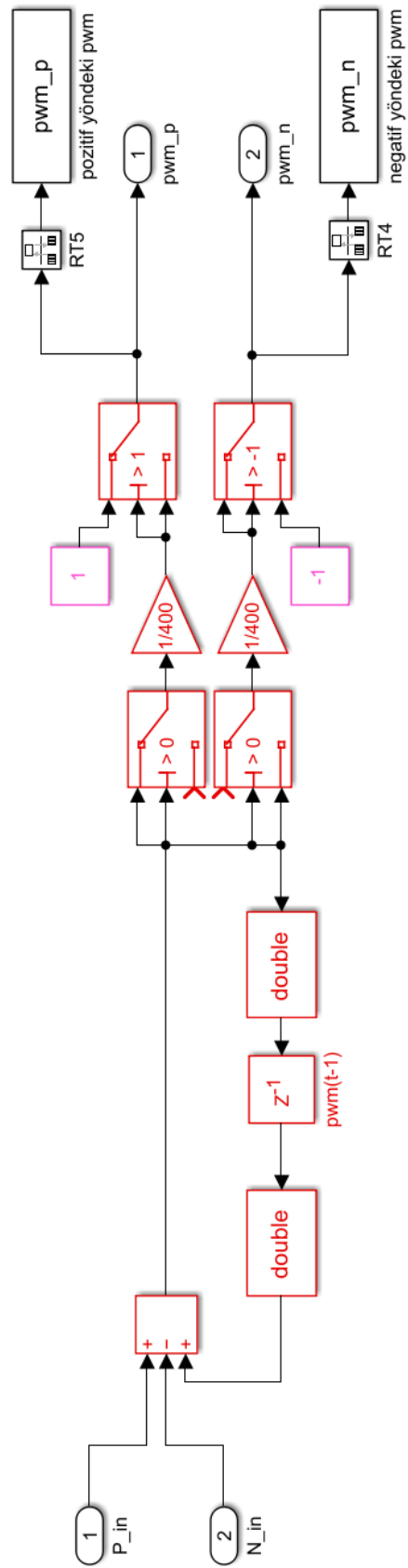
6. KAYNAKLAR

- Abraham, A., 2001, Neuro fuzzy systems: State-of-the-art modeling techniques, *In International Work-Conference on Artificial Neural Networks*, 269-276, Springer, Berlin, Heidelberg.
- Aisah, S. N., ve Wiryadinata, R., 2020, DC motor speed control based on fuzzy adaptive with fuzzy model reference learning control (FMRLC) algorithm, *In 2020 2nd International Conference on Industrial Electrical and Electronics (ICIEE)*, 79-83, IEEE.
- Angelov, P. P. and Gu, X., 2018, Empirical fuzzy sets, *International Journal of Intelligent Systems*, 33(2), 362-395.
- Aydođdu, Ö., 2006, Fırçasız doğru akım motorlarının genetik tabanlı bulanık denetleyici ile sensörsüz kontrolü, Doktora Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.
- Bodur, A., 2011, Kontrol Sistemleri Notları- Giriş (1. Kitap) Kitabı, TMMOB Elektrik Mühendisleri Odası, Ankara, 10-16.
- Bulut, M., Doğru Akım Motor Sürücüsü için Bulanık Ters Model Kullanılarak Referans Model Temelli Uyarlanabilir Bulanık Denetleyici. *Politeknik Dergisi*, 1-1.
- Bulut, M., Kurt, M. B. ve Demirtaş, M. 2004, Genetik-Bulanık Kontrolörün DC Motora Uygulanması, *Politeknik Dergisi*, 7(4), 277-285.
- Chabni, F., Taleb, R., Benbouali, A. ve Bouthiba, M. A., 2016, The application of fuzzy control in water tank level using Arduino, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(4).
- Demiralay, M. ve Çamurcu, A. Y., 2005, Cure, agnes ve k-means algoritmalarındaki kümeleme yeteneklerinin karşılaştırılması, *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 4(8), 1-18.
- Dinç, F. E., 2012, Otomotiv satış sonrası hizmetleri için eş zamanlı sinirsel bulanık sistem önerisi, Yüksek Lisans Tezi, *Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kocaeli.
- Elmas, Ç., 2003, Bulanık mantık denetleyiciler, Seçkin Yayıncılık, Ankara, 24-104.
- Erdođmuş, P., Çolak, B. ve Durdağ, Z. 2016, K-Means algoritması ile otomatik kümeleme, *El-Cezerî Fen ve Mühendislik Dergisi*, 3(2).
- Ertunç, H. M., 2017, Bulanık Mantığa Giriş, Ders Notu, Kocaeli Üniversitesi, <https://en.calameo.com/read/00335903489bf654705e4> [Ziyaret Tarihi: 15 Temmuz 2022].

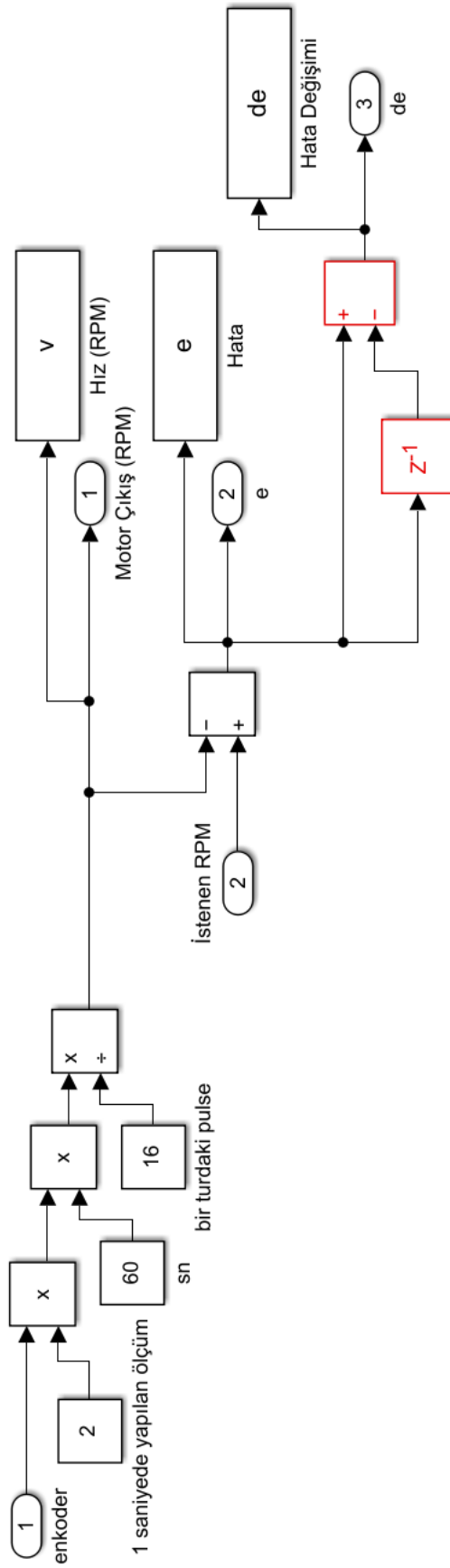
- Gençkal, A. A. ve Göksu, T., 2022, Ardışık kavşaklarda trafik sinyalizasyonunun gömülü sistem ve bulanık mantıkla kontrolü, *Uluslararası Teknolojik Bilimler Dergisi*, 14(1), 40-49.
- Homaifar, A. and McCormick, E., 1995, Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms, *IEEE transactions on fuzzy systems*, 3(2), 129-139.
- Kar, İ., 2017, Bulanık çıkarsama sistemleri ile veri madenciliği yöntemlerinin sınıflama performansının benzetim çalışması ile karşılaştırılması ve sağlık alanında uygulanması, Yüksek Lisans Tezi, *Ankara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü*, Ankara.
- Karaoğlan, Ö. G., 2007, Kontrol sistemleri için bulanık PID kontrolörlerin genetik algoritmalar yardımıyla ayarlanması, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul.
- Kaya, E., 2014, Genetik algoritma ile bulanık kural kümesinin otomatik olarak oluşturulmasında yeni bir yaklaşım, Doktora Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.
- Keskenler, M. F. ve Keskenler, E. F., 2017, Bulanık mantığın tarihi gelişimi, *Takvim-i Vekayi*, 5(1), 1-10.
- Konar, M., 2010, Bulanık mantık ve yapay sinir ağları kullanılarak uçuş kontrol sistemlerine ait bazı parametrelerin hesaplanması, Yüksek Lisans Tezi, *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kayseri.
- Ömürlü, V. E., ve Yıldız, İ., 2009, Bir Uçuş Kontrol Ünitesi Olarak 3x3 Stewart Platformunun Kazanç Ayarlamalı Bulanık PID Denetleyicisi ile Katılık Kontrolü, *Türkiye Otomatik Kontrol Komitesi Ulusal Toplantısı*, 1(1), 1-7.
- Özdemir, O. ve Kanlıkara, Y., 2020, Bulanık mantık: 2000-2020 yılları arası tez ve makale çalışmalarına yönelik bir içerik analizi, *Acta Infologica*, 4(2), 155-174.
- Özkan, İ. A., 2006, Tornalamada kesme kuvvetlerinin ve takım ucu sıcaklığının bulanık mantık ve yapay sinir ağı teknikleriyle tahmin edilmesi, Yüksek Lisans Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.
- Postacıoğlu, S. ve Çelik, T. E., 2019, Bulanık mantık tabanlı sıcaklık denetim gerçekleştirilmesi, *İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi*, 8(2), 51-59.
- Ross, T. J., 2005, Fuzzy logic with engineering applications, John Wiley & Sons, 174-243.
- Şaka, S., 1999, Bulanık kontrol ve uygulamaları, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul.
- Şen, Z., 2001, Bulanık Mantık ve Modelleme İlkeleri, Bilge Kültür Sanat Yayınevi, İstanbul, 10-127.

- Şener, A. O., 2004, Yapay sinir ağları-bulanık mantık pid denetleyici, Yüksek Lisans Tezi, *İnönü Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Malatya.
- Tiryaki, V. M., 2006, Filo yönetiminde bulanık mantık modeli, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul.
- Top, A., Çakmak, O. ve Gökbulut, M., 2017, Tachogenerator DC Motor Speed Control with PID and Fuzzy Logic, *Journal of Engineering and Technology*, 1(1), 24-31.
- Topuz, V., 2002, Bulanık genetik proses kontrolü, Doktora Tezi, *Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul.
- Torres-Salinas, H., Rodríguez-Reséndiz, J., Cruz-Miguel, E. E., ve Ángeles-Hurtado, L. A., 2022, Fuzzy Logic and Genetic-Based Algorithm for a Servo Control System, *Micromachines*, 13(4), 586.
- Wong, C. C. ve Her, S. M., 1999, A self-generating method for fuzzy system design, *Fuzzy Sets and Systems*, 103(1), 13-25.
- Yıldırım, M., 1998, Bulanık mantıklı yapay sinir ağı ile doğrusal olmayan sistem modelleme, Yüksek Lisans Tezi, *Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kocaeli.
- Zaki, A. M., El-Bardini, M., Soliman, F. A. S., ve Sharaf, M. M., 2018, Embedded two level direct adaptive fuzzy controller for DC motor speed control, *Ain Shams Engineering Journal*, 9(1), 65-75.

EK-2 Sayıcı



EK-3 Rpm hesabı



EK-4 Bazı rpm, Hata (e), Hatanın değişimi (de), pwm, pwm değişimi (dpwm) verileri

-9000						-8000						-7000						-6000						-5000						
Rpm	e	de	pwm	dpwm	Rpm	e	de	pwm	dpwm	Rpm	e	de	pwm	dpwm	Rpm	e	de	pwm	dpwm	Rpm	e	de	pwm	dpwm	Rpm	e	de	pwm	dpwm	Rpm
0	-9000	0	0	0	0	-8000	0	0	0	0	-7000	0	0	0	0	-6000	0	0	0	0	0	-5000	0	0	0	0	0	0		
0	-9000	0	-0.0025	-0.0025	0	-8000	0	-0.0075	-0.0075	0	-7000	0	-0.0125	-0.0125	0	-6000	0	-0.0075	-0.0075	-0.0075	0	-5000	0	-0.01	-0.01	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
0	-9000	0	-0.015	-0.0125	0	-8000	0	-0.02	-0.0125	0	-7000	0	-0.025	-0.0125	0	-6000	0	-0.02	-0.0125	-0.0125	0	-5000	0	-0.0225	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
0	-9000	0	-0.0275	-0.0125	7.5	-8007.5	7.5	-0.0325	-0.0125	-7.5	-6992.5	7.5	-0.0375	-0.0125	0	-6000	0	-0.0325	-0.0125	-0.0125	-37.5	-4962.5	37.5	-0.035	-0.035	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-22.5	-8977.5	22.5	-0.04	-0.0125	0	-8000	7.5	-0.045	-0.0125	-28.5	-6715	277.5	-0.05	-0.0125	-142.5	-5857.5	142.5	-0.045	-0.0125	-0.0125	-45	-4955	7.5	-0.0475	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-31.5	-8685	292.5	-0.0525	-0.0125	-22.5	-7775	22.5	-0.0575	-0.0125	-450	-6550	165	-0.0625	-0.0125	-382.5	-5617.5	240	-0.0575	-0.0125	-0.0125	-397.5	-4602.5	352.5	-0.06	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-46.5	-8535	150	-0.065	-0.0125	-510	-7490	285	-0.07	-0.0125	-585	-6415	135	-0.075	-0.0125	-532.5	-5467.5	150	-0.07	-0.0125	-0.0125	-555	-4445	157.5	-0.0725	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-600	-8400	135	-0.0775	-0.0125	-652.5	-7347.5	142.5	-0.0825	-0.0125	-735	-6265	150	-0.0875	-0.0125	-675	-5325	142.5	-0.0825	-0.0125	-0.0125	-697.5	-4302.5	142.5	-0.085	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-750	-8250	150	-0.09	-0.0125	-795	-7205	142.5	-0.095	-0.0125	-877.5	-6122.5	142.5	-0.1	-0.0125	-810	-5190	135	-0.095	-0.0125	-0.0125	-847.5	-4152.5	150	-0.0975	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-892.5	-8107.5	142.5	-0.1025	-0.0125	-937.5	-7062.5	142.5	-0.1075	-0.0125	-1020	-5980	142.5	-0.1125	-0.0125	-967.5	-5032.5	157.5	-0.1075	-0.0125	-0.0125	-982.5	-4017.5	135	-0.11	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-1027.5	-7972.5	135	-0.115	-0.0125	-1072.5	-6927.5	135	-0.12	-0.0125	-1162.5	-5837.5	142.5	-0.125	-0.0125	-1102.5	-4897.5	135	-0.12	-0.0125	-0.0125	-1117.5	-3882.5	135	-0.1225	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-1177.5	-7822.5	150	-0.1275	-0.0125	-1230	-6770	157.5	-0.1325	-0.0125	-1312.5	-5687.5	150	-0.1375	-0.0125	-1245	-4755	142.5	-0.1325	-0.0125	-0.0125	-1275	-3725	157.5	-0.135	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-1312.5	-7687.5	135	-0.14	-0.0125	-1365	-6635	135	-0.145	-0.0125	-1455	-5545	142.5	-0.15	-0.0125	-1402.5	-4597.5	157.5	-0.145	-0.0125	-0.0125	-1417.5	-3582.5	142.5	-0.1475	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-1462.5	-7537.5	150	-0.1525	-0.0125	-1507.5	-6492.5	142.5	-0.1575	-0.0125	-1597.5	-5402.5	142.5	-0.1625	-0.0125	-1537.5	-4462.5	135	-0.1575	-0.0125	-0.0125	-1560	-3440	142.5	-0.16	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-1597.5	-7402.5	135	-0.165	-0.0125	-1657.5	-6342.5	150	-0.17	-0.0125	-1747.5	-5252.5	150	-0.175	-0.0125	-1687.5	-4312.5	150	-0.17	-0.0125	-0.0125	-1710	-3290	150	-0.1725	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-1747.5	-7252.5	150	-0.1775	-0.0125	-1800	-6200	142.5	-0.1825	-0.0125	-1890	-5110	142.5	-0.1875	-0.0125	-1837.5	-4162.5	150	-0.1825	-0.0125	-0.0125	-1845	-3155	135	-0.185	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-1890	-7110	142.5	-0.19	-0.0125	-1935	-6065	135	-0.195	-0.0125	-2040	-4960	150	-0.2	-0.0125	-1980	-4020	142.5	-0.195	-0.0125	-0.0125	-1995	-3005	150	-0.1975	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-2040	-6960	150	-0.2025	-0.0125	-2092.5	-5907.5	157.5	-0.2075	-0.0125	-2190	-4810	150	-0.2125	-0.0125	-2130	-3870	150	-0.2075	-0.0125	-0.0125	-2145	-2855	150	-0.21	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-2167.5	-6822.5	127.5	-0.215	-0.0125	-2227.5	-5772.5	135	-0.22	-0.0125	-2325	-4675	135	-0.225	-0.0125	-2272.5	-3727.5	142.5	-0.22	-0.0125	-0.0125	-2295	-2705	150	-0.2225	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-2325	-6675	157.5	-0.2275	-0.0125	-2370	-5630	142.5	-0.2325	-0.0125	-2482.5	-4517.5	157.5	-0.2375	-0.0125	-2430	-3570	157.5	-0.2325	-0.0125	-0.0125	-2430	-2570	135	-0.235	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-2452.5	-6547.5	127.5	-0.24	-0.0125	-2512.5	-5487.5	142.5	-0.245	-0.0125	-2617.5	-4382.5	135	-0.25	-0.0125	-2557.5	-3442.5	127.5	-0.245	-0.0125	-0.0125	-2580	-2420	150	-0.2475	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-2595	-6405	142.5	-0.2525	-0.0125	-2662.5	-5337.5	150	-0.2575	-0.0125	-2775	-4225	157.5	-0.2625	-0.0125	-2715	-3285	157.5	-0.2575	-0.0125	-0.0125	-2730	-2270	150	-0.26	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-2737.5	-6262.5	142.5	-0.265	-0.0125	-2797.5	-5202.5	135	-0.27	-0.0125	-2910	-4090	135	-0.275	-0.0125	-2865	-3135	150	-0.27	-0.0125	-0.0125	-2880	-2120	150	-0.2725	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-2887.5	-6112.5	150	-0.2775	-0.0125	-2947.5	-5052.5	150	-0.2825	-0.0125	-3060	-3940	150	-0.2875	-0.0125	-3007.5	-2992.5	142.5	-0.2825	-0.0125	-0.0125	-3015	-1985	135	-0.285	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-3030	-5970	142.5	-0.29	-0.0125	-3097.5	-4902.5	150	-0.295	-0.0125	-3210	-3790	150	-0.3	-0.0125	-3150	-2850	142.5	-0.295	-0.0125	-0.0125	-3165	-1835	150	-0.2975	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-3172.5	-5827.5	142.5	-0.3025	-0.0125	-3240	-4760	142.5	-0.3075	-0.0125	-3360	-3640	150	-0.3125	-0.0125	-3307.5	-2692.5	157.5	-0.3075	-0.0125	-0.0125	-3322.5	-1677.5	157.5	-0.31	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-3315	-5685	142.5	-0.315	-0.0125	-3382.5	-4617.5	142.5	-0.32	-0.0125	-3495	-3505	135	-0.325	-0.0125	-3442.5	-2557.5	135	-0.32	-0.0125	-0.0125	-3457.5	-1542.5	135	-0.3225	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-3450	-5550	135	-0.3275	-0.0125	-3532.5	-4467.5	150	-0.3325	-0.0125	-3645	-3355	150	-0.3375	-0.0125	-3600	-2400	157.5	-0.3325	-0.0125	-0.0125	-3600	-1400	142.5	-0.335	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-3600	-5400	150	-0.34	-0.0125	-3675	-4325	142.5	-0.345	-0.0125	-3795	-3205	150	-0.35	-0.0125	-3742.5	-2257.5	142.5	-0.345	-0.0125	-0.0125	-3742.5	-1257.5	142.5	-0.3475	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-3735	-5265	135	-0.3525	-0.0125	-3847.5	-4152.5	172.5	-0.3575	-0.0125	-3922.5	-3077.5	127.5	-0.3625	-0.0125	-3885	-2115	142.5	-0.3575	-0.0125	-0.0125	-3900	-1100	157.5	-0.36	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-3870	-5130	135	-0.365	-0.0125	-3967.5	-4032.5	120	-0.37	-0.0125	-4057.5	-2942.5	135	-0.375	-0.0125	-4042.5	-1957.5	157.5	-0.37	-0.0125	-0.0125	-4020	-980	120	-0.3725	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-4005	-4995	135	-0.3775	-0.0125	-4117.5	-3882.5	150	-0.3825	-0.0125	-4222.5	-2777.5	165	-0.3875	-0.0125	-4185	-1815	142.5	-0.3825	-0.0125	-0.0125	-4192.5	-807.5	172.5	-0.385	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-4155	-4845	150	-0.39	-0.0125	-4245	-3755	127.5	-0.395	-0.0125	-4380	-2620	157.5	-0.4	-0.0125	-4335	-1665	150	-0.395	-0.0125	-0.0125	-4327.5	-672.5	135	-0.3975	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-4305	-4695	150	-0.4025	-0.0125	-4402.5	-3597.5	157.5	-0.4075	-0.0125	-4507.5	-2492.5	127.5	-0.4125	-0.0125	-4477.5	-1522.5	142.5	-0.4075	-0.0125	-0.0125	-4470	-530	142.5	-0.41	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-4447.5	-4552.5	142.5	-0.415	-0.0125	-4537.5	-3462.5	135	-0.42	-0.0125	-4650	-2350	142.5	-0.425	-0.0125	-4635	-1365	157.5	-0.42	-0.0125	-0.0125	-4627.5	-372.5	157.5	-0.4225	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-4590	-4410	142.5	-0.4275	-0.0125	-4687.5	-3312.5	150	-0.4325	-0.0125	-4800	-2200	150	-0.4375	-0.0125	-4770	-1230	135	-0.4325	-0.0125	-0.0125	-4777.5	-222.5	150	-0.435	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-4725	-4275	135	-0.44	-0.0125	-4822.5	-3177.5	135	-0.445	-0.0125	-4950	-2050	150	-0.45	-0.0125	-4927.5	-1072.5	157.5	-0.445	-0.0125	-0.0125	-4920	-80	142.5	-0.4475	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		
-4860	-4140	135	-0.4525	-0.0125	-4965	-3035	142.5	-0.4575	-0.0125	-5047.5	-1952.5	97.5	-0.4625	-0.0125	-5002.5	-997.5	75	-0.4575	-0.0125	-0.0125	-4995	-5	75	-0.45	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125		

EK-5 Gerçek zamanlı bulanık dc motor hız denetimi Matlab/Simulink modeli

