

1693 81

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

169381
**YUMUŞAK HESAPLAMA YÖNTEMLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ
VE ELEKTRİKSEL SÜRÜCÜLERDEKİ UYGULAMALARI**

Mehmet KARAKÖSE

Tez Yöneticisi
Doç. Dr. Erhan AKIN

DOKTORA TEZİ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ELAZIĞ, 2005

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**YUMUŞAK HESAPLAMA YÖNTEMLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ
VE ELEKTRİKSEL SÜRÜCÜLERDEKİ UYGULAMALARI**

Mehmet KARAKÖSE

Doktora Tezi

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Bu tez, 22/04/2005 tarihinde aşağıda belirtilen jüri tarafından oybirliği /oyçokluğu ile başarılı / başarısız olarak değerlendirilmiştir.

Danışman : Doç. Dr. Erhan AKIN

Üye : Doç. Dr. Muammer GÖKBULUT

Üye : Yrd. Doç. Dr. Ahmet ORHAN

Üye : Prof. Dr. Ahmet ARSLAN

Üye : Yrd. Doç. Dr. Yetkin TATAR

.....
.....
.....
.....
.....

Bu tezin kabulü, Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 27./04./05..... tarih ve 2005-13/2..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

TEŞEKKÜR

Her şeyden önce doktora tezi süresi boyunca sabırlı yol göstericiliği, teşvik ve desteği için tez yöneticim sayın Doç. Dr. Erhan AKIN'a en içten teşekkürlerimi sunmak istiyorum. Danışmanım olarak daima yararlı önerileri, düşünce ve anlayışı ile araştırmanın yönlendirilmesinde hiçbir zaman yardımlarını esirgemeyerek çalışmaların başarısında çok katkısı olmuştur. Teknik ve bilimsel rehberliğiyle birlikte arkadaşça yaklaşımıyla yüksek lisanstan doktora tezime kadar her konuda benim için harcadığı zaman ve çabalar için tekrar teşekkür ediyorum.

Deneysel çalışmalarda yardımlarını esirgemeyen, bilgisini paylaşan ve samimi önerilerde bulunan sayın Yrd. Doç. Dr. Hayrettin CAN'a, her konuda beni destekleyen ve altı yıldır aynı ofisi paylaştığım Arş. Gör. A. Bedri ÖZER'e, bulanık integral konusunda yardım ederek bilgisini paylaşan Arş. Gör. Erkan DUMAN'a ve her konuda değerli önerilerde bulunan Yrd. Doç. Dr. Ahmet ORHAN'a çok teşekkür ediyorum.

Ayrıca sıcak bir çalışma ortamı oluşturan Bilgisayar Mühendisliği Bölümünün bütün üyelerine de teşekkür ediyorum.

Son olarak hayatımın her anında ilgi, anlayış ve desteğini esirgemeyen aileme çok teşekkür ediyorum.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR

İÇİNDEKİLER.....	I
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	IV
TABLolar LİSTESİ.....	IX
EKLER LİSTESİ.....	X
SİMGELER LİSTESİ.....	XI
KISALTMALAR LİSTESİ.....	XV
ÖZET.....	XVI
ABSTRACT.....	XVIII

1. GİRİŞ.....	1
1.1. Yapay Zeka.....	2
1.2. Yumuşak Hesaplama.....	5
1.3. Akıllı Sistemler.....	10
1.4. Sürücü Sistemler.....	12
1.5. Tezin Amacı.....	17
1.6. Tezin Yapısı.....	19
2. YUMUŞAK HESAPLAMANIN BİLEŞENLERİ.....	21
2.1. Temel Bileşenler.....	21
2.1.1. Bulanık Mantık.....	22
2.1.2. Yapay Sinir Ağları.....	41
2.1.3. Genetik algoritmalar.....	47
2.1.4. Olasılıksal Hesaplama.....	51
2.1.5. Kaos Teorisi.....	53
2.1.6. Destek Vektör Makinalar.....	56
2.1.7. Makina Öğrenmesi.....	59
2.1.8. Veri Madenciliği.....	62
2.1.9. Yapay Bağışık Sistemler.....	65
2.1.10. Kaba Kümeler.....	68
2.2. Karma Sistemler.....	71
2.2.1. Sinirsel-Bulanık Sistemler.....	72
2.2.2. Bulanık-Genetik Sistemler.....	76

2.2.3. Sinirsel-Genetik Sistemler.....	78
2.2.4. Sinirsel-Bulanık-Genetik Sistemler.....	79
2.2.5. Olasılıksal-Bulanık Sistemler.....	79
2.2.6. Diğer.....	80
2.3. Yumuşak Hesaplama ve Klasik Hesaplamanın Birleştirilmesi	81
3. YUMUŞAK HESAPLAMA TEKNİKLERİNDE YENİ GELİŞTİRMELER.....	83
3.1. Yeni Bir Bulanık Sistem Yaklaşımı: Blok Tabanlı Bulanık Denetleyiciler	83
3.1.1. Geleneksel Bulanık Denetleyiciler	84
3.1.2. Önerilen Blok Tabanlı Bulanık Denetleyiciler	90
3.1.3. Uygulama Sonuçları	92
3.2. Bulanık Mantık Sistemlerin Performansını Geliştirmek İçin Yeni Üyelik Fonksiyonları ..	99
3.2.1. Bilinen Bulanık Üyelik Fonksiyonları.....	100
3.2.2. Önerilen Bulanık Üyelik Fonksiyonları	102
3.2.3. Bilgisayar Benzetim Sonuçları	104
3.3. Kontrol Sistemleri İçin Yeni Tip-1 ve Tip-2 Bulanık	
Çok Kriterli Karar Verme Yaklaşımları	108
3.3.1. Bulanık İntegral	109
3.3.2. Uyarlamalı Bulanık İntegral	116
3.3.3. Tip-2 Bulanık Karar Verme.....	121
3.4. Çok Katmanlı İleri Beslemeli Sinir Ağları İçin Tip-2 Bulanık Aktivasyon Fonksiyonu ..	125
3.4.1. Tip-2 Bulanık Aktivasyon Fonksiyonu	128
3.4.2. Performans Değerlendirmesi	130
4. SÜRÜCÜ SİSTEM UYGULAMALARI	135
4.1. Evirgeç Üzerinden Beslenen Asenkron Motor Akımlarının Tahmininde	
Bulanık Filtre Kullanımı.....	135
4.1.1. Önerilen Bulanık Filtre.....	136
4.1.2. Uygulama Sonuçları	139
4.2. Vektör Kontrollü Asenkron Motorun Stator Akı Tahmini İçin	
Bulanık Ayarlamalı İntegratör.....	144
4.2.1. Önerilen Bulanık Mantık Ayarlamalı Akı Tahmin Algoritması.....	144
4.2.2. Bilgisayar Benzetimi ve Deneysel Sonuçlar	147

4.3. Hız Duyargasız Vektör Kontrollü Asenkron Motor Sürücülerinde Düşük Hız Bölgesi	
İçin Akı Modelleri Arasında Yeni Bir Bulanık Kural Tabanlı Geçiş Algoritması	154
4.3.1. Düşük Hız Çalışması İçin İki Akı Modelinin Birleştirilmesi	157
4.3.2. Akım ve Gerilim Modellerinin Birleştirilmesi İçin Önerilen Bulanık Mantık	
Tabanlı Geçiş Algoritması.....	161
4.3.3. Bilgisayar Benzetimi ve Deneysel Sonuçlar	163
5. SONUÇLAR.....	168
5.1. Ana Sonuçlar	168
5.2. Sonraki Çalışmalar	171
KAYNAKLAR.....	173
ÖZGEÇMİŞ	185
EKLER.....	186
EK-1 : Bilgisayar Benzetimi ve Deneysel Sonuçlar İçin Kullanılan DC ve AC	
Motorların Parametreleri	

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Geleneksel yapay zeka tekniklerini kullanan bir uzman sistem şeması.....	2
Şekil 1.2. Akıllı bir makina için şematik diyagram.....	4
Şekil 1.3. Bilgi tabanlı sistem yapısı.....	5
Şekil 1.4. Hesaplama ve zeka kavramlarının ilişkisi.....	5
Şekil 1.5. Bir arabirim olarak yumuşak hesaplama.....	7
Şekil 1.6. Yumuşak hesaplama bileşenleri.....	8
Şekil 1.7. Akıllı kontrolde kullanılan teknikler.....	11
Şekil 1.8. Elektrik makinalarının sınıflandırılması	13
Şekil 1.9. Elektrik sürücü için temel bir yapı	14
Şekil 1.10. Vektör kontrol gerçekleştirilmesi için basit bir blok diyagramı	16
Şekil 1.11. Bu tez çalışmasında yumuşak hesaplama teknikleri için önerilen yaklaşımlar.....	18
Şekil 1.12. Bu tez çalışmasında yapılan elektriksel sürücü sistem uygulamaları.....	19
Şekil 1.13. Tezin yapısı.....	20
Şekil 2.1. Yumuşak hesaplama bileşenleri ve temel matematiksel teknikleri.....	22
Şekil 2.2. Keskin kümeler	23
Şekil 2.3. Keskin kümeler için bazı işlemler.....	23
Şekil 2.4. Bulanık kümeler.....	25
Şekil 2.5. Bazı üyelik fonksiyonları.....	25
Şekil 2.6. Mahkum problemi için farklı konfigürasyonlar	26
Şekil 2.7. Klasik mantık ile bulanık mantık arasındaki fark	27
Şekil 2.8. Bulanık sistem yapısı	28
Şekil 2.9. Dilsel değişkenlerin bulanık kümelerle ifadesi	29
Şekil 2.10. Minimum ve maksimum kullanılarak Mamdani bulanık çıkarım mekanizması.....	30
Şekil 2.11. Sugeno ve Tsukamoto tipi bulanık gerçekleştirme	31
Şekil 2.12. Bulanık kümeler.....	33
Şekil 2.13. Tip-2 üyelik fonksiyonu örneği.....	33
Şekil 2.14. Tip-2 bulanık üyelik fonksiyonu örnekleri	34
Şekil 2.15. Tip-2 bulanık üyelik fonksiyonu örnekleri	35
Şekil 2.16. Tip-2 bulanık mantık sistemin yapısı.....	36
Şekil 2.17. Tip-1 ve tip-2 bulanık mantık sistemlerin çıkarım mekanizması.....	38
Şekil 2.18. Yaş problemi için üyelik fonksiyonu ve durulaştırma grafiği.....	38
Şekil 2.19. Ağırlık merkezi paradoksu.....	40
Şekil 2.20. Hopgood'un durulaştırma paradoksu.....	40

Şekil 2.21. Bir sinir hücresinin biyolojik gösterimi	41
Şekil 2.22. Bir sinir hücresinin matematiksel gösterimi	41
Şekil 2.23. Yapay sinir ağında sinir hücreleri arasındaki bağlantılar.....	42
Şekil 2.24. Çok katmanlı yapay sinir ağı yapıları	44
Şekil 2.25. Yapay sinir eğitiminde kullanılan bazı teknikler için şematik gösterim	44
Şekil 2.26. Temel bloklar için dört farklı konfigürasyon tipi.....	45
Şekil 2.27. Blok tabanlı sinir ağları için kullanılan aktivasyon fonksiyonları	46
Şekil 2.28. Blok tabanlı yapay sinir ağı uygulamaları	47
Şekil 2.29. Arama algoritmaları	47
Şekil 2.30. Genetik algoritmanın operatörleri	48
Şekil 2.31. Temel evrim döngüsü.....	49
Şekil 2.32. Genetik algoritmanın akış diyagramı	50
Şekil 2.33. Bayes ağlarının ve Dempster-Shafer için çıkarım mekanizmalarının sınıflandırılması.....	52
Şekil 2.34. Bayes ağlarındaki yayılımda Pearl'ün karmaşıklık artışı.....	52
Şekil 2.35. Farklı parametreler için lojistik fark denkleminin davranışı.....	54
Şekil 2.36. Kaosun başlangıç değerlerine bağımlılığı için bir örnek	55
Şekil 2.37. Lojistik fark denklemi için değişimler	55
Şekil 2.38. Destek vektör makinaların çalışması ve mimarisi	57
Şekil 2.39. Ayrıştırılamayan veriler için destek vektör makinaların çalışması.....	58
Şekil 2.40. Doğrusal olmayan sınıflandırma için destek vektör makinalarının çalışması ve mimarisi	59
Şekil 2.41. Öğrenme için problem çeşitleri.....	60
Şekil 2.42. Makina öğrenmesi için örnekler	61
Şekil 2.43. Veri madenciliği ve bilgi keşfi modeli.....	63
Şekil 2.44. Bağışıklık sisteminin yapısı	66
Şekil 2.45. Yapay bağışık sistemler için tasarım çatısı	67
Şekil 2.46. Klonal seçim algoritması için akış diyagramı	68
Şekil 2.47. Kaba küme kavramı	69
Şekil 2.48. Düşük, yüksek yaklaşım ve sınır bölgesinin gösterimi için bir örnek küme.....	70
Şekil 2.49. Mamdani sinirsel-bulanık sistem yapısı.....	74
Şekil 2.50. Farklı sinirsel-bulanık sistem yapıları.....	74
Şekil 2.51. Sugeno sinirsel-bulanık sistem yapısı	75
Şekil 2.52. Sinirsel bulanık denetim ve tanımlayıcı kullanan bir sistemin blok diyagramı	76
Şekil 2.53. Bulanık sistemler için üyelik fonksiyonları ve kural tabanının kodlanması	77

Şekil 2.54. Sinirsel-genetik sistem yapıları.....	78
Şekil 2.55. Sinirsel-Bulanık-Genetik uyarlamalı kontrol sistemi.....	79
Şekil 2.56. Yumuşak hesaplama ve klasik hesaplamanın birleştirilmesi.....	81
Şekil 3.1. Bulanık kontrol yapısı.....	84
Şekil 3.2. Bulanık denetleyici kullanan bir kontrol sistemi	85
Şekil 3.3. Klasik kapalı çevrim denetim sistemi	85
Şekil 3.4. Kontrollü bir sistemin çıkış cevabı	86
Şekil 3.5. Geleneksel bir bulanık denetleyici için üyelik fonksiyonları, kural tabanı ve giriş/çıkış değişimi.....	88
Şekil 3.6. Blok tabanlı bulanık denetleyici yapıları	90
Şekil 3.7. Önerilen blok tabanlı bulanık denetleyiciler için üyelik fonksiyonları, kural tabanı ve giriş/çıkış değişimi.....	91
Şekil 3.8. DC motorun pozisyon kontrolü için bulanık kontrol yapısı.....	93
Şekil 3.9. 0.5pu ve 1pu referansı için dc motor pozisyon kontrolünde geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyici performansları	94
Şekil 3.10. Geleneksel ve farklı yapılarda blok tabanlı denetleyici performansları.....	95
Şekil 3.11. Farklı referans girişleri için denetleyicilerin performansı.....	96
Şekil 3.12. Vektör kontrollü asenkron motorun blok diyagramı.....	97
Şekil 3.13. Geleneksel bulanık denetleyici ve blok tabanlı bulanık denetleyici kullanan vektör kontrollü asenkron motor için farklı referans girişlerinde hız cevapları (a1-b1) Blok tabanlı bulanık denetleyici, (a2-b2) Geleneksel bulanık denetleyici ..	98
Şekil 3.14. Bulanık sistem yapısı	99
Şekil 3.15. Bulanık mantık sistemler için farklı üyelik fonksiyonları.....	101
Şekil 3.16. Sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonu	103
Şekil 3.17. Parabolik üyelik fonksiyonu	103
Şekil 3.18. Ters parabolik üyelik fonksiyonu	104
Şekil 3.19. Bulanık kontrollü dc motorun blok diyagramı.....	104
Şekil 3.20. DC motorun pozisyon kontrolü için kullanılan bulanık denetleyicinin üyelik fonksiyonlarının dağılımı ve kural tabanı.....	105
Şekil 3.21. Dokuz kurallı ve sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonları kullanan bir bulanık sistem için kural izlenimi.....	106
Şekil 3.22. Bulanık kontrolde farklı üyelik fonksiyonların performans karşılaştırılması	107
Şekil 3.23. Klasik ve bulanık birleştirme operatörleri için küme ilişkileri	110
Şekil 3.24. Farklı bulanık integral teknikleri.....	111
Şekil 3.25. Geleneksel bulanık denetleyici yapısı.....	112

Şekil 3.26. Bulanık integral kullanan bulanık denetleyici yapısı	113
Şekil 3.27. h fonksiyonunun Choquet integrali.....	113
Şekil 3.28. Bulanık integral için h değerleri.....	114
Şekil 3.29. Bulanık denetleyicinin giriş(a-b) ve çıkış (c) üyelik fonksiyonları.....	115
Şekil 3.30. 1 referansı için dc motor pozisyon kontrolünde klasik PI, klasik bulanık denetleyici ve bulanık integralli bulanık denetleyici cevapları	116
Şekil 3.31. Geleneksel ve uyarlamalı bulanık integral için g değerlerinin karşılaştırılması	117
Şekil 3.32. Uyarlamalı bulanık integral ile gerçekleştirilen bulanık denetleyici yapısı.....	119
Şekil 3.33. Uyarlamalı bulanık integral için g yoğunluk değerleri	120
Şekil 3.34. Uygulama sonuçları	121
Şekil 3.35. Tip-2 bulanık Choquet integral	122
Şekil 3.36. Bulanık çok kriterli karar verme örneği.....	122
Şekil 3.37. Tip-2 bulanık çok kriterli karar verme algoritması kullanan bulanık denetleyici..	123
Şekil 3.38. Bulanık integralde $h(x)$ nesnel ve $g(x)$ öznel değerleri için kullanılan tip-2 bulanık kümeler	124
Şekil 3.39. Önerilen algoritmayı kullanan dc motorun pozisyon kontrolü için bilgisayar benzetim sonuçları	124
Şekil 3.40. Çok katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağı yapısı.....	126
Şekil 3.41. Bazı aktivasyon fonksiyonları.....	127
Şekil 3.42. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu ve sigmoid aktivasyon fonksiyonunu modellemek için kullanılabilecek tip-2 bulanık üyelik fonksiyonları	129
Şekil 3.43. Tip-2 bulanık üyelik fonksiyonlarının yapısı	129
Şekil 3.44. xor problemi için oluşturulan yapay sinir ağı yapısı	130
Şekil 3.45. Sigmoid ve önerilen algoritma için öğrenme eğrileri.....	131
Şekil 3.46. Hız tahmini için yapay sinir ağı kullanan hız duyargasız vektör kontrol algoritması	132
Şekil 3.47. Hız tahmini problemi için yapay sinir ağının yapısı	133
Şekil 3.48. Asenkron motorun yapay sinir ağı ile tahmin edilen hız değişimi.....	133
Şekil 4.1. Önerilen bulanık filtrenin yapısı	138
Şekil 4.2. Bulanık filtre için üyelik fonksiyonları ve kural tabanı	139
Şekil 4.3. Vektör kontrollü asenkron motorda bulanık filtre kullanımı için blok diyagramı ...	139
Şekil 4.4. 50 Hz için histeresis kontrollü asenkron motorun stator akımı ve bulanık filtre çıkışı	140
Şekil 4.5. 5 Hz için histeresis kontrollü asenkron motorun stator akımı ve bulanık filtre çıkışı	141

Şekil 4.6. Deneysel olarak alınmış histeresis kontrollü asenkron motorun stator akımları ve bulanık filtre çıkışı.....	142
Şekil 4.7. Deneysel olarak alınmış histeresis kontrollü asenkron motorun stator akımları ve filtre çıkışı.....	142
Şekil 4.8. Değiştirilmiş integratör algoritması	146
Şekil 4.9. Bulanık mantık ayarlamalı integratör.....	146
Şekil 4.10. İntegratör için kullanılan bulanık mantık sistemin üyelik fonksiyonları ve kural değişimi	147
Şekil 4.11. Vektör kontrollü asenkron motorun blok diyagramı.....	149
Şekil 4.12. Önerilen algoritma için benzetim sonuçları ($\omega=55$ rad/s).....	150
Şekil 4.13. δ geri beslemeli integratör için benzetim sonuçları ($\omega=55$ rad/s).....	151
Şekil 4.14. Üç farklı frekansta önerilen algoritma ve kaskad bağlı alçak geçiren filtre yöntemi için deneysel sonuçlar	152
Şekil 4.15. Deneysel sonuçlar ($\omega=55$ rad/sn).....	152
Şekil 4.16. Deneysel sonuçlar ($\omega=32$ rad/sn).....	153
Şekil 4.17. Akı tahmini için kullanılan bazı teknikler.....	155
Şekil 4.18. δ geri beslemeli gerilim modeli blok diyagramı	156
Şekil 4.19. Rotor hız terimi ihmal edilmiş akım modelinin blok diyagramı	157
Şekil 4.20. Akım ve gerilim modeli arasında geçiş için bir algoritma.....	159
Şekil 4.21. Düşük hız çalışması için bulanık kural tabanlı geçiş algoritması kullanan vektör kontrol algoritmasının blok diyagramı	160
Şekil 4.22. Akım ve gerilim modeli arasında bulanık mantık tabanlı geçiş algoritması için blok diyagramı.....	162
Şekil 4.23. Bulanık denetleyicinin parametreleri	163
Şekil 4.24. $I_{sd}=3$ A ve 100 dev/dak. hız referansı için klasik ve bulanık geçişli hız kontrollü asenkron motor sürücünün deneysel sonuçları	165
Şekil 4.25. 10 dev/dak hız referansı için hız kontrollü asenkron motor sürücünün hız ve moment cevabı.....	166
Şekil 4.26. TRACE yazılımı ile alınan klasik ve bulanık geçiş için deneysel sonuçlar	167

TABLolar LİSTESİ

Tablo 1.1. Geleneksel yapay zeka ve yumuşak hesaplama bileşenlerinin tarihsel gelişimi	1
Tablo 2.1. Geleneksel mantıkta bazı çıkarım kuralları	24
Tablo 2.2. Bulanık kümeler için bazı işlemler	26
Tablo 2.3. Yaklaşım ve karakteristikleri için farklı kavramlar	27
Tablo 2.4. Miktar niteliği için kullanılabilecek dilsel ifadeler	32
Tablo 2.5. İşlem veri tabanı	64
Tablo 2.6. Yapay bağışık sistemler için modeller, özellikler ve uygulamalar	66
Tablo 2.7. Yapay bağışık sistemler için temel bir algoritma	67
Tablo 2.8. Yapay bağışık sistemler için tasarım araçları	67
Tablo 2.9. Örnek bir bilgi sistemi	69
Tablo 2.10. Yumuşak hesaplama bileşenlerinin karşılaştırılması	71
Tablo 2.11. Bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının bazı avantaj ve dezavantajları	72
Tablo 2.12. Bulanık mantık ve genetik algoritmaların bazı avantaj ve dezavantajları	76
Tablo 3.1. Geleneksel ve bulanık denetleyiciler için bir karşılaştırma	89
Tablo 3.2. Geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyicilerin taban değerleri için örnek kombinasyonlar	92
Tablo 3.3. Geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyiciler için hesapsal karmaşıklık karşılaştırılması	92
Tablo 3.4. Geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyicilerin bazı girişlere karşı çıkış değerleri	93
Tablo 3.5. xor probleminin doğruluk tablosu	130
Tablo 3.6. xor problemi için öğrenme adımlarının sayısı	131
Tablo 3.7. Tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonu kullanan hız tahmin edicinin performansı ..	134

EKLER LİSTESİ

EK-1 : Bilgisayar Benzetimi ve Deneysel Sonuçlar İçin Kullanılan DC ve AC Motorların Parametreleri



SİMGELER LİSTESİ

$\tilde{A}$	: Tip-2 bulanık küme
b	: Eşik değeri
B, B_m	: Sürtünme katsayısı
C	: Bulanık denetleyici için çıkış ölçekleme kazancı
$C_{\tilde{A}}$	: Tip-2 üyelik fonksiyonunun ağırlık merkezi
C_i	: Sınıflar
d	: Gözlemler
de	: Hatanın değişimi
e	: Hata
$e(t)$	: Hata sinyali
$f(x, w)$	: Destek vektör makinalarda iki sınıfı ayıran karar sınırı fonksiyonu
g	: Bulanık integralde bulanık ölçüm
$g(.)$	: Düzeltme fonksiyonu
$G1, G2$	: Bulanık denetleyici için giriş ölçekleme kazançları
$h(x)$	: Bulanık integralde amaç ifadesi
i_a	: a faz akımı
i_b	: b faz akımı
i_c	: c faz akımı
$i_{s\alpha}$	: Akımın α bileşeni
$i_{s\beta}$	: Akımın β bileşeni
i_{sd}	: Akımın d bileşeni
i_{sq}	: Akımın q bileşeni
i_{sd}^*	: Akımın d bileşeni referansı
i_{sq}^*	: Akımın q bileşeni referansı
i_{abc}^*	: abc fazı referans akımları
i_{abc}	: abc fazı gerçek akımlar
i_z	: Akım üzerindeki hata
$i_{\alpha\beta}$	: α - β akımları
J, J_m	: Atalet momenti
K	: Geçiş sabiti
K_P	: Kontrolörün oransal katsayısı
K_I	: Kontrolörün integral katsayısı

K_D	: Kontrolörün türev katsayısı
K_m, K_b	: DC motor modeli için ileri ve geri besleme kazançları
L_a	: DC motorun armatür indüktansı
L_s	: Stator indüktansı
L_r	: Rotor indüktansı
L_{ls}	: Stator kaçak indüktansı
L_{lr}	: Rotor kaçak indüktansı
L_m	: Karşılıklı indüktansı
$L_R(x)$	: Kaba kümelerde düşük yaklaşma ifadesi
p	: Kutup sayısı
P	: Aktif güç
$P(C_i d)$	: Bayes ilişkisi
$r(t)$	: Giriş sinyali
R_s	: Stator direnci
R_r	: Rotor direnci
R_a	: DC motorun armatür direnci
T	: Çözüm adımı
T_e	: Elektromanyetik moment
T_L	: Yük momenti
T_r	: Rotor zaman sabiti
u	: Çıkış
U_C	: Denetleyici çıkışı
U_f	: Bulanık karar verme sistemi çıkışı
$U_R(x)$	: Kaba kümelerde yüksek yaklaşma ifadesi
$v_{\alpha\beta}$	: α - β gerilimleri
v_{sd}	: Gerilimin d bileşeni
v_{sq}	: Gerilimin q bileşeni
v_{sd}^*	: Gerilimin d bileşeni referansı
v_{sq}^*	: Gerilimin q bileşeni referansı
$v_{s\alpha}^*$	: Gerilimin α bileşeni referansı
$v_{s\beta}^*$	: Gerilimin β bileşeni referansı
v_{abc}	: abc fazı gerilimi
v_z	: Gerilim üzerindeki hata
$\hat{v}$	: Akım oranı tahmini
V_a	: DC motor için armatür gerilimi

V_{DC}	: DC hat gerilimi
x	: Temel değişkenin tanımlı olduğu söylem evreni
$\hat{x}$	: Bir büyüklüğün tahmin edilen değeri
w_i	: Ağırlık değerleri
ω^*	: Referans hız
ω_r	: Rotor açısal frekansı
ω_s	: Senkron açısal frekansı
ω_{sl}	: Kayma açısal frekansı
$\hat{\omega}$	: Tahmin edilen hız
$y(t)$	: Çıkış sinyali
Z_K	: Gürültülü sinyal
ΔR_s	: Stator direnci hatası
Σ	: Toplama
α	: Öğrenme oranı
δ	: İntegratörde geri besleme katsayısı
$\phi(x)$	: Eşleşme vektörleri
$\phi(.)$	: Aktivasyon fonksiyonu
λ	: Etkileşim sabiti
μ	: Üyelik derecesi
$\mu(x)$	: Tip-1 üyelik fonksiyonu
$\mu(x,u)$	: Tip-2 üyelik fonksiyonu
μ_x	: Kaba üyelik fonksiyonu
θ_s	: Sabit eksen takımı ile dönen eksen takımı arasındaki konum açısı
m, σ	: Tip-2 bulanık kümelerde değişim aralığı
ψ^*	: Referans akı
$\psi_{s\alpha}$	: Stator akısının α bileşeni
$\psi_{s\beta}$	: Stator akısının β bileşeni
$\psi_{s\alpha\beta}$	: Stator akısının α - β bileşeni
$\psi_{r\alpha}$	: Rotor akısının α bileşeni
$\psi_{r\beta}$	: Rotor akısının β bileşeni
ψ_{sd}	: Stator akısının d bileşeni
ψ_{sq}	: Stator akısının q bileşeni
ψ_{rd}	: Rotor akısının d bileşeni

ψ_{rq}	: Rotor akısının q bileşeni
$\psi_{\alpha\beta}^c$	: Akım modeli için α - β akıları
$\psi_{\alpha\beta}^v$	: Gerilim modeli için α - β akıları



KISALTMALAR LİSTESİ

YZ	: Yapay Zeka
HZ	: Hesapsal Zeka
BZ	: Biyolojik Zeka
NF	: Sinirsel-Bulanık (Neuro-Fuzzy)
FE	: Bulanık-Genetik (Fuzzy-Evolutionary)
NE	: Sinirsel-Genetik (Neuro-Evolutionary)
NFE	: Sinirsel-Bulanık-Genetik (Neuro-Fuzzy-Evolutionary)
PI	: Oransal-Artımsal Denetleyici
PID	: Oransal-Artımsal-Türevsel Denetleyici
PWM	: Darbe Genişlik Modülasyonu (Pulse Width Modulation)
SVPWM	: Uzay Vektör Darbe Genişlik Modülasyonu (Space Vector PWM)
FLC	: Bulanık Denetleyici (Fuzzy Logic Controller)
ANFIS	: Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System)
DC	: Doğru Akım
AC	: Alternatif Akım
DSP	: Sayısal İşaret İşleme (Digital Signal Processing)

ÖZET

Doktora Tezi

YUMUŞAK HESAPLAMA YÖNTEMLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ VE ELEKTRİKSEL SÜRÜCÜLERDEKİ UYGULAMALARI

Mehmet KARAKÖSE

Fırat Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

2005, Sayfa: 205

Birçok metodolojiden oluşan yumuşak hesaplamanın gelişmesi son on yılı aşkındır önemli araştırma ilgisi çekmiştir. Bu metodolojilerin her biri matematiksel olarak modellenemeyen veya modellenmesi oldukça zor olan gerçek dünya problemleri için çözümler sağlama ve modelleme yeteneğine sahiptir. Bulanık mantık, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar, olasılıksal çıkarım, makina öğrenmesi, kaos teorisi, destek vektör makineler, veri madenciliği, yapay bağışık sistemler ve kaba kümeler yumuşak hesaplama kavramı içerisinde verilebilir. Yumuşak hesaplama kontrol, işaret işleme, sınıflandırma, karar verme, örüntü tanıma, robotik ve sistem modelleme gibi alanlarda önemli bir uygulama potansiyeline sahip olmasına rağmen bazı dezavantajlara sahiptir.

Bu tezin amacı yumuşak hesaplama teorisini araştırmak, onun bileşenlerinde yeni yaklaşımlar önermek ve yumuşak hesaplama metodolojilerini elektriksel sürücülerde bazı problemleri çözmek için uygulamaktır. Tezde yumuşak hesaplama yöntemlerinde dört yeni yaklaşım ve üç elektriksel sürücü uygulaması çalışılmıştır.

Teorik çalışmalarda ilk olarak sağlam, verimli ve karmaşıklığı az denetleyiciler tasarlamak amacıyla kontrol işlevini yerine getirmek için dokuz kurallı bulanık denetleyicilerden oluşan ve blok tabanlı bulanık denetleyiciler olarak adlandırılan yeni bir bulanık sistem yaklaşımı önerilmiştir. İkinci olarak bulanık mantık sistemler için sinüs modülasyonlu, parabolik ve ters parabolik olmak üzere üç yeni üyelik fonksiyonu önerilmiştir. Üçüncü olarak tip-1 ve tip-2 bulanık kümeleri kullanan bulanık çok kriterli karar verme yöntemlerinde yeni geliştirmeler çalışılmıştır. Önerilen bu yöntemlerin temel özellikleri: geleneksel bulanık integralin bulanık yoğunluk değerleri ile uyarlanma kabiliyeti alması ve

bulanık integral ve tip-2 bulanık kümelerin kombinasyonu ile kontrol sistemlerinin esnekliğini geliştiren bir karar verme yöntemidir. Son olarak çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları için tip-2 bulanık mantık tabanlı aktivasyon fonksiyonu önerilmiştir. Diğer aktivasyon fonksiyonlarına göre tip-2 bulanık kümeleri kullanan bu yaklaşım geriye yayılım öğrenme hızını arttırmaktadır.

Elektriksel sürücü uygulama bölümünde ilk çalışma geri besleme işaretindeki hata ve gürültüleri belirlemek ve elimine etmek için bilgi tabanlı bir algoritmaya sahip bulanık filtreyi içerir. Bu amaçla bir bulanık filtre histeresis kontrollü asenkron motor akımları üzerinde tasarlanmış ve test edilmiştir. İkinci çalışma bulanık algoritma ile düzeltilmiş bir gerilim modelinin çıkışı belirlemeye dayanır. Önerilen algoritma genlik ve faz açısı ile duyargasız vektör kontrollü asenkron motorun akısını doğru olarak bulmak için kullanılabilir. Son çalışma stator akı yönlendirmeli asenkron motor sürücünün düşük hız çalışması için akı modelleri arasında bulanık mantık tabanlı yumuşak bir geçiş algoritması önermektedir. Bu geçiş algoritmasının temel görevi akı tahmin modelleri arasındaki geçiş sırasında moment üzerindeki sıçramaları elimine etmektir.

Özetle bu tezde yumuşak hesaplama metodolojilerinin teori ve elektriksel sürücü uygulamaları çalışılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Yumuşak hesaplama, akıllı sistemler, karma yumuşak hesaplama, elektriksel sürücüler, duyargasız vektör kontrol.

ABSTRACT

PhD Thesis

THE IMPROVEMENT OF SOFT COMPUTING METHODS AND ITS APPLICATIONS IN ELECTRICAL DRIVES

Mehmet KARAKÖSE

Firat University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical and Electronics Engineering

2005, Page: 205

The development of soft computing that consist of many methodologies has attracted considerable research interest over the past decade. Each of these methodologies is capable of model and enables solutions to real world problems which can not be modeled or too difficult to model, mathematically. Fuzzy logic, artificial neural networks, genetic algorithms, probabilistic reasoning, machine learning, chaos theory, support vector machines, data mining, artificial immune systems and rough sets can be given in the soft computing concept. Although soft computing has an important application potential in areas such as control, signal processing, classification, decision making, pattern recognition, robotics and system modeling, it has some common drawbacks.

The aim of this thesis is to investigate the soft computing theory, propose new approaches in its components and apply to solve some problems in electrical drives with soft computing methodologies. In this thesis, four new approaches and three electrical drive applications in soft computing methods were studied.

In theoretical studies, firstly, a novel fuzzy system approach called block based fuzzy controllers that is constructed by several fuzzy controllers with nine fuzzy rules to carry out control tasks was proposed to design robust, efficiency and low complexity controllers. Secondly, new three membership functions as sinus modulated, parabolic and inverse parabolic for fuzzy logic systems were proposed. Thirdly, new improvements in fuzzy multicriteria decision-making methods using type-1 and type-2 fuzzy sets were used. Main features of these proposed methodologies are the conventional fuzzy integral gets adaptation capability with fuzzy density values, and a decision making method with a combination of fuzzy integral and

type-2 fuzzy sets improves the flexibility of the control systems. Lastly, a type-2 fuzzy based activation function for multilayer feedforward neural networks was proposed. Instead of other activation functions, the proposed approach uses a type-2 fuzzy set to accelerate backpropagation learning.

In electrical drive application section, first study includes a fuzzy filter that is heuristic-knowledge-based algorithm to detect and discard feedback signal error and noise. For this purpose, a fuzzy filter is designed and tested on hysteresis controlled induction motor currents. Second study based on determining output of compensated voltage model with fuzzy algorithm. The proposed algorithm can be used to accurately measure the sensorless vector controlled induction motor flux including its magnitude and phase angle. Final study proposes a fuzzy logic based smooth transition method between flux models for low speed operation of a stator flux oriented induction motor drive. The major task of this transition algorithm is to eliminate jerks on the torque during the transition between the flux estimation models.

Briefly, the theory and electrical drives applications of soft computing methodologies were studied in this thesis.

Keywords: Soft computing, intelligent systems, hybrid soft computing, electrical drives, sensorless vector control.

1. GİRİŞ

Yumuşak hesaplama son zamanlarda araştırmacıların çok fazla ilgisini çeken akıllı sistemlerin oluşturulması için kullanılan yeni bir yaklaşımdır. Karmaşık gerçek dünya problemlerinin gerçekleştirilmesinde değişik kaynaklar kullanılarak bilgi, teknik ve metodolojileri birleştiren bu akıllı sistemler kolay çözümler sunmaktadır. Akıllı sistemler insansı uzmanlıklara sahip olma, kendi kendilerine uyarlanabilme ve değişken ortamlarda daha iyi sonuç için öğrenebilme gibi yetenekler gösterirler. Gerçek dünya hesaplama problemlerinde bu farklı yetenekleri birlikte kullanabilmek birçok avantajlar sunmaktadır [1].

Gerçek dünya problemlerinin değişik alanlarında kullanılan uzman sistemleri de içeren bütün yapay zeka sistemleri, şimdiye kadar bilgisayarlarla geleneksel hesaplama teknikleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ancak son zamanlarda geleneksel hesaplama tekniklerinin etkinlik, belirsizlik ve öğrenme gibi birçok sınırlamalarını ortadan kaldıran yeni “akıllı yöntemler” kullanılmaktadır. Hesaplama teknikleri olarak kullanılan Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağları, Olasılıksal Hesaplama, Genetik Algoritmalar gibi akıllı yöntemlerin birleşimi “Yumuşak Hesaplama” veya “Esnek Hesaplama” olarak adlandırılmaktadır. Bunlardan bulanık mantık ve olasılıksal hesaplama bilgi tabanlı, sinir ağları ve genetik algoritmalar ise veri tabanlı tekniklerdir. Hesaplama temelli akıllı sistemler oluşturmak için yeni bir yaklaşım olan yumuşak hesaplama, insan bilgi ve tecrübesi ile mantık işleyişini etkin olarak birleştirerek matematiksel modellenmesi zor olan sistemlerde daha iyi performans için değişen ortam koşullarına uyum göstermeyi hedefler. Tablo 1.1’de geleneksel yapay zeka yaklaşımlarının ve yumuşak hesaplama bileşenlerinin tarihsel bir gelişimi verilmiştir [2].

Tablo 1.1. Geleneksel yapay zeka ve yumuşak hesaplama bileşenlerinin tarihsel gelişimi

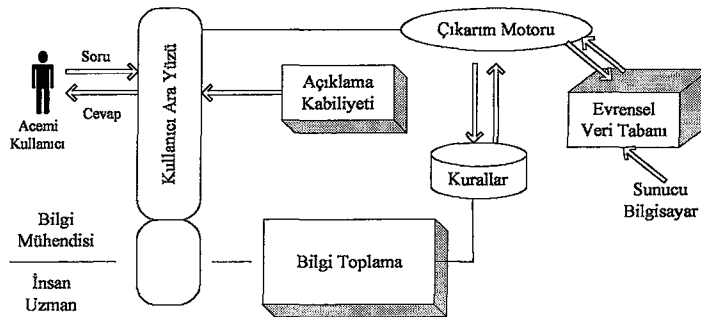
Zaman	Geleneksel Yapay zeka	Yapay Sinir Ağları	Bulanık Sistemler	Diğer Metodolojiler
1940-	1947 Sibernetik	1943 McCulloch-Pitts Sinir modeli		
1950-	1956 Yapay zeka	1957 Perceptron		
1960-	1960 Lisp Dili	1960lar Adaline	1965 Bulanık kümeler	
1970-	1970ler Bilgi mühendisliği (Uzman sistemler)	1974 Geriye yayılım algoritması	1974 Bulanık denetleyici	1970ler Genetik algoritma
1980-		1980-1986 Yeni sinir yapıları	1985 Bulanık modelleme	1980ler Yapay yaşam, bağışık modelleme
1990-			1990-1994 Sinirsel-Bulanık, ANFIS ...	1990 Genetik programlama

Geleneksel hesaplama ile farklı olarak yumuşak hesaplama ile insanın muhakeme, sezgi ve düşüncelerinin gerçekleştirilebilirliği kullanılmaya çalışılmaktadır. Geleneksel hesaplama yöntemleri ile çözülemeyen veya oldukça karmaşık olup tam modelleri tanımlanamayan gerçek dünya problemlerinin birçoğu için insan sezgilerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bunun için yumuşak hesaplamanın amacı insanın karar verme modelini kullanarak başarılı, basit, gerçekleştirilebilir ve düşük maliyetli çözümlerle belirsizlikleri ortadan kaldırmaktır [3].

Modern endüstrinin gelişen ihtiyaçlarındaki zorluklar yumuşak hesaplama metotları ile giderilebilmektedir. Örneğin birçok doğrusal olmayan ve zamanla değişen sistemlerde verimli olarak klasik kontrol yöntemlerinin kullanılması ile kararlılığın sağlanamadığı, hareket kontrol sistemlerinde var olan işaret işleme tekniklerinin gecikmesiz olarak tahminin yapılamadığı durumlarda yumuşak hesaplama metotları ile birçok avantajlar elde edilebilir. Yumuşak hesaplama metotlarının yeni ilerlemeleri ve bunların mühendislik tasarım ve üretimindeki uygulamaları literatürde geniş bir yere sahiptir. Sayısal işaret işlemciler ve fonksiyonel çipler gibi donanım platformlarının hızlı gelişimi ile pratikte yumuşak hesaplama metotlarını uygulamak oldukça kolay hale gelmiştir [4].

1.1. Yapay Zeka

İnsanlar genellikle sonuç çıkarımında ve karar vermede doğal dilleri kullanırlar. Geleneksel yapay zeka araştırmaları dil formlarıyla veya sembolik kurallarla ifade edilen insanın akıllı davranışlarının gösterilmesine odaklanmıştır [5]. Eğer bilgi belirgin bir şekilde kullanılabilir ise, sembolik kurallara dayalı sistemler birçok alanda insan tecrübesini modellemek için iyi bir temel oluşturmaktadır. Başarılı geleneksel yapay zeka tekniklerinin çoğu bu bilgi tabanlı sistemlere veya uzman sistemlere dayanmaktadır. Şekil 1.1 geleneksel yapay zeka tekniklerini kullanan bir uzman sistemin şematik formunu göstermektedir [2].



Şekil 1.1. Geleneksel yapay zeka tekniklerini kullanan bir uzman sistem şeması

Yapay zeka bir bilim alanı olarak 40 yılı aşkın bir zamandan beri kullanılmaktadır. Bu bilim alanı iki özelliğe dayanır.

- Harfler, kelimeler, sözcükler, işaretler ve şekiller gibi sembolik şekildeki bilginin kullanımı,
- Sembolik mantık yardımıyla arama.

İlk sayısal bilgisayar 1930'ların ortasında Turing makinalarının geliştirilmesi için ortaya çıkmış fakat insanlar gibi düşünme yeteneğine sahip bilgisayarlar geliştirme amacı ile başlayan yapay zeka alanında kullanımı 1960'ları bulmuştur. Beyindeki sinirler gibi, bir bilgisayarın yazılım ve donanımı kendi kendisine akıllı değildir ve henüz bir insanın bazı akıllı karakteristiklerini göstermek için programlanabilen bir bilgisayar yapılmamıştır. Bir sistemin akıllı bir sistem olarak kabul edilmesi için aşağıdaki karakteristik ve yeteneklerin bir veya birkaçına sahip olması gerekir.

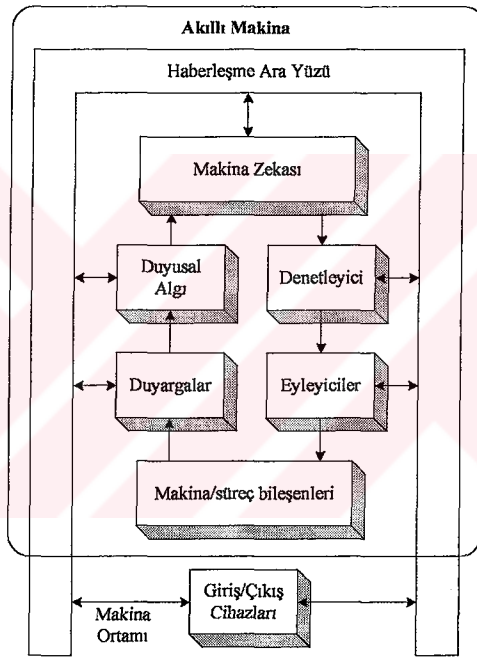
- Sezgisel algı
- Örüntü tanıma
- Öğrenme ve bilgi toplama
- Eksik bilgiden çıkarım yapma
- Nitel veya yaklaşık bilgiden çıkarım yapma
- Bilinmeyen durumlarla ilgilenme yeteneği
- Yeni durumlara uyarlanabilirlik
- Tümevarımsal akıl yürütme
- Ortak algı
- Duyguların gösterimi
- Yeni olaylar oluşturabilme

Yukarıdaki özelliklerin ilk beş kısmında önemli ilerlemeler yapılmış ve yapılmaktadır. Akıllı makinaların bütün bu kabiliyetlere özellikle de son üç yeteneğe sahip olması kolay değildir. El yazısını tanıma problemi pratik bir akıllı sistem uygulamasıdır. Burada öncelikli problem, zeka gerektirmeyen basit şablon uyumunun çözülememesidir. Çünkü el yazısı aynı kişi için dahi kayıp karakterler, hatalar, yinelenme, duysal kısıtlamalar ve gürültü gibi değişik pratik eksikliklere göre geçici olarak değişebilir. Bir el yazısı tanıma sistemi eksik bilgi ve tanınmayan karakterler ile ilgilenir ve sistemde akıllı fonksiyonlar gerçekleştirmek için öğrenme, örüntü tanıma gibi yeteneklere sahip olmalıdır.

Tarihsel olarak yapay zeka (artificial intelligence), makina zekası (machine intelligence) ve bilgisayar zekası (computer intelligence) aynı anlama sahiptirler. Yapay zeka, insanlar tarafından yapılabilecek zeka gerektiren problemleri makinaların yapması bilimi olarak

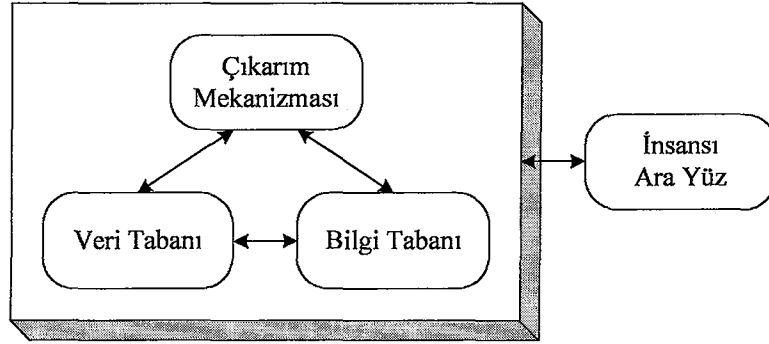
tanımlanabilir. Geleneksel yapay zeka akıllı davranışların gerçekleştirilmesinde gerekli bilgi (knowledge) ve bilgi (information) işleme için sembolik işlemler kullanır. Bilgi tabanlı sistemler ve ilişkili uzman sistemler akıllı bilgisayarlar ve akıllı makinelerin geliştirilmesinde yapay zekanın kullanılmasının bir sonucudur.

Akıllı bir makina insanın bir veya daha fazla akıllı karakteristiğini sergileyebilen makinadır. Bir beyindeki sinirlerin kendileri akıllı değildir, fakat bu sinirler tarafından etkilenen insan belirli davranışlar gösterir. Aynen bunun gibi bir makinanın da fiziksel elemanları akıllı değildir ancak makina akıllı davranmak için programlanabilir. Akıllı makina, makina zekasını somutlaştırır ve akıllı bir bilgisayardan daha geniş anlam alabilir. Değişik gereksinimler göz önüne alınarak akıllı bir makinanın genel amaç yapısı şekil 1.2’de verilmiştir [2].



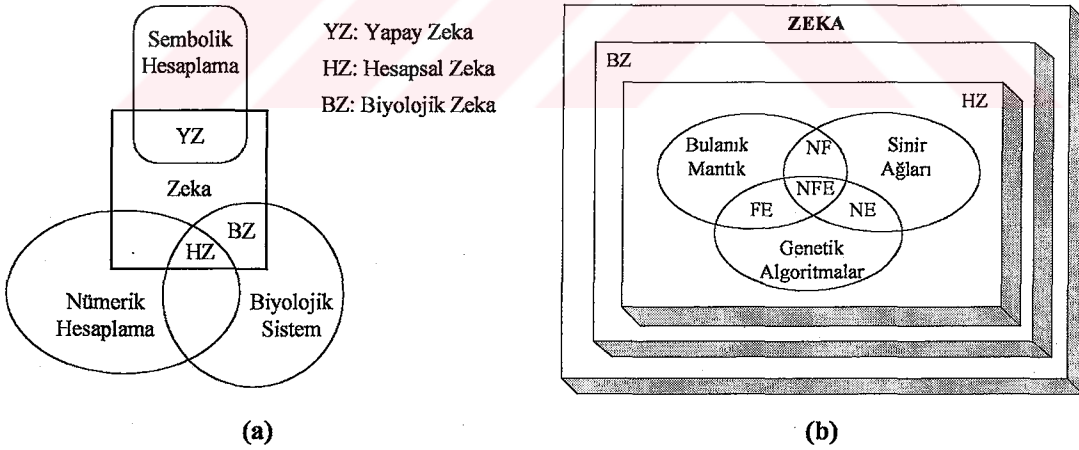
Şekil 1.2. Akıllı bir makina için şematik diyagram

Önemli yapay zeka modellerinden biri özellikle süreç ve üretim endüstrisi, tıp, ticaret ve eğitim gibi alanlarda geniş bir uygulama alanında çözüm sağlayan bilgi tabanlı sistemlerdir. Bu teknik birçok mimariye göre denetleyici veya karar destek sistemini gösterebilir. Bilgi tabanlı sistemin basit bir tanımı probleme bağlı bilginin kullanılarak sınırlı ve belirli bir alanda problemleri çözen ve akıllı karar verme yeteneklerine sahip olan ayrıntılı bir bilgisayar programı olarak verilebilir. Tipik olarak bir alanda insan uzmanın problem çözme davranışını yapmaya çalışır ve bir veya daha çok uzmanın bilgi ve çıkarım stratejilerini yürütür. Bu yönüyle uzman sistem olarak ta söylenebilir. Şekil 1.3 bilgi tabanlı sistemin basit bir yapısını göstermektedir.



Şekil 1.3. Bilgi tabanlı sistem yapısı

Bilinen zeka tekniklerinin ilişkisi şekil 1.4.a ile verilmiştir. Yapay zekanın genel amacı akıllı makinaların anlaşılması ve oluşturulmasıdır. Bu bakış açısı ile aynı amaca yönelik olarak yapılan çalışmalar insan zekasının modellenmesine doğru ilerlemektedir. İnsan ve makinalardaki kontrol ve bilgi işleme böylece yeni bir alan oluşturmuştur. Literatürde birçok tanıma sahip olan yapay zeka kavramı her geçen gün genişlemektedir. Modern yapay zeka artık kişisel yargıya bağlıdır. Bu bağımlılık yeni bir kavram olarak yumuşak hesaplama tekniklerini oluşturmuştur. Şekil 1.4.b yumuşak hesaplama tekniklerinin birbirleriyle ve zeka teknikleri ile olan ilişkisini göstermektedir.



Şekil 1.4. Hesaplama ve zeka kavramlarının ilişkisi

1.2. Yumuşak Hesaplama

Yumuşak hesaplama akıllı ve bilgi tabanlı sistemlerin önemli bir dalını oluşturmaktadır. Makina zekası (hesapsal zeka) geleneksel yapay zekayı etkili olarak tamamlar. İnsanın akıl yürütme mekanizması genelde yaklaşık, nitel ve yumuşaktır. İnsanlar akıllı karar verirken eksik,

muğlak ve bulanık bilgiyi etkili olarak işleyebilirler. Bulanık mantık, olasılık teorisi, sinir ağları ve genetik algoritmalar bir insanın karar verme işlemi ve muhakeme gücünü taklit etmek için yumuşak hesaplamada birlikte kullanılabilirler. Tam etkinlik bu alanın iki veya daha fazla avantajlarını kullanan karışık veya karma tekniklerle sağlanabilir [6].

Şu an var olan karmaşık sistemler geleneksel matematiksel modellerle doğru olarak tanımlanamazlar. Kontrol, robotik ve yapay yaşam topluluklarında yüksek oranda sağlam kontrol ve özerk davranışa artan bir ihtiyaç vardır. Analitik tekniklere dayanan böyle sistemlerin davranışını anlamak ve kestirmek için geleneksel yaklaşımlar yetersiz kalabilirler. Bu zorluklar makinaya insan zekasını gömmeyi gerektirirler. Çünkü insan zekası ve makina zekası arasında büyük bir fark vardır. Bilim adamları ve araştırmacılar insanın doğal zekasını araştıran insanlardan yararlanmaktadır. İnsanın akıl yürütme mekanizmasının benzetimine dayanan bulanık hesaplama, beyindeki sinirlerin davranışının benzetimine dayanan sinirsel hesaplama, evrim olayının benzetimine dayanan evrimsel hesaplama ve insanın bağışıklık sisteminin benzetimine dayanan yapay bağışık sistemler gibi hesaplama yöntemlerinin birçoğunda insanın doğal zekası taklit edilerek geliştirilmişlerdir. Karmaşık sistemlerdeki zorluklar ile başa çıkabilmek için bu hesaplama yöntemlerinin birleşiminden oluşan yumuşak hesaplama teknikleri kullanılmaktadır [7-8]. Yumuşak hesaplamanın temel özellikleri şunlardır.

- Akıllı sistemlerin analiz ve tasarımına yöneliktir.
- Belirsizlik ve eksikliğin olduğu bir ortamda karar verebilmek için insan yeteneğinin kullanılabilmesini amaçlar.
- Yumuşak hesaplamanın bileşenleri tamamlayıcıdır. Son on yılın üzerinde kazanılan deneysel tecrübeler bu bileşenlerin birleştirilerek kullanılmasının daha etkili olabildiğini göstermiştir.
- Yumuşak hesaplama insanın doğal zekası taklit edilerek oluşturulacak yeni tekniklerin eklenmesine açık bir çatıdır.

Temel olarak yumuşak hesaplama, belirsizliklerin olduğu durumlarda sebep ve öğrenme yeteneğini insan aklına uygun hesaplayarak ortaya çıkaran bir yaklaşım olarak göz önüne alınabilir. Bulanık mantığın öncüsü Dr. Lotfi A. Zadeh yumuşak hesaplamanın temel ilkesinin gerçeklik ile daha iyi anlayış, düşük çözüm maliyeti, sağlamlık, kontrol edilebilirlik ve belirsizlikler için tolerans geliştirmek olarak tanımlamıştır [9]. Bu tanımda esnek bilgi işleme yeteneği ve etkili veya verimli bir hesaplama metodolojisi olması yumuşak hesaplamanın iki anahtar özelliğidir. Geleneksel hesaplama metotları sadece kesinlik ile ilgilenirken, yumuşak hesaplama ekonomik ve rekabetçi çözümler ile optimum veya belirli doğrulukla ilgilenir.

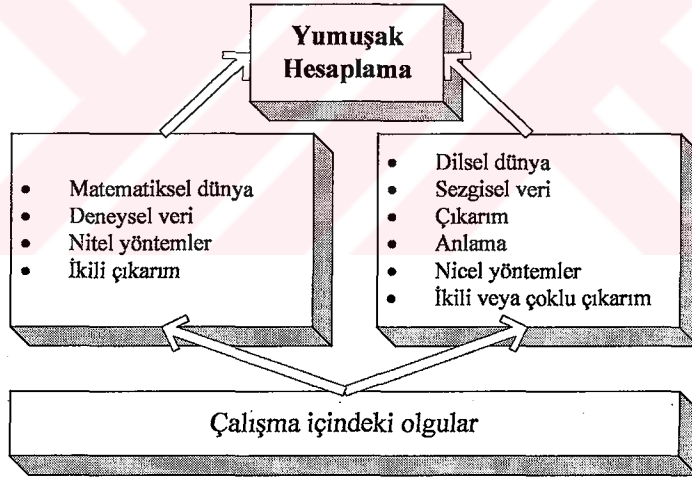
Şimdiye kadar birçok araştırmalar ve mühendislik uygulamaları göstermiştir ki yumuşak hesaplama akıllı sistemlerin tasarımı, bilgi gösterimi ve işleme, tahmin ve

sınıflandırma, tanıma, doğrusal olmayan sistemlerin kontrolü, robotik, ses ve sinyal işleme gibi birçok yerde önemli rol oynayabilecek etkinliktedir [10-14]. Çamaşır makinası ve klimalar gibi tüketici ürünlerinin birçoğu gömülü yumuşak hesaplama teknikleri ile donatılmıştır.

Karma yumuşak hesaplama sistemleri ve bunların endüstriyel, ticari uygulamaları son zamanlarda literatürde çok fazla yer bulmaktadır [15-16]. Karma yumuşak hesaplamanın bazı kombinasyonları şunlardır.

- Yapay sinir ağları veya evrimsel hesaplama ile ayarlanan bulanık mantık denetleyiciler,
- Evrimsel hesaplama veya bulanık mantık sistem ile ayarlanan yapay sinir ağları,
- Bulanık mantık sistemler ile ayarlanan evrimsel hesaplama.

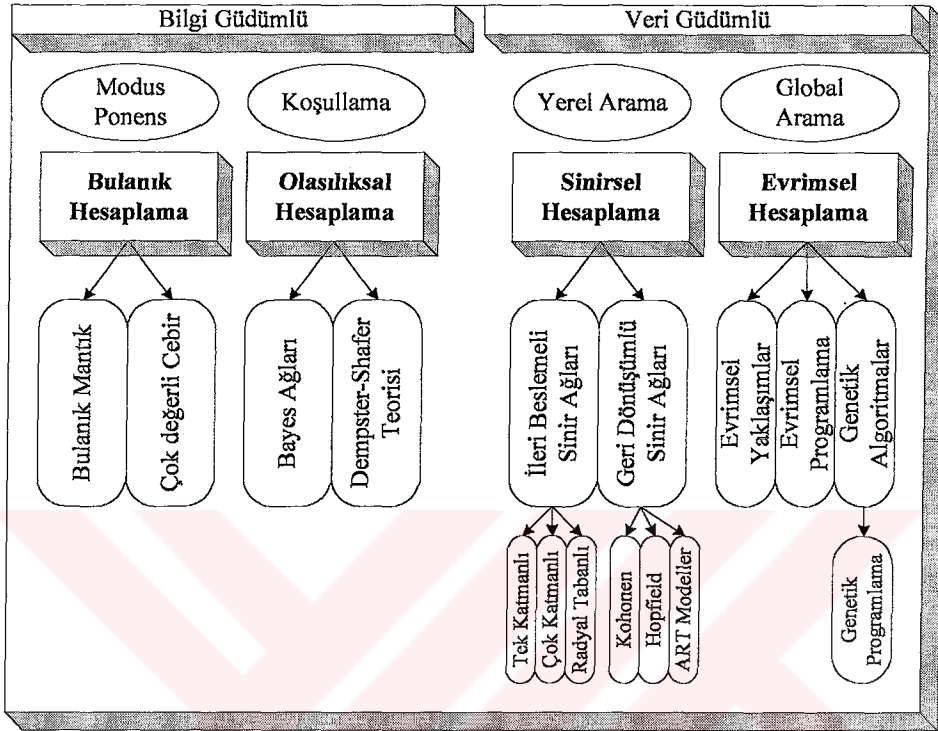
Yumuşak hesaplamanın özel bir yönü şekil 1.5'te görüldüğü gibi matematiksel çalışma ile dilsel güç arasında bir önemli kullanıcı arabirimi olarak yer almasıdır. Geleneksel hesaplama yöntemlerinin matematiksel modellere dayandığı ve insanın en iyi anlama, karar verme, tanıma, öğrenme işlevlerini yapan varlık olduğu göz önüne alındığında böyle bir arabirimin ne kadar önemli olduğu daha rahat anlaşılmaktadır.



Şekil 1.5. Bir arabirim olarak yumuşak hesaplama

Şimdiye kadar bahsedilen bulanık mantık, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar ve olasılıksal hesaplama yumuşak hesaplamanın çekirdek bileşenleridir. Alt dallarıyla birlikte daha geniş bir yapı şekil 1.6'da görülmektedir [7]. Yumuşak hesaplama şekil 1.6'daki gibi birçok hesaplama algoritmasını çoklu disiplin sistemi içerisinde birleştiren bir metodolojidir. Bunun temel amacı doğrusal olmayan ve matematiksel olarak modellenemeyen sistem problemlerini çözmek ve akıllı makineler geliştirmektir. Yumuşak hesaplama uygulamaları iki ana üstünlüğe sahiptir. Bunlardan birincisi yumuşak hesaplama algoritmaları ile doğrusal olmayan ve

karmaşık problemleri çözmek mümkündür, ikinci ise hesaplama alanlarına tanıma, anlama ve öğrenme gibi insan bilgisini girebilmektir. Böylece öz kendinden ayarlamalı sistemler ve otomatik tasarım sistemleri gibi akıllı sistemler yapabilmek mümkün olacaktır.



Şekil 1.6. Yumuşak hesaplama bileşenleri

Yukarıda ve şekil 1.6’da belirtildiği gibi yumuşak hesaplama çekirdek bileşenleri bulanık hesaplama, olasılıksal hesaplama, sinirsel hesaplama ve evrimsel hesaplama. Ancak son birkaç yılda kaos hesaplama, yapay bağışık sistemler, destek vektör makinalar, makina öğrenmesi ve veri madenciliğinin de eklenmesi ile bilinen yumuşak hesaplama geliştirilerek yeni bir disiplinler bütünlüğü olarak “genişletilmiş yumuşak hesaplama” kavramı önerilmiştir [10]. Şimdilerde ise biyotik sistemler olarak adlandırılan bir alan doğmaktadır. Bunlardan anlaşılacağı üzere yumuşak hesaplama hala gelişme sürecindedir. Farklı bakış açıları ile yumuşak hesaplama içerisine hala yeni tekniklerin eklenmesi önerilmektedir. Yumuşak hesaplamanın dört ana bileşeninin temel ilgi alanları aşağıdaki gibidir.

Bulanık Hesaplama : Yaklaşım muhakemesi, bilgi ayrıştırma, kelimelerle hesaplama

Sinirsel Hesaplama : Öğrenme, adaptasyon, sınıflandırma, sistem modelleme ve tanıma

Evrimsel Hesaplama : Sentez, sistematik rasgele arama ve değerlendirme ile ayarlama ve optimizasyon

Olasılıksal Hesaplama : Belirsizlik yönetimi, inanç ağları, kestirme ve kaotik sistemler

Yumuşak hesaplamanın önemli bir yönü bileşenleri arasındaki sembolik ilişkidir. Bu özellik akıllı sistemlerin kavram ve tasarımında birçok problemin çözümü için yumuşak hesaplamanın iki veya daha fazla bileşenini birlikte kullanma üstünlüğünü öne çıkarmaktadır. Literatürde en çok kullanılan bu tip karma akıllı sistem örneği yapay sinir ağları ve bulanık mantığın birlikte kullanıldığı sinirsel bulanık sistemlerdir. Bununla birlikte bulanık-genetik, sinirsel-genetik ve sinirsel-bulanık-genetik sistemler de gelişmeye devam etmektedir.

Yumuşak hesaplamanın temel özellikleri şu şekilde sıralanabilir [2]:

- Pratik problemleri çözmek için bulanık “eğer-o zaman” kurallarıyla insan tecrübesini kullanabilir.
- Biyolojik sinir sisteminden doğan yapay sinir ağlarıyla örüntü tanıma, sınıflandırma ve modelleme yapılabilir.
- Karmaşık optimizasyon problemlerine karşı oldukça esnek evrim ve seçimden doğan genetik algoritmalar, termodinamikten doğan benzetimli tavlama ve rasgele arama yöntemleri gibi yenilikçi optimizasyon tekniklerinin uygulanması gerçekleştirilebilir.
- Yumuşak hesaplama sembolik yapay zekadan farklı olarak sayısal olarak gerçekleştirilebilir. Yumuşak hesaplamaadaki sembolik tekniklerin birleşimi bu alanda aktif bir araştırma alanıdır.
- Sayısal olarak gerçekleştirilebildiğinden dolayı yapay zeka yaklaşımlarına kıyasla yumuşak hesaplama alanında birçok yeni uygulama alanları oluşmuştur. Bu uygulama alanları uyarlamalı işaret işleme, uyarlamalı kontrol, doğrusal olmayan sistem tanımı, örüntü tanıma gibi fazla hesaplama yoğunluğuna sahip alanlardır.
- Yapay sinir ağları ve bulanık sistemler sadece hedef sistemin örnek verilerini kullanarak model oluşturma ile modelden bağımsız öğrenme kabiliyetine sahiptir.
- Yumuşak hesaplama veri kümelerindeki uygunluk ve kuralları bulmak için yüksek hızlı yoğun hesaplama gerektirir.
- Yumuşak hesaplamanın bileşenleri hata toleransı sağlayabilir. Örneğin bir yapay sinir ağındaki bir sinir hücresinin silinmesi veya bir bulanık mantık sistemde bir kuralın olmaması sistemi fazla etkilemez. Sistem performansı orantılı olarak bozulmasına rağmen yumuşak hesaplama tekniklerinin paralel ve sağlam yapısı nedeniyle sistem çalışmaya devam eder.
- Yumuşak hesaplama teknikleri hedef güdümlü özellikler içerir.
- Gerçek dünya problemlerinde başarılı olarak uygulanabilir.

1.3. Akıllı Sistemler

Bir akıllı sistem tanıma, kestirme, belirsizlik çıkarımı yüksek performanslı hesaplama, öğrenme, kendini onarabilme, hata toleransı ve daha yüksek otonom davranış gibi insansı kabiliyetlere sahip olmalıdır. Dolayısıyla akıllı bir sistem farklı bölümlere ayrılabilir. Akıllı bir sistem yaşam boyu öğrenmeden elde edilen insan tecrübelerine dayanır. İyi bir akıllı sistemin bütün bileşenleri akıllı olmayabilir ancak belirli fonksiyonlara sahip olmalıdır. Akıllı davranışlar için uyumlu bir gövdeye gerek duyulur. Ancak akıllı bir sistemi oluşturmak için sadece bir gövdenin ayrı bileşenlerini geliştirmeye değil aynı zamanda bileşenler arasında organik bir ilişkinin geliştirilmesi de gereklidir [17].

Geniş bir perspektifte akıllı sistemler yumuşak hesaplamanın temelini oluştururlar. Geleneksel hesaplama, hesaplamaların ilk hedefi hassasiyet ve kesinliktir. Yumuşak hesaplama hassasiyet ve kesinlik belirli bir maliyet getirir. Bundan dolayı kesinlik ve hassasiyet arasında birini elde ederken diğerinden ödün verilmesi gerekir. Böyle bir hedefe ulaşmak için farklı metodolojiler kullanılarak hesaplama, çıkarım ve karar vermenin birleştirilmesi göz önüne alınır. Bu birleştirme akıllı sistemlerin tasarım ve yayılması için bir altyapı sağlar. Bu birliğin çekirdek ortakları bulanık mantık, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar ve olasılıksal çıkarımdır. Bu ortakların birlikte kullanılması ile karma akıllı sistemler oluşturulur [18].

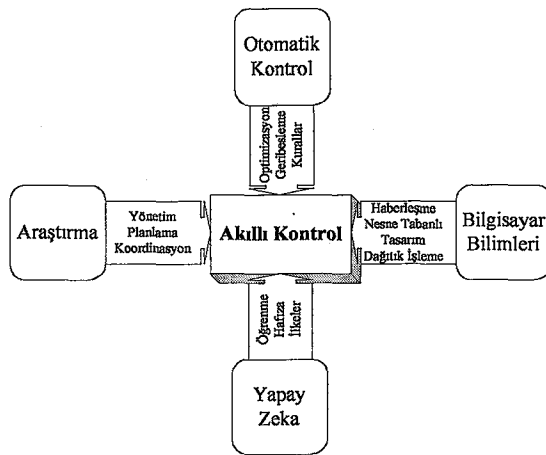
Akıllı kontrol, akıllı etmen, akıllı robot gibi akıllı sistemlerde araştırmacılar doğrusal olmayan sistemleri işlemekte ve bilinmeyen fonksiyon yaklaşım problemlerinde yararlı yapay sinir ağları, akıllı sistemler tasarlamak için kullanılabilen uzman bilgisine dayanan bulanık mantık sistemler ve karmaşık bir arama uzayında global çözümleri bulmakta faydalı evrimsel algoritmalar gibi yumuşak hesaplama yaklaşımlarının gerçekleştirilmesi ile sisteme gömülü olarak zeka uygulamaları sunmuşlardır.

Geçen kırk yıl boyunca hava trafiği kontrolünden kimyasal bir işlemin otomatik kontrolüne kadar geniş bir aralıkta geleneksel kontrolün gerçekleştirildiğini ve başarılı bir şekilde uygulandığını biliyoruz. Klasik kontrol yaklaşımları Laplace dönüşümü ve doğrusal durum uzayı gibi fiziksel modellerden türetilen analitik metotlara dayanmaktadır. Bode diyagramları, Nyquist ve Lyapunov kararlılık kriterleri ile Root-locus metotları hala geniş olarak pratik kontrol mühendisliğinde kullanılmaktadır. Bununla birlikte zamanla değişen, doğrusal olmayan çok değişkenli ve çok döngülü endüstriyel sistemler gibi modern karmaşık sistemlerin kontrolü bu geleneksel teknikler ile oldukça zordur. Buna ilginç bir örnek kamyon park etme problemidir. Klasik kontrol şekli uygulandığı zaman kamyonun park etmesi için ilk olarak kamyon ve römorkun açıları ile kamyonun yeri arasındaki dinamik kuralları içeren

kamyonun matematiksel modeli tanımlanmalıdır. Oluşturulacak son model doğrusal değildir. Bu adım bitirildiğinde bazı nümerik metotlar ile denklemlerin çözülmesi gereklidir. Çünkü normal olarak doğrusal olmayan sistemler için açık analitik metotlar yoktur. Bununla birlikte nümerik problemleri kullanmakta yaklaşık çözümlerin kazancı hala pratik olmayan yüksek zaman tüketimine sahiptir. Bunun sebebi modelin yüksek nonlineerliği ve yüksek boyutlu giriş değişkenlerinin varlığıdır. Diğer taraftan usta kamyon sürücüsü için bu çalışma oldukça kolaydır. Bunun için yumuşak hesaplama tabanlı akıllı metotları bu çeşit bir problem için kullanmak oldukça avantajlıdır. Literatürde bu kontrol için iki katmanlı ileri beslemeli ağ, bulanık sistem yaklaşımı gibi çözümler uygulanmıştır. Sonuçta daha yüksek performans kriteri ve ekonomik çözümler için akıllı kontrol sistemlerinin kullanımı gereksinim haline gelmiştir [19].

Akıllı kontrol kavramı ilk olarak Fu ve Saridis [15] tarafından yaklaşık 20 yıl önce önerilmiştir. Akıllı kontrol endüstriyel uygulamaların değişimi ile mühendislik öğretilerinin spektrumu içerisinde araştırma ve geliştirme alanlarından biri olarak ortaya çıkmıştır. Son 40 yıl içerisinde araştırmacılar birçok model tabanlı kontrol algoritmaları önermişlerdir. Genelde bu tasarım yaklaşımları modelleme, analiz, simülasyon, gerçekleştirme ve doğrulama gibi değişik fazları içerirler.

Genel olarak akıllı bir sistem çok güvenilir ve mükemmel olmalıdır. Akıllı kontrol sistemleri geniş bir tanım olarak otomatik kontrol sistemlerini gerçekleştirmek ve tasarlamak için yapay zeka ilişkili metotların kullanımı olarak tanımlanabilir. Akıllı kontrolün gelişiminin başlangıç aşamasında, yapay zeka ve otomatik kontrol arasında sıkı bir bağ vardı. Daha sonra araştırma çalışmaları ve bilgisayar bilimindeki ilerlemeler de akıllı kontrole katılmıştır. Şekil 1.7 akıllı kontrol ile gerçek dünya arasındaki ilişkinin açıklayıcı bir diyagramını göstermektedir [19].



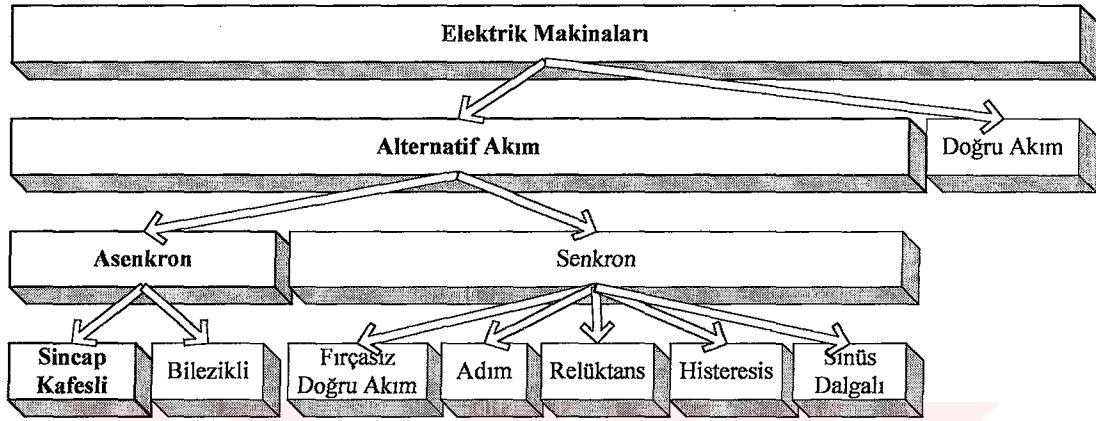
Şekil 1.7. Akıllı kontrolde kullanılan teknikler

Yumuşak hesaplama kontrol alanında çok belirgin bir yapay zeka tekniğidir. Modern kontrol sistem tasarımı ve gerçekleştirilmesinin üç ana zorluğunun birincisi yavaş hesaplama, ikincisi sistem derecesi yüksek doğrusal olmayan sistemler, üçüncüsü parametreler ve çevre değişimlerini içeren belirsizliklerdir [17]. Bulanık mantık ve yapay sinir ağları çamaşır makinaları, gemi kumandası, metro kontrolü ve otomobil otomasyonu gibi değişik kontrol sistemlerinde yoğun olarak kullanılmaktadır. Bulanık mantık teorisi ilk olarak 1974’de Mamdani tarafından kontrol sistemleri için başarılı olarak uygulanmış ve bu uygulamaların genişletilmesiyle yumuşak hesaplama, algoritma basitliği ve sistem sağlamlığı gibi birçok yönde klasik kontrol metotlarını geride bırakmıştır. Bulanık kontrol gürültü ve belirsizliklerle etkin olarak mücadele edebilirken, yapay sinir ağları kompleks öğrenmeye dayalı olarak dinamik sistemlerin kontrolünde etkindir. Akıllı kontrol sistemlerinde bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının birleştirilerek kullanımı yüksek popülerlik sağlamakta ve genetik algoritmaların farklı denetleyicilerin parametrelerini optimize etmek için geniş olarak kullanımı da etkinliği arttırmaktadır [20-23].

1.4. Sürücü Sistemler

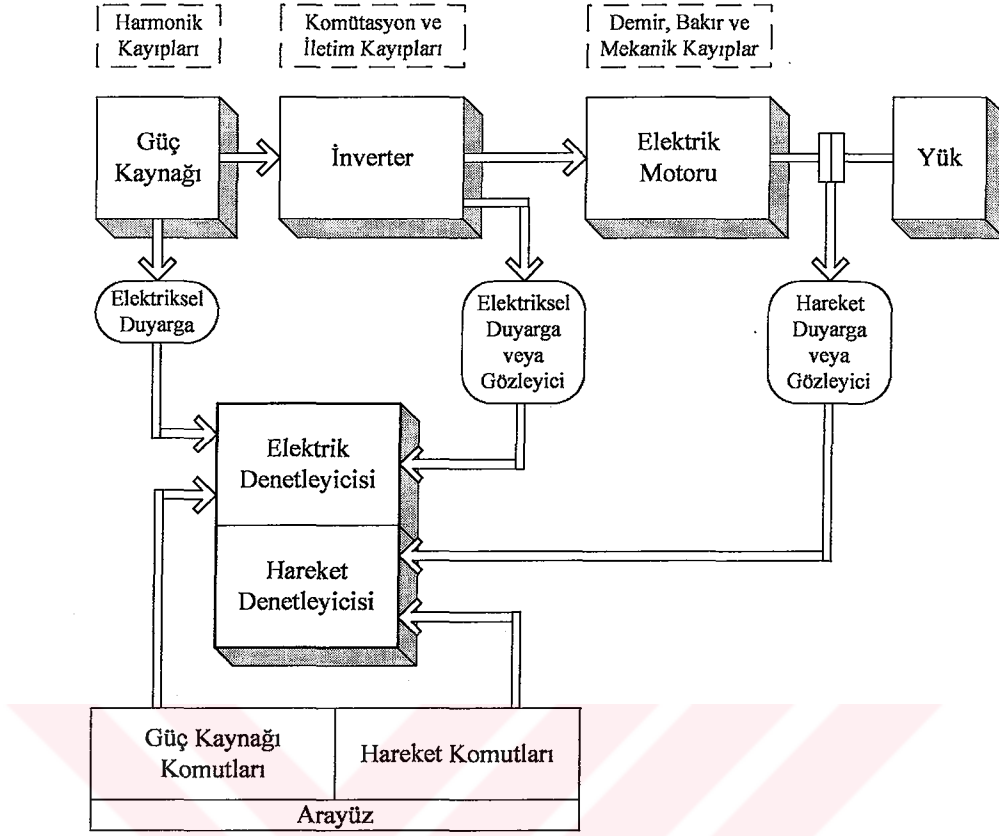
İlk asenkron makina Nikola Tesla tarafından Faraday’ın 1831’de elektromanyetik indüksiyonu keşfinden yaklaşık 50 yıl sonra 1888’de geliştirilmiştir. Çalışması için fırçalara gerek duymayan böyle bir elektrik makinasının geliştirilmesi çok fazlı üretim ve dağıtım sistemlerinde geniş alanlara yayılan bir yenilik olmuştur. Öyle ki şu an dünyada üretilen bütün enerjinin yaklaşık %60’ı sincap kafesli asenkron makinalar tarafından kullanılmaktadır [24-25]. Bununla birlikte asenkron makinalar bir yüzyıldan daha fazla süre sabit hızda kullanılmışlardır. Diğer taraftan doğru akım makinaları ise, değişken hız uygulamaları için yaygın olarak kullanılmaktaydı. Ancak doğru akım makinalarının bu uygulamaları çok pahalı ve dikkatli bakım gerektiriyordu. Güç elektroniğindeki gelişmeler doğru akım ve alternatif akım makinaları için yeni bir açılım getirdi. Yüksek performanslı hız, moment ve akı kontrolü sağlamak için thyristor ve IGBT gibi yarı iletken elemanlar kullanıldı. Değişken hızlı asenkron makina sürücülerin birçoğu farklı modülasyon tekniklerini kullanarak makinadaki sabit akıyı sağlamak için sabit bir gerilim/frekans (V/f) oranını tutturmaya dayanırdı. V/f kontrol algoritması oldukça basit olmasına rağmen moment ve akı performansı yeterince iyi değildir. Bunun için iyi moment, hız ve pozisyon kontrolü gerektiren endüstriyel uygulamaların büyük bölümünde doğru akım makinası kullanılmıştır. Yüksek performanslı uygulamalarda doğru akım makinalarıyla rekabet eden asenkron makinaların sağlamlık ve fiyat bakımından

avantajları ancak alan yönlendirmeli kontrol tekniklerinin geliştirilmesi ile kullanılabilmiştir. Alan yönlendirmeli kontrolün temeli, serbest uyarımlı doğru akım makinasına benzer şekilde makina akısı ve momentinin bağımsız olarak kontrol edilebilmesine dayanmaktadır. Stator akımları rotorla çakıştırılan bir dönen referans çatıya dönüştürülür. Böylece akımın d-ekseni bileşeni akı üretimi, q-ekseni bileşeni ise moment üretimi için kullanılır [26-27].



Şekil 1.8. Elektrik makinalarının sınıflandırılması

Elektrik enerjisi ile mekanik enerji arasında dönüşüm yapan ve şekil 1.8'deki gibi sınıflandırılabilen elektrik makinalarının kontrolü için bir sürücü sistem gerekmektedir [28]. Sürücü sistemler pompalar, fanlar, tramvay sistemleri, ev uygulamaları, bilgisayar araçları gibi hayatımızın her alanındaki uygulamalarda geniş olarak kullanılmaktadır. Bir elektrik makinası elektriksel, mekaniksel ve ısı olarak karmaşık bir yapıya sahiptir. Bu nedenle yıllar önce keşfedilmesine rağmen bu alandaki araştırma ve geliştirme çalışmalarının bitmeyeceği görülmektedir. Şekil 1.9 bir elektriksel sürücünün temel yapısını göstermektedir [27]. Bu şekilden de anlaşılacağı üzere karmaşık bir yapıya sahip olan elektrik motorunu sürmek için kullanılan sürücü sistem de oldukça karmaşıktır. Dolayısıyla bütün yapı çok yüksek bir nonlineerliğe sahiptir.



Şekil 1.9. Elektrik sürücü için temel bir yapı [24]

Son 20 yılda yarı iletken teknolojisindeki önemli ilerlemeler ile uygun bir asenkron motor sürücüsünün geliştirilmesi için gerekli olan koşullar da sağlanmıştır. Bu koşullar iki ana grupta toplanabilir.

- Güç elektroniği anahtarlama elemanlarındaki performansın gelişmesi ve maliyetin düşmesi,
- Yeni mikroişlemcilerde karmaşık algoritmaların gerçekleştirilebilmesi.

Bu gelişmelerle birlikte asenkron motorun kontrolü için farklı yöntemler arayışına girilmiştir. Özellikle asenkron motorun mekanik karmaşıklığına göre çok değişkenli ve nonlineer olan matematiksel karmaşıklığının fazla olması nedeniyle daha basit kontrol teknikleri geliştirilmeye çaba gösterilmiştir. Tarihsel olarak farklı kontrol teknikleri kullanılmıştır [29-35].

- **Skalar Kontrol:** En bilinen şekli Gerilim/frekans (V/f) tekniğidir ve gerilim ile frekans arasındaki sabit orana dayanır. Yapısı çok basittir ve hız geri beslemesini kullanmaz. Bununla birlikte bu kontrol tekniği hız ve moment cevaplarında iyi bir başarı sağlamaz. Çünkü gerçekte stator akısı ve moment direkt olarak kontrol edilmez. Hız cevabındaki doğruluğu yaklaşık %5 civarındadır.

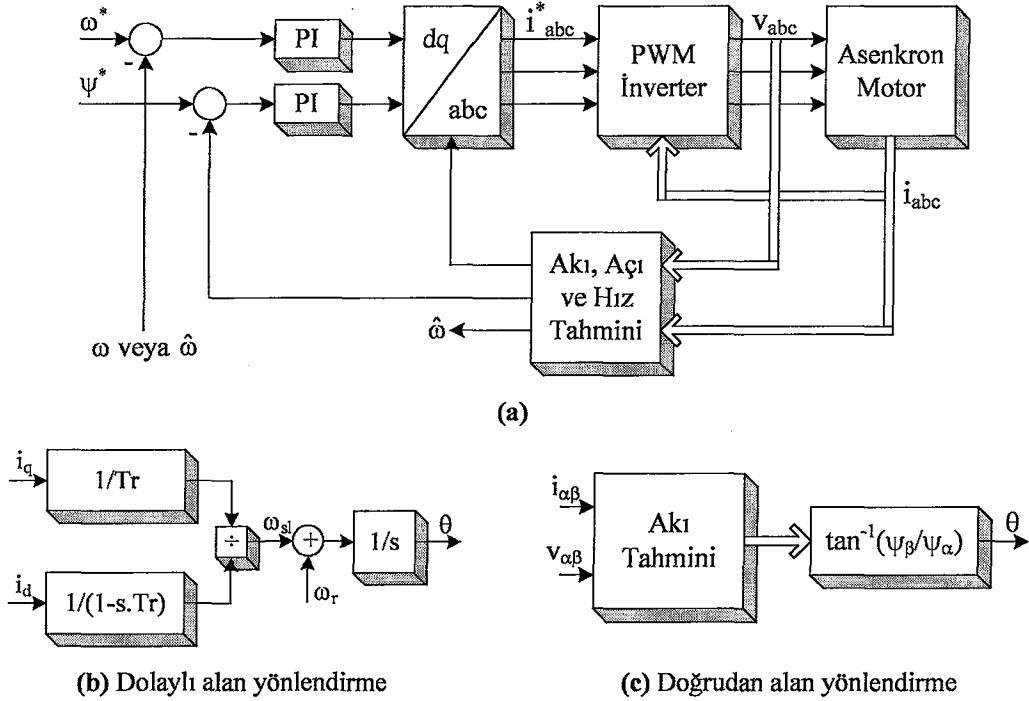
- **Vektör Kontrol:** Bu teknik moment ve akının her ikisini de kontrol etmek için kontrol döngüleri içerir. Akım veya gerilimler arasında Park dönüşümlerini kullanırlar. Vektör kontrolün doğruluğu hız için yaklaşık %0.5 ve moment için %2'ye ulaşabilir. Bu tekniğin temel dezavantajı yüksek hesaplama yeteneği gerektirmesi ve motor parametrelerinin iyi tanınmasıdır.
- **Doğrudan Moment Kontrolü:** Son on yılda vektör kontrole alternatif olmuştur. Vektör kontrol kadar iyi sonuçlar vermesiyle birlikte daha basit yapı ve kontrol algoritmasına sahiptir.
- **Doğal Alan Yönlendirme:** Yeni bir duyargasız alan yönlendirmeli kontrol tekniğidir. Kontrol işlevi için sadece akım ve gerilim ölçümlerine ihtiyaç duyar. Algoritması oldukça basit olan doğal alan yönlendirme tekniği bütün motor güçlerinde kullanılabilir.

Bahsedildiği gibi skalar kontrol metotlarında gerilim veya akım ile frekans asenkron motorun temel kontrol değişkenleridir. Örneğin gerilim beslemeli evirgeç sürücülerinde moment ve hava aralığı akısı gerilim ve frekansın fonksiyonlarıdır. Bu birleşik etki asenkron motorun yavaş cevap vermesine neden olur. Sürücünün cevap zamanı uzar çünkü moment hassasiyeti azalır. Bu sınırlama alan yönlendirmeli kontrol veya vektör kontrol metotlarının uygulanmasıyla ortadan kaldırılabilir. Bu avantaj vektör kontrol metotlarını yüksek performanslı endüstriyel sürücüler için çok popüler hale getirmiştir.

Şekil 1.10(a)'da görüldüğü gibi vektör kontrolde stator akım ve gerilim ölçümleri kullanılarak akı tahmini yapılır. Akı tahmini için gerilim modeli veya akım modeli kullanılabilir. Bu modellerden elde edilen akılarla pozisyon açısı hesaplanır ve bu açı değeri kullanılarak denklem (1.1) ve (1.2)'de verilen dönüşüm matrislerinden vektör kontrol için gerekli referans akımlar bulunur [31]. Bu açı değerinin hesaplanmasına göre vektör kontrol doğrudan ve dolaylı alan yönlendirmeli vektör kontrol olmak üzere ikiye ayrılır. Her iki yöneme göre açının hesaplanması şekil 1.10(b, c)'de verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{s\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

$$\begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} = \frac{\sqrt{2}}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (1.2)$$



Şekil 1.10. Vektör kontrol gerçekleştirilmesi için basit bir blok diyagramı

Vektör kontrolün bir dezavantajı asenkron makinanın hız bilgisini gerektirmesidir [26-31]. Dolayısıyla hız bilgisini almak için hız duyargalarına ihtiyaç vardır. Ancak bir hız duyargası gücü 10 kW'ın altındaki bir makina için yaklaşık makina ile aynı maliyettedir. Ayrıca duyarganın makina ile birlikte kullanılması da ilave masraflar getirmektedir. Bundan dolayı asenkron motorun vektör kontrolü için araştırmalar sürücü sistemin karmaşıklığını ve maliyetini azaltacak duyargasız bir sistem tasarımı üzerine yoğunlaşmış ve son on yılda birçok yöntem geliştirilmiştir [29-30]. Bu çalışmalarda temel amaçlar,

- Donanım karmaşıklığı ve maliyetini azaltmak,
- Mekanik sağlamlığı artırmak,
- Kötü ortamlarda çalışabilme,
- Daha yüksek güvenilirlik,
- Bakım ihtiyaçlarını azaltmak,
- Gürültü bağıışıklığını artırmak,
- Makina ataletini etkilememektir.

Asenkron motor sürücülerde duyargasız kontrolün temel teknikleri şöyle sıralanabilir.

- Tahmin ediciler,
- Model referans uyarlamalı sistemler,
- Gözlemleyiciler,
- Yumuşak hesaplama tekniklerine dayanan akıllı algoritmalar

Duyargasız kontrol sistemlerinin de sahip olduđu problemler vardır. Bunların başlıcaları parametre hassasiyeti, sürüklenme ve düşük hız problemleridir. Bu problemleri çözmek için literatürde birçok çalışma yapılmıştır [36-42]. Bowes [37] çalışmasında hız duyargasız dc ve asenkron makinalar için basit bir gözlemleyici tasarım tekniğı önermiştir. Duyargasız düşük hız çalışması için Leppanen [38] sıfır hız ve frekansta hız duyargasız asenkron motor kontrol tekniğı vermiştir. Diğer bir çalışmada düşük maliyetli yüksek verimli uygulamalar için duyargasız sürücüde histeresis ve SVPWM teknikleri birlikte kullanılmıştır [39]. Tajima ise çalışmasında [40] hız duyargasız vektör kontrollü asenkron motor için hız tahmini ve parametre ayarlaması problemlerini göz önüne almıştır. Hız duyargasız vektör kontrolün problemleri ve bunların çözümüne yönelik bir çalışma da Holtz tarafından yapılmıştır [41]. Holtz çalışmasında sıfır hız çalışması için yöntemler önerirken aynı zamanda akı tahmini için kullanılan integratördeki sürüklenmelerin nasıl yok edileceğı üzerinde durmuştur. Hız duyargasız asenkron motorun başlama anında moment üzerinde oluşan sıçramaları yok etmek için bir çalışma Chun tarafından yapılmıştır [42].

Şekil 1.9'dan görülebileceğı üzere asenkron motor ve sürücü sistemleri oldukça karmaşık, çok değişkenli ve nonlineer bir yapı oluşturmaktadır. Hem bu matematiksel karmaşıklık hem de duyargasız çözümler geliştirme ihtiyacı yumuşak hesaplama tekniklerinin asenkron motor sürücüleri için de kullanılmasını sağlamıştır [43-48]. Zhao ve Bose [44] güç elektroniğı ve sürücü sistemleri için yapay sinir ağı tabanlı gecikmesiz filtreler önermişlerdir. Kim [45] çalışmasında yapay sinir ağıları kullanarak bir hız tahmini algoritması önermiştir. Denai [47] bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının asenkron makina kontrolü için kullanılması üzerinde çalışmıştır. Bunların dışında yumuşak hesaplama bileşenlerinin sürücü sistemleri için kullanıldığı birçok çalışma vardır [46, 48].

1.5. Tezin Amacı

Bu tez çalışmasının genel amacı yumuşak hesaplama tekniklerinin teori ve uygulamalarını araştırmak ve geliştirmektir. On bileşenden oluşan ve hala gelişmekte olan yumuşak hesaplama teknikleri çok yoğun olarak çalışılmasına rağmen özellikle gerçek zamanlı çalışmalarda yavaş yakınsama hızı, fazla hesaplama zamanı ve performans düşüklüğü gibi birçok dezavantaja sahiptir. Bunun için bu tezin temel amacı yumuşak hesaplama bileşenlerinde bazı geliştirmeler önermek ve yumuşak hesaplama tekniklerinin elektriksel sürücü sistemlerdeki uygulamaları üzerine çalışmaktır. Şekil 1.11 bu çalışmada gerçekleştirilen yumuşak hesaplama tekniklerindeki katkıları göstermektedir. Görüleceğı üzere yumuşak hesaplama teknikleri için dört yeni yaklaşım sunulmuştur. Bunlardan birincisi üzerine çok sayıda araştırma konusu olan

bulanık mantık sistemlerin kural sayılarının azaltılmasına yönelik olarak önerilen blok tabanlı bulanık denetleyicilerdir. İkinci çalışma ise bazı uygulamalarda bulanık mantık sistemlerin performansını artırmak için önerilen yeni bulanık üyelik fonksiyonlarını kapsamaktadır. Diğer çalışma çok kriterli karar verme yaklaşımları için yeni tip-1 ve tip-2 bulanık mantık yaklaşımlar sunmaktadır. Yumuşak hesaplama tekniklerinin geliştirilmesi için önerilen son yaklaşım ise yapay sinir ağları için bir tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonudur.



Şekil 1.11. Bu tez çalışmasında yumuşak hesaplama teknikleri için önerilen yaklaşımlar

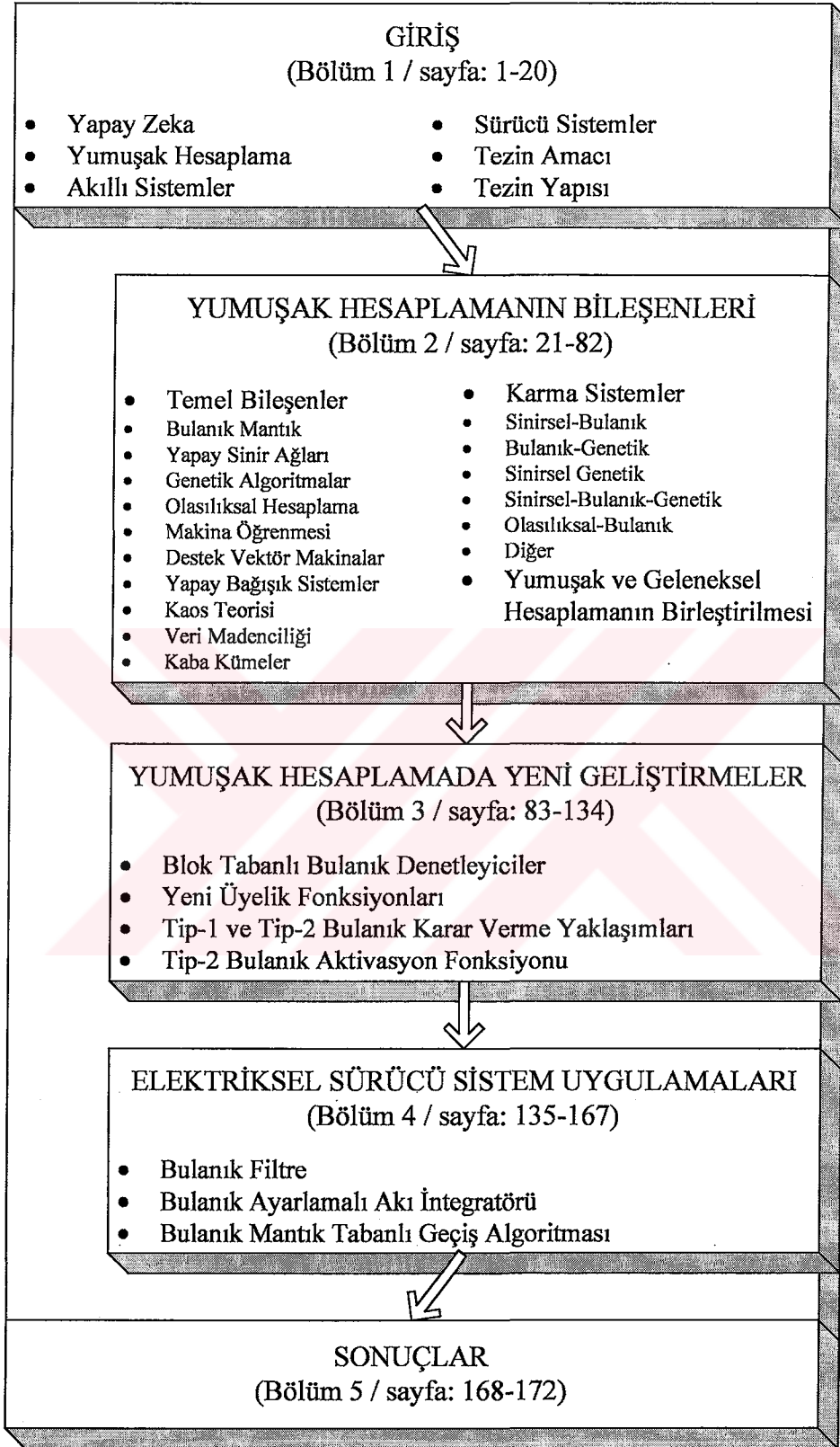
Bu tezin ikinci amacı gerçek dünya problemleri olarak seçilen elektriks el sürücü sistemleri için yumuşak hesaplamanın uygulamalarını göstermektedir. Şekil 1.12 bu tezde yapılan elektriks el sürücü sistem uygulamalarını göstermektedir. Sürücü sistem uygulama bölümünde üç çalışma yapılmıştır. Bunlardan birincisinde bir bulanık filtre geliştirilmiştir. Histeresis kontrollü asenkron motorun akımlarının filtrelenerek vektör kontrolün performansını artırmak için bulanık filtre önerilmiştir. İkinci çalışmada değiştirilmiş bir bulanık mantık ayarlamalı akı tahmin algoritması verilmiştir. Son uygulamada ise hız duyargasız vektör kontrollü asenkron motorun düşük hızlarda çalışması için akım ve gerilim modelini bulanık mantık sistemle birleştiren bir yaklaşım sunulmuştur. Yumuşak hesaplamanın uygulanabilirliğini gösteren bu çalışmaların ortak amacı aynı zamanda sürücü sistemlerin performansını geliştirmektir.



Şekil 1.12. Bu tez çalışmasında yapılan elektriksel sürücü sistem uygulamaları

1.6. Tezin Yapısı

Amacı önceki kısımda açıklanan bu tez çalışması beş bölümden oluşmaktadır. Tezin birinci bölümü yapay zekadan yumuşak hesaplama kavramına geçiş süreci ile başlamaktadır. Yumuşak hesaplama dayanan akıllı sistemler ve sürücü sistemlerden bahsedildikten sonra tezin amacı ortaya konulmuştur. İkinci bölüm yumuşak hesaplamanın temel bileşenleri ve bu bileşenlerin birlikte kullanılması ile elde edilen karma sistemler hakkında bilgi vermektedir. Farklı yaklaşımlarla yumuşak hesaplama kavramını oluşturan on bileşen özetle açıklanarak bunlar arasındaki bazı karma sistemler verilmiştir. Bu bölümün sonunda ise yumuşak hesaplama ile geleneksel hesaplamanın birlikte kullanılmasının önemi vurgulanmaktadır. Tezin üçüncü bölümü dört alt kısım ile yumuşak hesaplama için önerilen dört yeni yaklaşımın açıklanmasından oluşmaktadır. Bu kısımların her birinde önerilen yaklaşımların bilgisayar benzetimleri ile doğrulanmış ifadeleri verilmiştir. Dördüncü bölüm tezin ikinci amacı olan sürücü sistemlerde yumuşak hesaplama tekniklerinin uygulanması için üç yeni yaklaşımı içermektedir. Bilgisayar benzetimi ve deneysel sonuçları verilen bu yaklaşımların her birinin getirdiği katkılar bu sonuçlarla gösterilmiştir. Tezin beşinci ve son bölümü ise sonuçları içermektedir. Şekil 1.13 tezin yapısını göstermektedir.



Şekil 1.13. Tezin yapısı

2. YUMUŞAK HESAPLAMANIN BİLEŞENLERİ

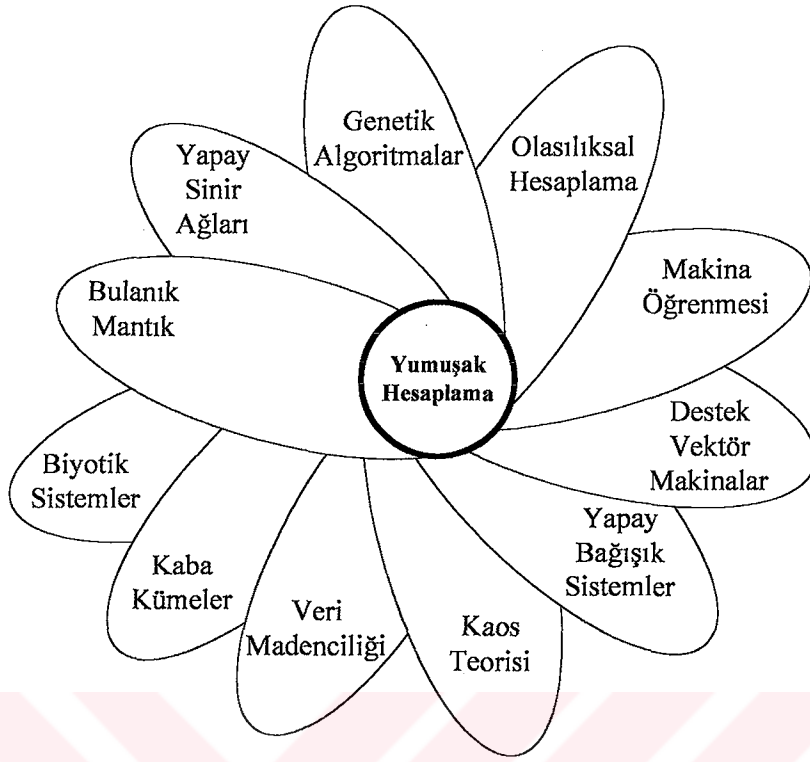
Son yıllardaki bilgi işleme tekniklerinin temelini 1960 ve 1970'lerdeki yapay sinir ağları, genetik algoritmalar ve bulanık mantığın ortaya çıkması oluşturmaktadır. 1990'ların başında daha güçlü metodolojiler oluşturmak için bir tekniği diğeriyle birleştirme çalışmaları yapılmış ve 1992'de Lotfi Zadeh'in sinirsel ve evrimsel teknikleri bulanık mantıkla sistematik olarak uygulamasıyla bu birleşim yumuşak hesaplama olarak isimlendirilmiştir [49]. Zaman içerisinde yeni bilgi işleme tekniklerinin gelişmesiyle yumuşak hesaplama bileşenleri de artmış ve bugünkü halini almıştır. Aşağıda her bir bileşenin tanımlamaları verilecektir. Bu bileşenlerin her biri günümüzde ayrı ve büyük çalışma alanlarını oluşturmaktadır.

2.1. Temel Bileşenler

Yumuşak hesaplamanın çekirdek bileşenleri bulanık mantık, yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar olmakla birlikte her geçen gün farklı metotları içine alan bir bütün haline gelmiştir. Yumuşak hesaplama kavramı yeni teknikleri içermek için ucu açık olarak gelişmeye devam etmektedir. Yumuşak hesaplama matematiksel olarak iyi kurulan bileşenlerden oluşmaktadır. Bu klasik matematiksel alanlar şekil 2.1(a) ve günümüzde yumuşak hesaplama kavramı içinde görülen temel bileşenler şekil 2.1(b) ile verilmiştir.



(a) Matematiksel teknikler



(b) Bileşenler

Şekil 2.1. Yumuşak hesaplama bileşenleri ve temel matematiksel teknikleri

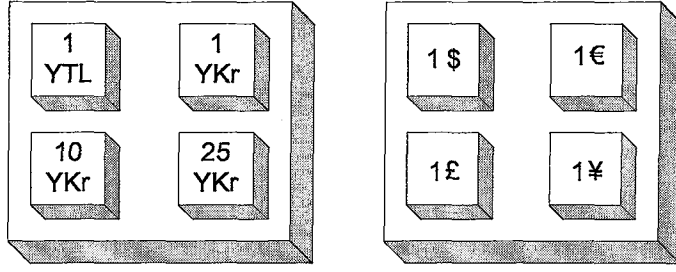
2.1.1. Bulanık Mantık

Bulanık mantık ilk olarak 1965'te Lotfi Zadeh tarafından ortaya çıkarılan bulanık kümelerle dayanır [50]. İnsanların sahip olduğu muhakeme gücü ile bilgisayarlar tarafından kullanılan muhakemeyi birleştiren bir kavramdır.

Keskin kümeler genellikle listeleme yöntemi denilen elemanlarının isimlendirilmesi kullanılarak veya kural yöntemi denilen elemanları tarafından karşılanan belirli bazı özellikler ile belirlenir. Dolayısıyla kümenin elemanları için Boolean fonksiyonu kullanılırsa sonuç olarak 1 veya 0 değerleri elde edilir. Bu tanımlama aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & x \in A \\ 0 & x \notin A \end{cases} \quad (2.1)$$

Şekil 2.2'de keskin kümeler için bazı örnekler verilmiştir. Görüldüğü gibi evrensel bir kümeden seçilen belirli özellikteki elemanların oluşturduğu kümelerdir. Bu kümeler grafiksel olarak Venn şeması ile şekil 2.3'teki gibi gösterilebilir.

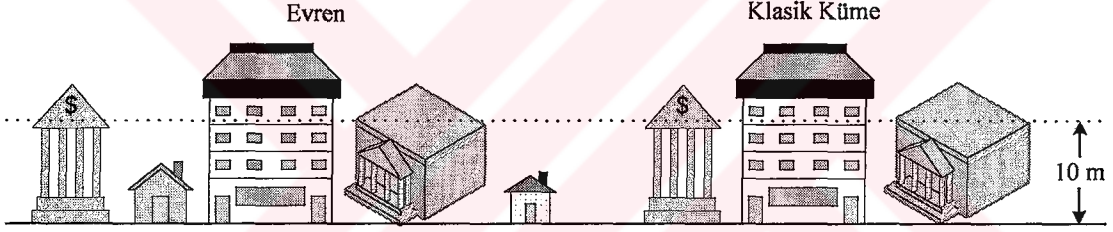


(a)



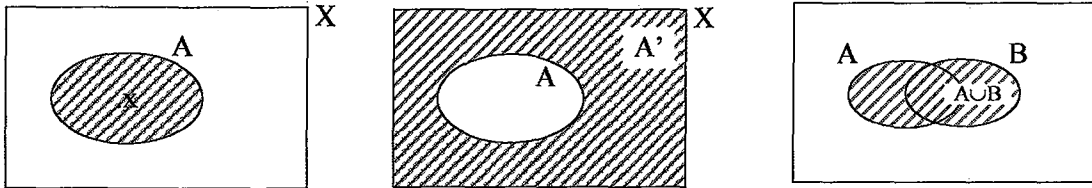
(b)

Kural: Sadece 10 m'den yüksek binalar



(c)

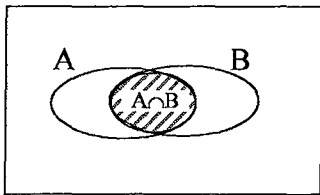
Şekil 2.2. Keskin kümeler



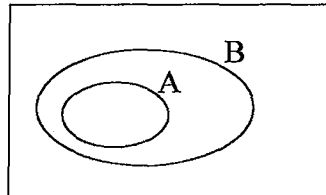
(a) Üyelik

(b) Tümleme

(c) Birleşim



(d) Kesişim



(e) Alt küme veya kapsama

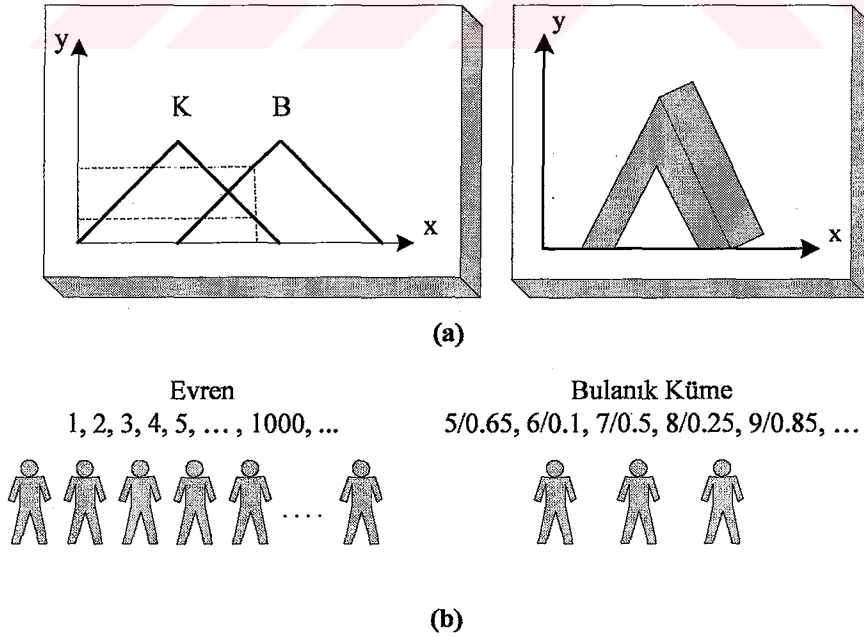
Şekil 2.3. Keskin kümeler için bazı işlemler

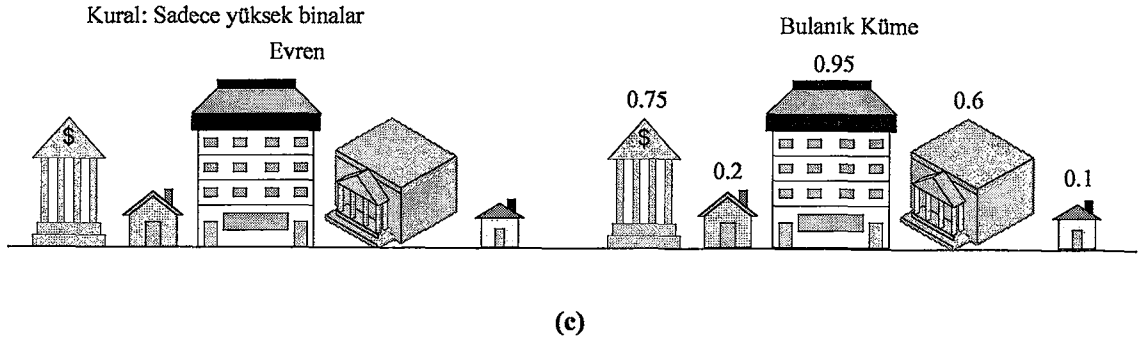
Keskin kümeleri kullanan geleneksel mantık ile bilgi işleme muhakemesinde bazı çıkarım kuralları kullanılır. Çıkarım kurallarının dört tipi vardır. Bunların anlamı Tablo 2.1’de verilmiştir [17].

Tablo 2.1. Geleneksel mantıkta bazı çıkarım kuralları

Çıkarım Kuralı	İşlem
Birleşme Kuralı	$(A, B) \Rightarrow A \wedge B$
Modus Ponens Kuralı	$(A \wedge (A \rightarrow B)) \Rightarrow B$
Modus Tollens Kuralı	$(\bar{B} \wedge (A \rightarrow B)) \Rightarrow \bar{A}$
Varsayımsal Kıyaslama	$((A \rightarrow B) \wedge (B \rightarrow C)) \Rightarrow (A \rightarrow C)$

Bir X evrensel kümesinde $A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\}$ olarak verilebilen bulanık küme, ilgili eleman x ve onun üyelik derecesi $\mu_A(x)$ ‘dan oluşan bir kümedir. Bulanık kümenin tanımı klasik küme ile benzerdir. Her ikisinde de evrensel kümenin bütün elemanları isimlendirilebilirken bulanık kümede ilgili her elemanın bir üyelik derecesi vardır. Diğer bir deyişle bir bulanık küme onun üyelik fonksiyonu ile verilir. Şekil 2.4’te çeşitli bulanık kümeler gösterilmiştir.



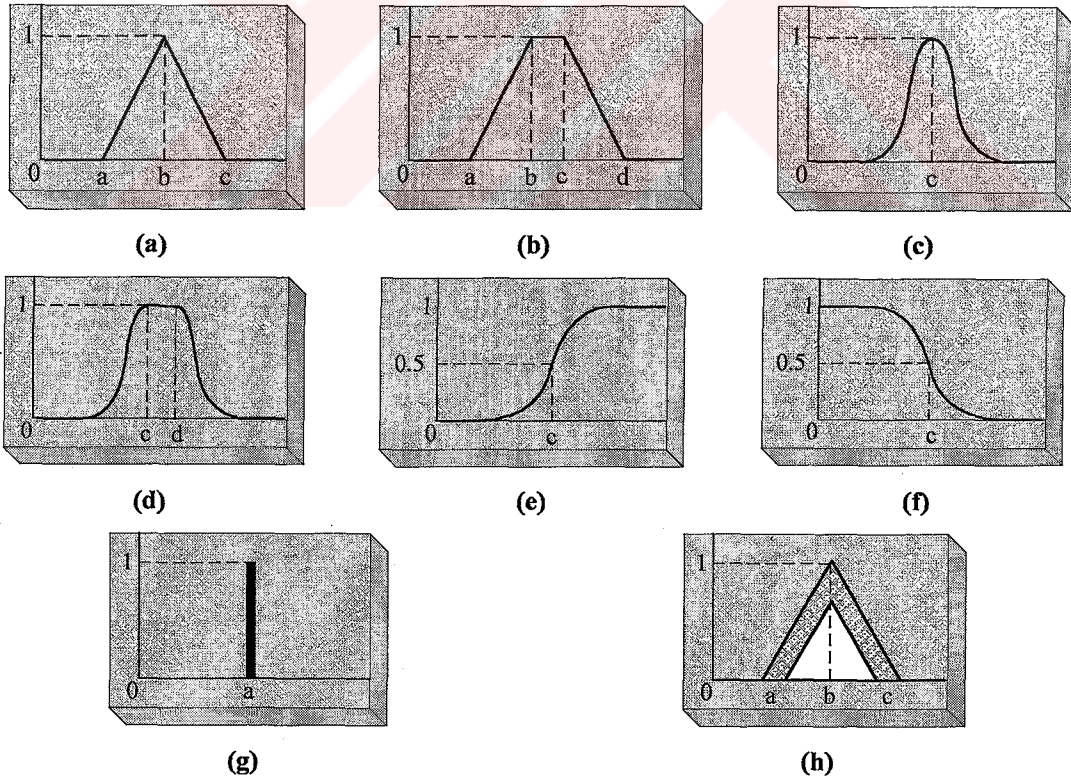


Şekil 2.4. Bulanık kümeler

Bir üyelik fonksiyonu evrensel kümenin elemanlarını $[0, 1]$ aralığındaki sayısal değerlere eşler ve aşağıdaki gibi gösterilebilir.

$$\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1] \quad (2.2)$$

Burada $\mu_A(x)$, X evrenindeki A bulanık kümesinin üyelik fonksiyonudur. Bulanık sistemlerde en çok kullanılan üyelik fonksiyonları şekil 2.5'te verilmiştir [51-52].



Şekil 2.5. Bazı üyelik fonksiyonları

Üyelik fonksiyonları arasında geleneksel kümelerdeki gibi birleşim, kesişim ve tümlleme işlemleri vardır [54]. Bu işlemlerin nasıl yapıldığı tablo 2.2’de verilmiştir.

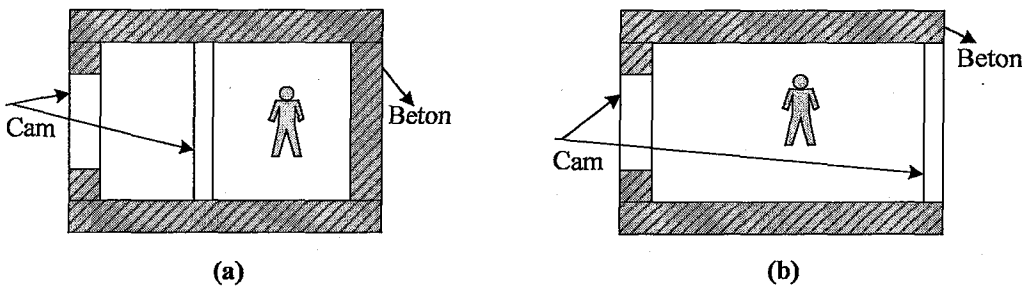
Tablo 2.2. Bulanık kümeler için bazı işlemler

İşlemler	İfade
Tümlleme (Değil)	$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in X$
Birleşim (Veya)	$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad \forall x \in X$
Kesişim (Ve)	$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad \forall x \in X$

Bulanık mantığın gösterilmesi için güzel bir örnek şekil 2.6’da gösterilen mahkum problemidir. Görüldüğü gibi iki pencereyi bir hapisane hücresi ve bir mahkum vardır. Burada iki farklı problem göz önüne alınabilir.

- Mahkum için hücresinden kaçması ne kadar kolaydır?
- Hücreye güneş ışığının girmesi ne kadar kolaydır?

Pencere1 kaçmak için çok zor yani basitliği 0.1 ve pencere2 daha kolay yani basitliği 0.3 olsun. Ayrıca pencere1 kirli ve kalın yani güneş ışığının girmesi için zorluğu 0.6 ve pencere2 temiz yani güneş ışığının girmesi için zorluğu 0.9 olsun. Bu durumda şekil 2.6(a) konfigürasyonu için birinci problemin cevabı $\min(0.1, 0.3)$ olmalıdır. İkinci problemin cevabı ise $0.6 \times 0.9 = 0.54$ olur, çünkü güneş ışığı her iki pencereden de girmelidir. Konfigürasyon şekil 2.6(b)’deki gibi olursa ilk problemin cevabı $\max(0.1, 0.9) = 0.9$ ve ikincinin cevabı ise $0.6 + 0.9 - 0.6 \times 0.9 = 0.96$ olacaktır. Buradan anlaşılacak nokta farklı problemlerin farklı çözümleri gerektireceğidir [53].



Şekil 2.6. Mahkum problemi için farklı konfigürasyonlar

Bulanık kümelerin kullandığı ve sıkça karşılaşılan bazı yaklaşım kavramları vardır. Belirsizlik, bulanıklık gibi kavramları içeren yaklaşım zekayla ilişkilidir. Özellikle belirsizlik ve kesinsizliği bulanık kümeler kullanır. Bilgi gösterimi ve işleminde analitik benzerlikleri gösterebilen bu kavramlar aynı değildir. Bilgi tabanlı çıkarımda faydalı olan farklı yaklaşım

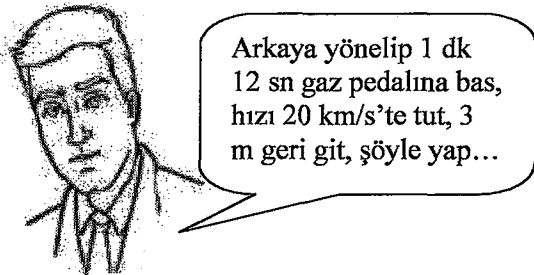
kavramları tablo 2.3'te verilmiştir. Tabloda her kavramın diğerinden farklılıkları ve ana karakteristikleri gösterilmiştir [17].

Tablo 2.3. Yaklaşım ve karakteristikleri için farklı kavramlar

Kavram	Özellik	Örnek
Kararsızlık, belirsizlik (Uncertainty)	Koşulun oluşu ile ilişkili olasılığın derecesidir.	Makina cevabı %90 olasıdır.
Bulanıklık (Fuzziness)	Koşulun üyeliği kesin olarak tanımlanmaz.	Makina cevabı “yakın” dır.
Güvenç (Belief)	Koşula güven seviyesi (bir kümenin üyeliği) bilgi ve ifadeden geçer.	Makina cevabı %90 seviyesinde inanılırdır.
Akla yatkınlık (Plausibility)	Tam olarak üye olmamanın akla yatkınlığı üyeliğin güvenini tamamlar.	Makina cevabı %95 seviyesinde akla yatkındır.
Muğlaklık (Ambiguity)	Koşul farklı ihtimallere sahiptir.	Makina cevabı “olabilir” veya “olamaz”
Belirsizlik (Vagueness)	Koşul tam ve açık olarak tanımlanamaz.	Makina cevabı “sahip olabilir” dir.
Kesin olmayan (Imprecision)	Koşul açık olarak tanımlı bir tolerans içerisinde bir durum farz edilebilir.	Makina cevabı $\pm\%5$ içerisindedir.
Genellik (Generality)	Koşul belirli bir içeriğe bağlı birçok durumlara uygulanabilir.	Makina cevabı “x” keredir.

Klasik mantık ile bulanık mantık arasındaki yapısal farklılığı göstermek için çok genel bir örnek olan araba park etme problemine karşı bir insanın klasik mantık ve bulanık mantıkla yaklaşım tarzı şekil 2.7’de görülmektedir [53].

Bir arabayı nasıl park edersiniz?



(a) Keskin adam

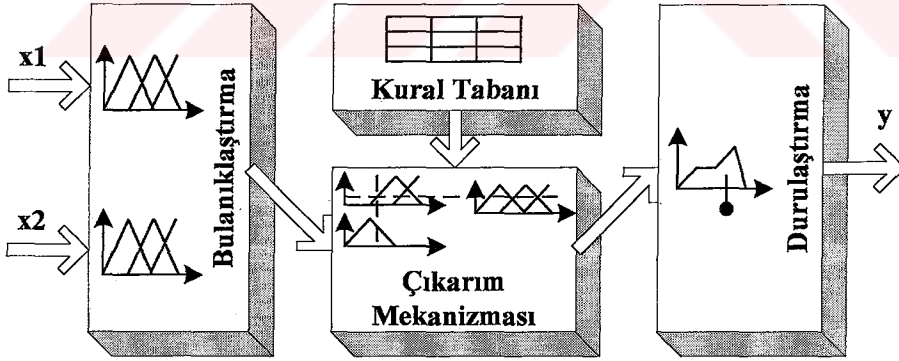


(b) Bulanık adam

Şekil 2.7. Klasik mantık ile bulanık mantık arasındaki fark

Bulanık çıkarım sistemi bulanık küme teorisi, bulanık eğer-o zaman kuralları ve bulanık muhakemeye dayanan popüler bir hesaplama çatısıdır. Kontrol, sınıflandırma, karar analizi, uzman sistemler, zaman serisi kestirimi, robotik ve örüntü tanıma gibi birçok alanda başarılı uygulamalara sahiptir. Bulanık çıkarım sistemi bulanık kural tabanlı sistem, bulanık uzman sistem, bulanık model, bulanık denetleyici gibi farklı isimlerle bilinir. Bulanık mantığın en çok kullanıldığı alanlardan birisi kontrol sistemleridir. Akıllı kontrol, bilgi tabanlı kontrol veya uzman kontrol'ün bir sınıfı olan bulanık kontrol bulanık mantığın bilgi tabanlı karar verme tekniklerini kullanır. Şekil 2.8'den görüldüğü gibi bir bulanık sistem bulanıklaştırma, kural tabanı, çıkarım mekanizması ve durulaştırma olmak üzere dört ana bölümden oluşmaktadır. Giriş değerleri bulanıklaştırma aşamasında bulanık değerlere dönüştürüldükten sonra kural tabanındaki bilgiler kullanılarak çıkarım mekanizması ile işlenip durulaştırma aşamasında tekrar gerçek değerlere dönüşüm yapılmaktadır. Bulanık mantık sistemleri kullanabilmek için sistem hakkında mümkün olduğunca bilgi sahibi olunması gerekmektedir. Çünkü bulanık mantık insan bilgi ve tecrübesini kurallara yansıtarak işleyen bir tekniktir. Bu özelliğiyle bir beyaz kutu problem çözme tekniğidir. Bulanık çıkarım sistemlerinin üç tipi vardır.

- Mamdani Bulanık Modeller
- Sugeno Bulanık Modeller
- Tsukamoto Bulanık Modeller



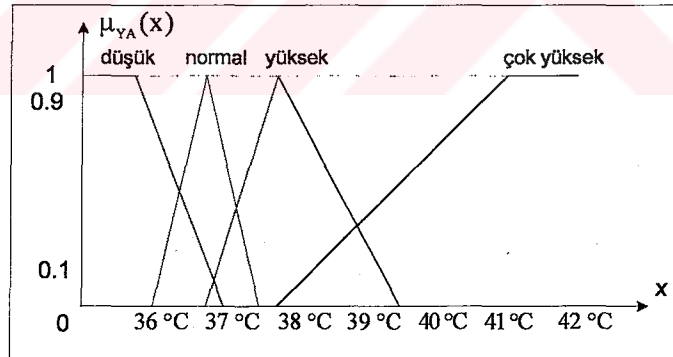
Şekil 2.8. Bulanık sistem yapısı

Bulanıklaştırma: Bulanıklaştırma aşamasında gerçek değerler her bir giriş için tanımlanan ve üyelik fonksiyonu olarak adlandırılan bulanık kümeler ile 0-1 arasındaki bulanık değerlere dönüştürülür. Üyelik fonksiyonları, insanların gerçek değerleri yorumlama şekillerini sadece yaklaşık olarak ifade edebilen matematiksel fonksiyonlardır. Şekil 2.5'te üyelik fonksiyonu olarak kullanılabilecek bazı fonksiyonlar gösterilmişti. Bunlardan en çok kullanılanı üçgen fonksiyondur. Bu fonksiyonu matematiksel olarak ifade etmek ve sistemlere uygulamak daha

kolaydır. Kullanılan bu fonksiyonların şekli sistemin çalışmasını iyi veya kötü yönde etkileyebilecektir. Gerçekte, çalışmalar üyelik fonksiyonlarının şu özelliklere sahip olmaları gerektiğini ortaya çıkarmıştır. μ üyelik derecesi, $\mu(x)$ üyelik fonksiyonu ve x temel değişkenin tanımlı olduğu söylem evreni olmak üzere,

- $\mu(x)$ X 'de süreklidir, yani temel değişkenlerdeki küçük bir değişim, çıkışın bir adım fonksiyonu şeklinde değerlendirilmesine neden olmamalıdır.
- $d\mu(x)/dx$ X 'de süreklidir, aynı kural bu kez değerlendirilme oranı için mümkündür.
- $d^2\mu(x)/dx^2$ X 'de süreklidir.
- $\mu(x) : \min \mu(\max_x(d^2\mu(x)/dx^2))$ eğim değişimi minimum olmalıdır.

Matematiksel olarak, bu dört özelliği aynı anda sağlayabilen fonksiyon s-fonksiyonudur. Uygulamalar s-tipindeki üyelik fonksiyonlarının karar verme ve data analiz sistemlerinde iyi sonuçlar verdiklerini göstermiştir. Ancak denetim uygulamalarında standart üyelik fonksiyonları yeterli olmaktadır. Bulanık denetleyici yapısının her girişine karşılık gelebilecek değerler için farklı dilsel değişkenlere sahip üyelik fonksiyonları kullanılır. Örneğin bir insanın vücut sıcaklığını giriş alan bulanık denetleyici sistemi için şekil 2.9'da gösterilen üyelik fonksiyonları kullanılabilir. Bulanık denetleyici sisteminin bütün giriş ve çıkışları için bu seçimi yapılması gereklidir. Şekil 2.9 için sıcaklık 38 °C ise, bu değer bulanıklaştırma aşamasında 0.1 çok yüksek, 0.9 yüksek olarak elde edilir.



Şekil 2.9. Dilsel değişkenlerin bulanık kümelerle ifadesi

Kural Tabanı: Bulanık denetim sistemlerinde, denetim stratejisi “EĞER... O HALDE” kurallarıyla tanımlanır.

EĞER <ön şart> O HALDE <sonuç>

<ön şart> belirli bir durumu tanımlar, <sonuç> ise sistemin bu durum için vermesi gereken tepkiyi kapsar. <ön şart > birden fazla şartı içinde tutabilir. Bu şartlar ve, veya deyimleri ile birleştirilir.

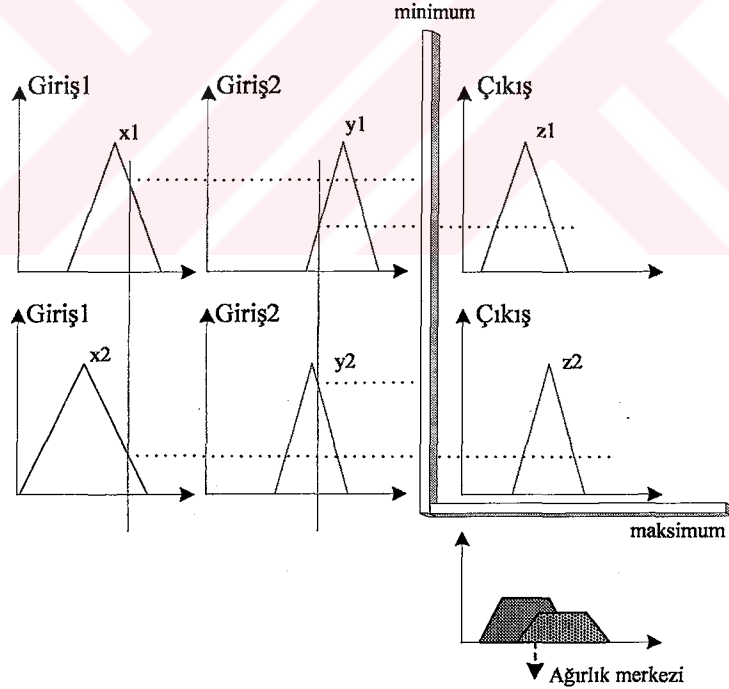
Eğer sıcaklık çok yüksek ise, **O halde** çıkış serin,

Eğer sıcaklık yüksek ise, **O halde** çıkış ılık,

Eğer giriş1 negatif ve giriş2 pozitif ise, **O halde** çıkış sıfır,

Eğer giriş1 çok büyük ve giriş2 negatif küçük ise, **O halde** çıkış1 sıcak ve çıkış2 az.

Çıkarım Mekanizması: Çıkarım mekanizması bulanık denetim sisteminde önemli bir yere sahiptir. Genel olarak çıkarım için farklı operatörler bulunmasına karşın bunlardan en çok kullanılanı max-min operatörüdür. Şekil 2.10'da görüldüğü gibi bulanıklaştırma aşamasından sonra elde edilen bulanık değerlerden önce minimum değerlere karşılık çıkış üyelik fonksiyonların değerleri bulunur ve bunlardan aynı dilsel değişkenlerin maksimumları alınarak çıkarım işlemi tamamlanır.



Şekil 2.10. Minimum ve maksimum kullanılarak Mamdani bulanık çıkarım mekanizması

Durulaştırma: Bir bulanık denetim sisteminin son aşaması olan durulaştırma bulanık değerlerden gerçek değerlere dönüşümü sağlar. Şekil 2.10'da maksimumlar alındıktan sonra oluşan bulanık kümenin durulaştırması için genelde beş yöntem vardır. Bunlar ağırlık merkezi,

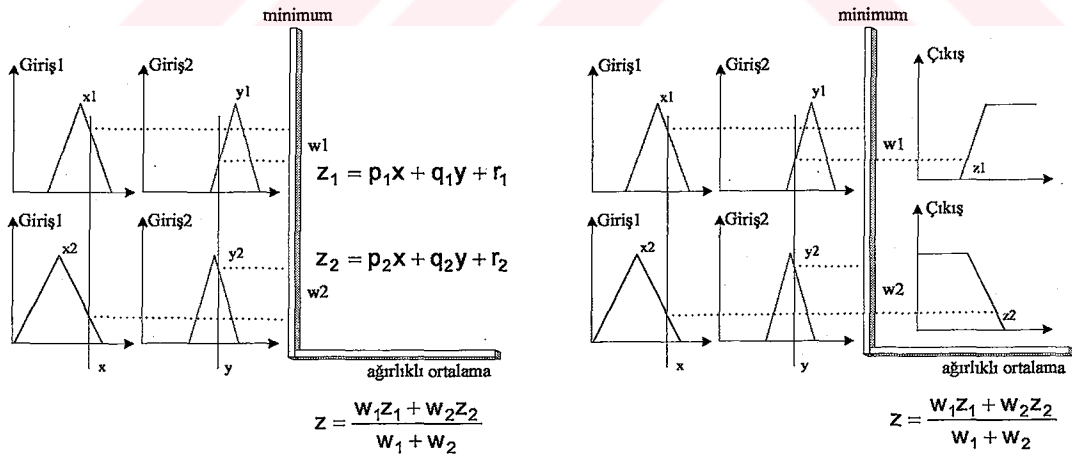
alanın ortalaması, maksimumların ortalaması, maksimumların en küçüğü ve en büyüğüdür. Bu yöntemlerden en hassas olanı ve en çok kullanılanı ağırlık merkezi yöntemidir ve genel ifadesi denklem (2.3)'de verildiği gibidir.

$$z = \frac{\int \mu(z)zdz}{\int \mu(z)dz} \quad (2.3)$$

Bulanık sistemlerde çıkarım mekanizmasının yukarıdaki gibi yapılması Mamdani tipi bulanık sistemler olarak adlandırılır. Ancak çıkarım ve durulaştırma yerine çıkış işlemi girişin fonksiyonu şeklinde tanımlanarak gerçekleştirilebilen bulanık sistemler de mevcuttur. Bu bulanık sistemler Sugeno tipi ve Tsukamoto tipi bulanık sistemlerdir. Şekil 2.11'de görüldüğü gibi Mamdani tipi gerçekleştirmede kullanılan çıkarım işlemi ile durulaştırma işlemi Sugeno ve Tsukamoto tipinde kullanılmamaktadır. Yani kural tabanı,

Eğer x A ve y B ise O halde $z=f(x,y)$

şeklinde tanımlanmaktadır. Burada $f(x,y)$ fonksiyonu birinci dereceden polinom şeklinde tanımlanırsa birinci derece Sugeno bulanık sistem, $f(x,y)$ sabit bir sayı olarak tanımlanırsa sıfırıncı derece Sugeno bulanık sistem olarak adlandırılır.



(a) Sugeno bulanık modeli

(b) Tsukamoto bulanık modeli

Şekil 2.11. Sugeno ve Tsukamoto tipi bulanık gerçekleştirme

Yukarıda bahsedilen bulanık mantık sistemler bazı belirsizlikleri direkt olarak elimine edemezler. Çünkü belirli olan tip-1 bulanık kümeleri kullanırlar. Bu durumda tip-1 bulanık

küme kavramının bir genişlemesi olarak Zadeh tarafından önerilen tip-2 bulanık küme kavramı kullanılır. Bu belirsizliklerin temel kaynakları şu şekilde verilebilir [53].

- Kurallarda kullanılan kelimelerin anlamları belirsiz olabilir, diğer bir deyişle kelimeler farklı kişilere göre farklı anlamlarda olabilirler,
- Bilgi aynı düşüncede olmayan uzmanlardan elde edilebilir,
- Tip-1 bulanık mantık sistemleri aktif eden ölçümler gürültülü olabilir,
- Tip-1 bulanık mantık sistemlerin parametrelerini ayarlamak için kullanılan veri de gürültülü olabilir.

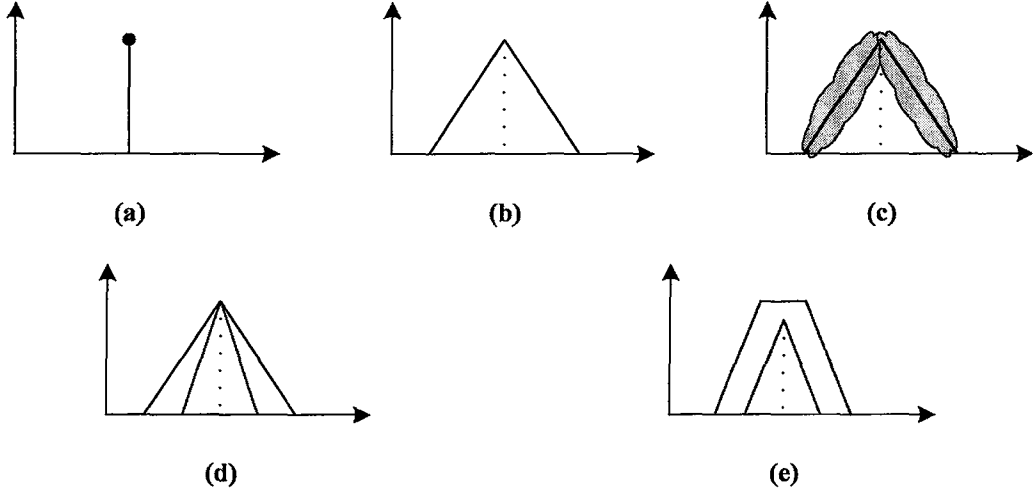
Bu belirsizliklerin tamamı bulanık küme üyelik fonksiyonları hakkında belirsizliklere dönüşür. Tablo 2.4'te herhangi bir büyüklüğün ölçü miktarı için olası etiketler verilmiştir. Görüldüğü gibi bir miktar için kullanılabilecek etiketler bu kadar fazla iken tip-1 bulanık mantık sistemlerde bu aralık sadece 3, 5 veya 7 kadar etiketle ifade edilmeye çalışılmaktadır.

Tablo 2.4. Miktar niteliği için kullanılabilecek dilsel ifadeler

Numara	Etiket
1	Hiç
2	Çok az
3	Küçük bir miktar
4	Az
5	Biraz
6	Orta miktar
7	Doğru miktar
8	İyi miktar
9	Göz önüne alınabilir miktar
10	Büyüksek miktar
11	Büyük miktar
12	Çok miktar
13	Çok fazla miktar
14	Aşırı miktar
15	Maksimum miktar

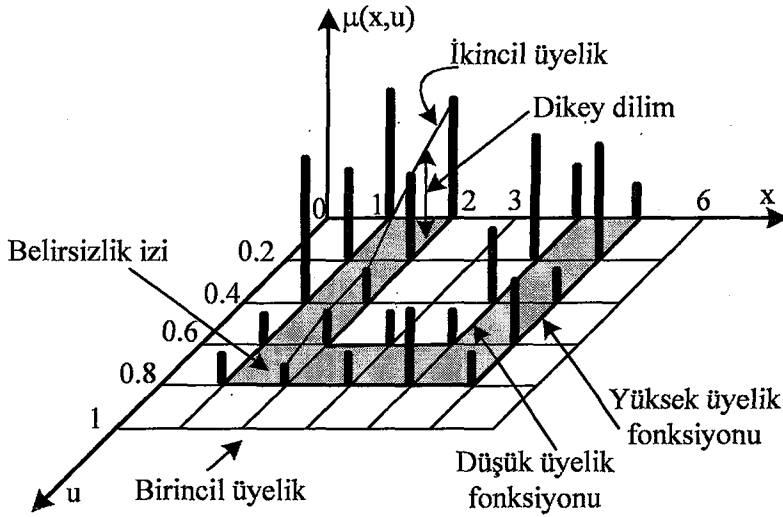
Bahsedilen bu belirsizlikleri modellemek için tip-2 bulanık kümeler kullanılır. Şekil 2.12(a)'da belirsizlik içermeyen klasik kümeleri modelleyen bir küme görülmektedir. Durgun gürültü ve belirsizlikleri modellemek için kullanılan tip-1 bulanık küme ise şekil 2.12(b)'de verilmiştir. Yukarıda bahsedilen belirsizlikler şekil 2.12(c)'de görüldüğü gibi tip-1 bulanık

küme etrafında bir bulanıklık bulutu ile gösterilebilir. Sonuç olarak durgun olmayan gürültü ve belirsizlikleri tip-2 bulanık kümeler ile şekil 2.12(d-e)'de verilen tiplerde oluşturulabilir.

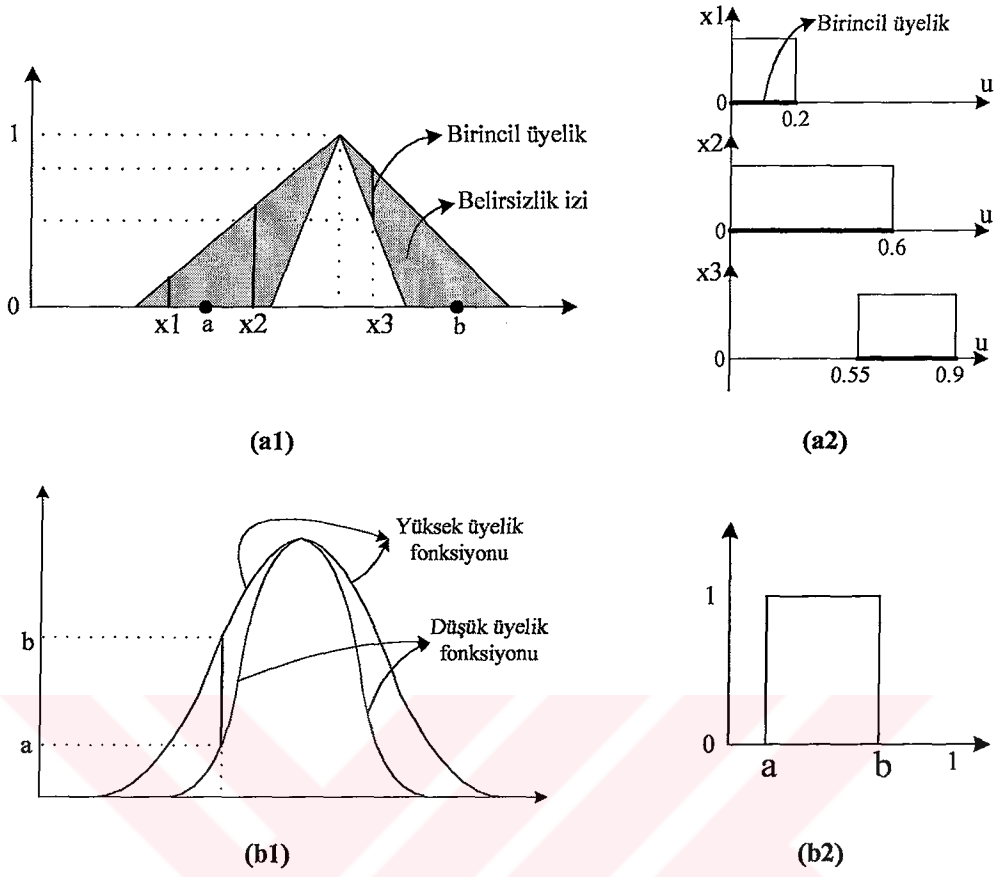


Şekil 2.12. Bulanık kümeler

Tip-1 bulanık kümelerin üyelik fonksiyonları iki boyutlu iken tip-2 bulanık kümelerin üyelik fonksiyonları üç boyutludur. Model belirsizliklerini direkt olarak mümkün kılan ilave serbestlik dereceleri sağlaması tip-2 bulanık kümelerin yeni üçüncü boyutunu oluşturmaktadır [53]. Bu durum şekil 2.13'de görülmektedir. Tip-2 bulanık küme üzerinde yapılan işlemler için bir örnek şekil 2.14 ile verilmiştir.



Şekil 2.13. Tip-2 üyelik fonksiyonu örneği



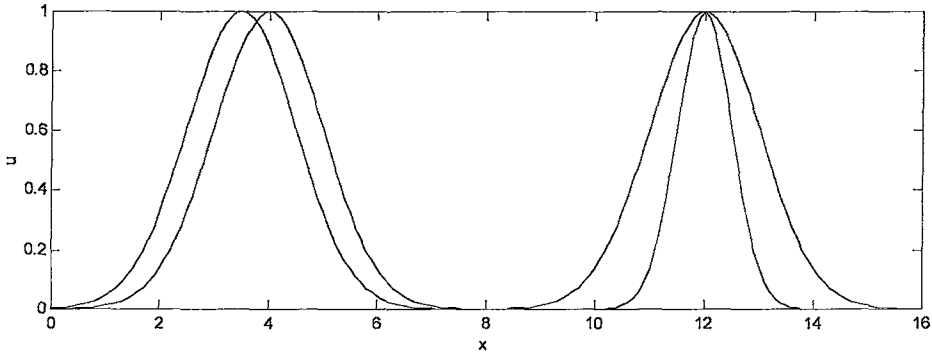
Şekil 2.14. Tip-2 bulanık üyelik fonksiyonu örnekleri

$\tilde{A}$ ile gösterilen bir tip-2 bulanık küme $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ tip-2 üyelik fonksiyonu ile karakterize edilir. $\tilde{A}$ denklem (2.4) ile ifade edilebilir [4].

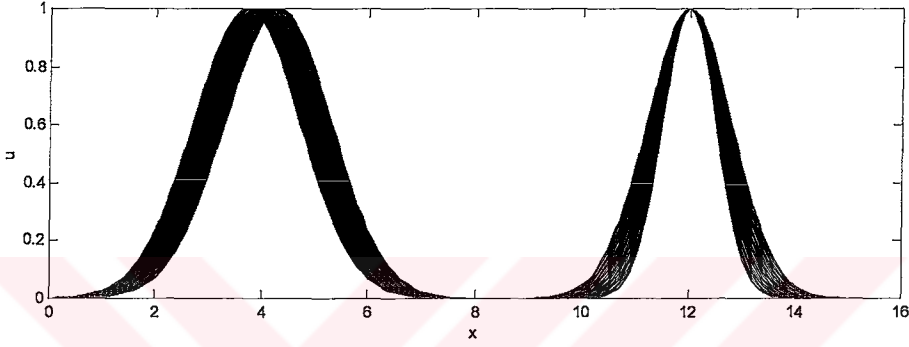
$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \int_{u \in J_x} \mu_{\tilde{A}}(x, u) / (x, u) \quad J_x \subseteq [0, 1] \quad (2.4)$$

Örnek olarak tip-2 bulanık gauss fonksiyonu örnek verilebilir. Denklem (2.5) ile verilen fonksiyon buradaki parametrelerin değişimine göre oluşacak fonksiyon tipleri şekil 2.15(a, b)'de verilmiştir. Şekil 2.15(c) ise tip-2 bulanık kümelerin üç boyutluluğunu göstermektedir.

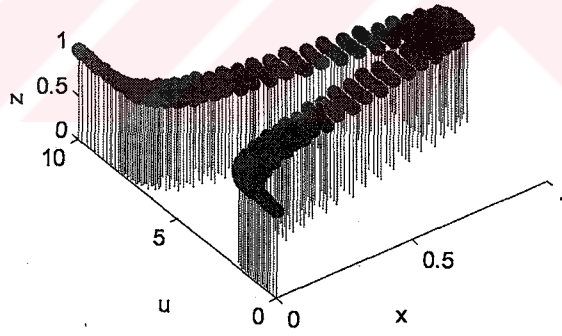
$$\tilde{A}(x) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - m}{\sigma} \right)^2 \right] \quad ; \quad m \in [m_1, m_2] \text{ ve } \sigma \in [\sigma_1, \sigma_2] \quad (2.5)$$



(a)



(b)



(c)

Şekil 2.15. Tip-2 bulanık üyelik fonksiyonu örnekleri

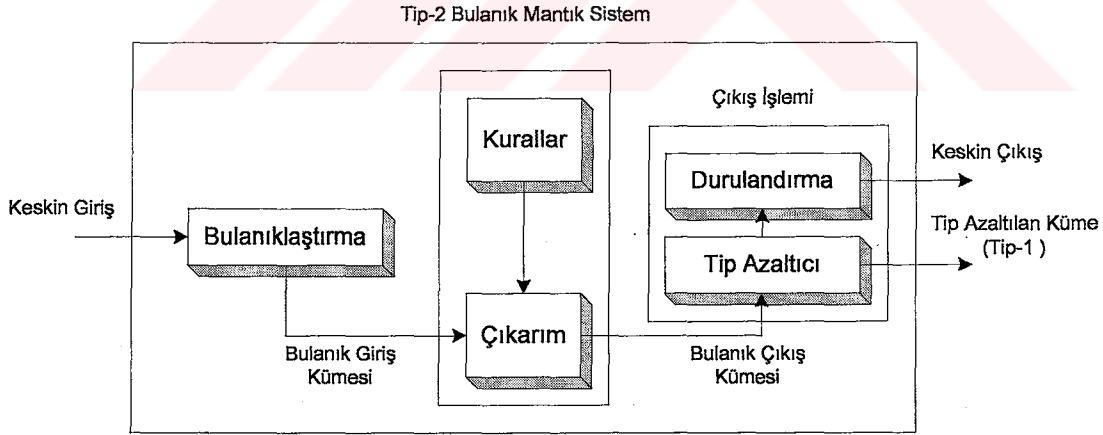
Tip-2 bulanık kümelerin kullanımı ve anlaşılması zordur. Çünkü tip-2 bulanık kümelerin doğal üç boyutluluğunu oluşturmak onları çok zor yapar. Bütün tip-2 bulanık kümelerin birleşim, kesişim ve tümlemesi için gerekli ifadeler Zadeh'in genişleme kuralı kullanılarak yapılabilir, ve tip-2 bulanık kümeleri kullanmak hesapsal olarak tip-1 bulanık kümeleri kullanmaktan daha karmaşıktır. Ancak tip-2 bulanık kümelerin kullanımını ve anlaşılmasını kolay yapmak için bu zorluklarının aşılmasına yönelik çalışmalar yapılmıştır [55].

Diğer taraftan bazı zorluklar belirsizliklerde daha iyi performansı başarmak için ödenebilir bir bedeldir.

Bu zorlukların altında dahi tip-2 bulanık kümeler ve tip-2 bulanık mantık sistemler birçok uygulama için kullanılmaktadır. Bu uygulamaların bazıları şunlardır: kodlanmış video akışlarının sınıflandırılması, nonlineer zaman değişimli haberleşme kanallarından yardımcı kanal parazitlerinin eliminasyonu, bağlantı giriş kontrolü, mobil robot kontrolü, karar verme, sorgulu incelemelerden bilgi çıkarımı, zaman serilerinin tahmini, fonksiyon yaklaşımı, dilsel üyelik derecelerinin öğrenimi, işlem öncesi radyografik görüntüler, ilişkisel veritabanları, bulanık ilişkisel denklemlerin çözümü ve nakil programlama.

Veri üretim sisteminde zaman değişimi bilinip zaman değişiminin matematiksel açıklaması bilinmediği, ölçülen gürültünün durgun olmadığı ve matematiksel tanımının bilinmediği, bir örüntü tanıma uygulamasındaki özelliklerin durgun olmayıp ve matematiksel tanımı bilinmeyen statik niteliklere sahip olduğu, bilginin belirsiz kelimeler içeren sorgular kullanılarak uzmanlardan işlendiği, ve dilsel terimler ölçülemeyen bir ortamda kullanıldığı durumlarda tip-2 bulanık kümeler uygulanabilir görülmüştür [56, 57].

Şekil 2.16'da bir tip-2 bulanık mantık sistemin yapısı görülmektedir. Bu yapı tip-1 bulanık mantık sistem yapısına çok benzerdir. Farklılık tip-1 bulanık mantık sistemi için çıkış işlem bloğunda sadece durulandırmanın olmasıdır.



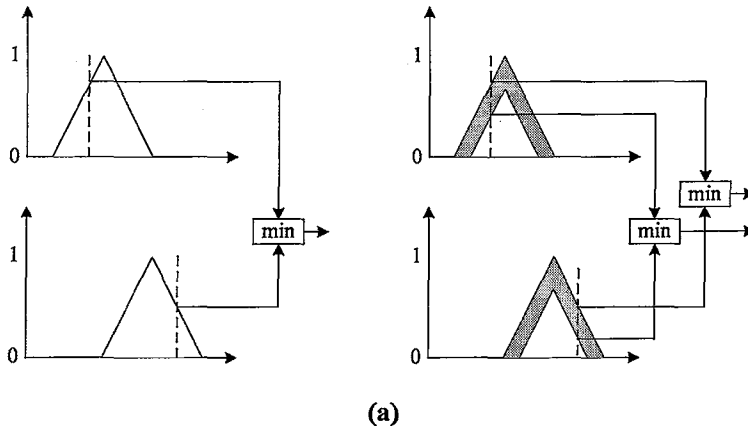
Şekil 2.16. Tip-2 bulanık mantık sistemin yapısı

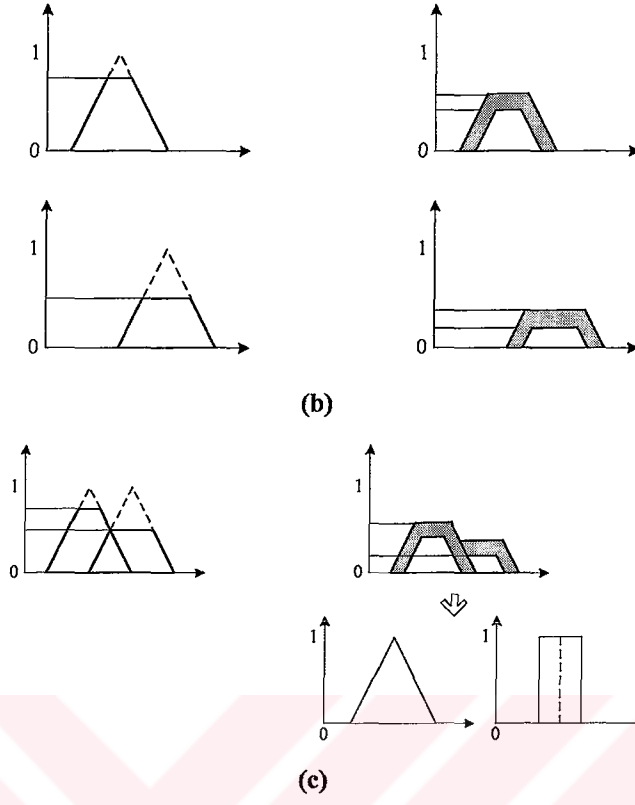
Bulanıklaştırıcı keskin girişi bir bulanık küme içine eşler. Bu bulanık küme tip-2 bulanık mantık sistemler için bir tip-2 bulanık küme olacaktır. Tip-1 durumunda genel olarak “EĞER-OZAMAN” kuralları x girişler ve y çıkış olarak,

EĞER $x_1 F_1$ ve $x_2 F_2$ ve ... ve $x_p F_p$ ise O ZAMAN $y G$ 'dir

şeklinde verilir. Tip-1 ve tip-2 bulanık mantık arasındaki fark üyelik fonksiyonlarının doğallığı ile birleşmektedir. Kural şekli önemli değildir. Dolayısıyla kuralların yapısı tip-2 durumunda tamamen aynı kalmaktadır. Tip-1 bulanık mantık sistemlerde çıkarım mekanizması kuralları birleştirir ve tip-1 bulanık küme girişinden tip-1 bulanık küme çıkışına bir eşleme verir. Tip-2 bulanık sistem durumunda da çıkarım işlemi çok benzerdir. Çıkarım mekanizması kuralları birleştirir ve tip-2 bulanık küme girişinden tip-2 bulanık küme çıkışı verir. Tip-1 bulanık mantık sistemlerde durulandırma çıkarım mekanizmasının çıkışı olan bulanık kümeden keskin bir çıkış üretir. Tip-2 durumunda ise çıkarım mekanizmasının çıkışı bir tip-2 kümedir. Böylece tip-1 durulandırma yöntemlerinin genişletilmiş versiyonu kullanılır. Bu genişletilmiş durulandırma işlemi bir tip-1 bulanık küme verir. Bu işlem, bulanık mantık sisteminin tip-2 çıkış kümesinden bir tip-1 küme elde edildiği için “tip azaltma” olarak adlandırılır. Tip-2 bulanık mantık sisteminden keskin bir çıkış elde etmek için tip azaltılan kümeyi durulandırabiliriz. Bu işlemi yapmanın çok doğal bir yolu tip azaltılan kümenin ağırlık merkezinin bulunması olarak görülür. Bununla birlikte tip azaltılan kümede en yüksek üyelik noktası seçilmesi gibi olasılıklar da vardır. Açıklanan bu durumlar şekil 2.17(a-c) ile gösterilmiştir. Tip-2 bulanık mantık sistemlerde her kurala karşılık çıkış kümesi yine tip-2 olduğu için tip azaltıcı bütün bu kümeleri birleştirir. Bunun için denklem (2.6) ile verildiği gibi tip-1 bulanık mantık sistemlerindeki durulandırmaya benzer bir ifade kullanılır [53].

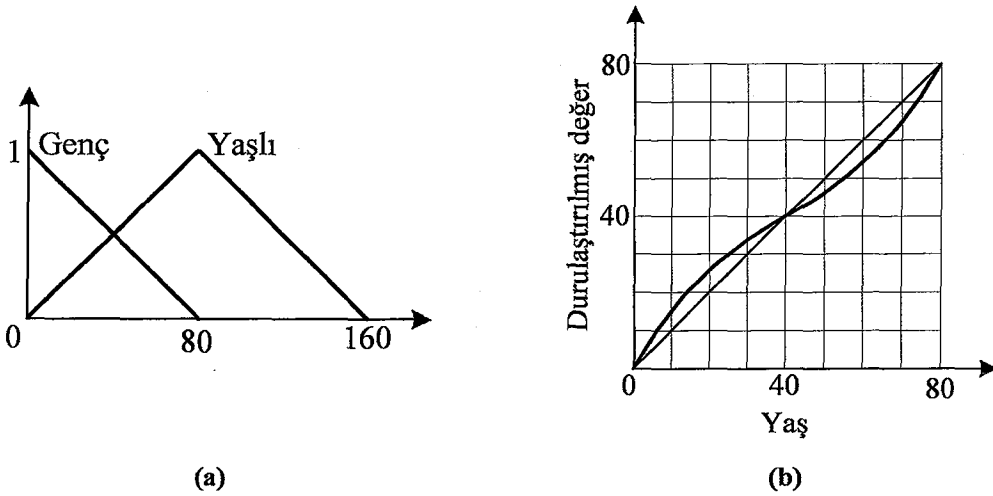
$$C_{\tilde{A}} = \int_{b_1} \dots \int_{b_N} [\mu_{D1}(\theta_1) * \dots * \mu_{DN}(\theta_N)] \frac{\sum_{i=1}^N x_i \theta_i}{\sum_{i=1}^N \theta_i} \quad (2.6)$$





Şekil 2.17. Tip-1 ve tip-2 bulanık mantık sistemlerin çıkarım mekanizması

Şekil 2.18(a) genç ve yaşlı için bulanık üyelik fonksiyonlarını göstermektedir. Buna göre herhangi bir yaşın bir bulanık değeri vardır; örneğin 25 yaş için bulanık değerler 0.75 ve 0.25'dir. Bu değerler durulaştırıldığında yaş 25.5 çıkmaktadır. Dolayısıyla bulanık bir sistemde durulaştırma bulanıklaştırmamanın tersi değildir [58]. Yaşlara karşılık durulaştırılmış değerlerin grafiği şekil 2.18(b)'de görülmektedir.



Şekil 2.18. Yaş problemi için üyelik fonksiyonu ve durulaştırma grafiği

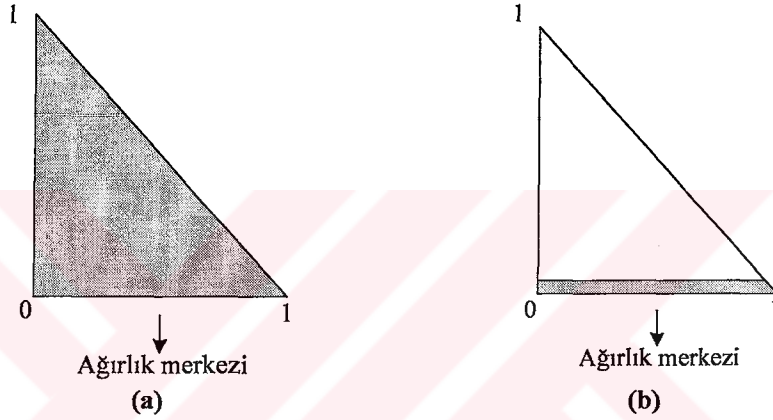
Bilindiği gibi klasik mantıkta görünüşte yanıltıcı olan değişik tipte paradokslar bulunmaktadır. Klasik mantıkta karşılığı olmayan bu paradoksların bulanık mantıkta karşılığı bulunmaktadır. Bunlardan bazıları şöyle verilebilir [59, 60].

- Yalan söylüyorsa doğru, doğru söylüyorsa yalan olan Giritli bir adam, tüm Giritlilerin yalancı olduğunu söylemektedir. İkili mantıkta bunun mümkün olmamasına karşın bulanık mantıkta Giritli %50 doğru, %50 yalan söylemektedir. Bu tek boyutlu bir bulanık mantık problemidir.
- “Platon’un söyleyeceği şey doğrudur” diyen Socrates’e karşın Platon “Socrates yalan söylüyor” demektedir. Buna göre Socrates’in doğru söylemesi Platon’un yalan söylemesi demek ve aynı şekilde Platon’un doğru söylemesi Socrates’in doğru, Platon’un yalan söylemesi demektir. Bu paradoks bulanık mantıkta iki boyutlu bir problemidir.
- Zenon’a göre bir nesnenin x yolunu alabilmesi için önce $x/2$ ’sini gitmesi gerekir, ancak $x/2$ ’sini gitmesi için $x/4$ ’ünü, $x/4$ ’ü için $x/8$ ’ini gitmesi gerekir. Bu dizi sonsuza kadar uzayabildiği için bu yolun tamamını gitmek sonsuz sayıda hamle gerektirir ve dolayısıyla x uzunluğunda bir yol gidilemez.
- Zenon’a göre bir insan kaplumbağadan on kat daha hızlı koşsun ve kaplumbağaya on metrelik bir avans vererek onunla yarışsın. İnsan on metreyi geride bıraktığında kaplumbağa bir metre gidecek, insan bir metre gittiğinde kaplumbağa $1/10$ m, insan $1/10$ m daha ilerlediğinde kaplumbağa $1/100$ m yol alacak ve bu böyle sonsuza kadar devam edecektir. Dolayısıyla insan kaplumbağayı geçmeksizin koşmuş olacaktır.
- Yine Zenon’a göre atılan bir ok hedefine doğru hareket etmeyip, geçtiği yolun her noktasında bulunmak zorunda olacağından o noktada o an duracağı anlamına gelir. O halde her noktada duruyorsa hedefe hiç ulaşamayacaktır.
- Socrates’in paradoksuna göre “Bildiğim tek şey hiçbir şey bilmediğimdir.”
- Farklı yarıçaplı eşmerkezli daireleri göz önüne alırsak, büyük daire ne kadar yol alırsa küçük daire de o kadar yol almalıdır. Buna göre dairelerin yarıçapları eşit olmalıdır.
- Bir adamın başından bir saç kopartırsak o hemen kel olmayacaktır. Başka bir tane kopartalım, ikinciye üçüncüyü, o hala kel değildir. Koparmayı sürdürelim ve sonunda adamın başının üstünde saç kalmayacaktır ama o henüz kel değildir.
- Yere bir darı bırakıldığında ses yapmaz ancak bir ton darı bırakıldığında ses yapar.

- Eğer bir x sayısı küçükse, $x+1$ 'de küçüktür ve o zaman $x+1+1$ 'de küçüktür. Bu sonsuza kadar gidebilir.

Bunlara benzer iki paradoks bulanık kümelerin uygulamasında da vardır [58].

- Şekil 2.19 ile verilen bulanık üyelik fonksiyonunu göz önüne alalım. Şekil 2.19(a) için üçgenin ağırlık merkezi görüldüğü gibi bütün üçgenin ağırlık merkezi olup bu yaklaşık olarak $x=0.29$ 'dur. Şekil 2.19(b)'deki üçgende ise çok ihmal edilebilecek derecede ince bir kısım vardır ve bunun ağırlık merkezi $x=0.5$ 'dir. Buna göre böyle bir üçgen üyelik fonksiyonunun durulaştırılmış değeri 0.29 ile 0.5 arasında değişmektedir.



Şekil 2.19. Ağırlık merkezi paradoksu

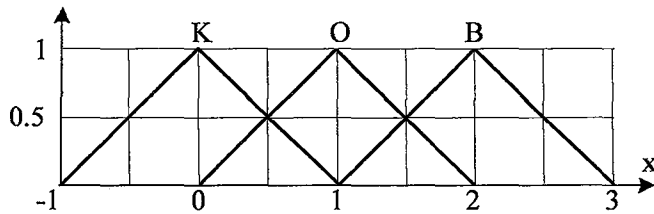
- İkinci paradoks için şekil 2.20'ü göz önüne alalım. Farz edelim ki sistem hakkında küçük bir bilgiye sahibiz ve sistemdeki hesaplamalarla bulanık değerler şöyle olsun:

$$K=0.1 \quad O=0 \quad B=0.1$$

Bu değerler durulaştırılırsa sonuç $x=1.0$ olur ve yeni bulanık değerler,

$$K=0 \quad O=1 \quad B=0$$

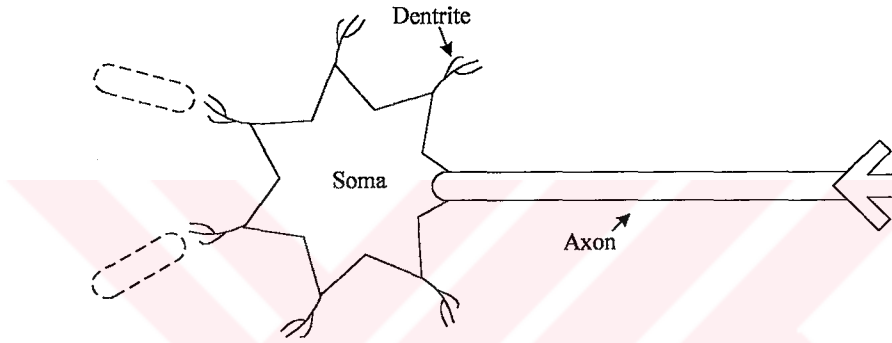
Bu paradoks zayıf görünen bilginin durulaştırmada güçlü görünebileceğini ortaya koymaktadır.



Şekil 2.20. Hopgood'un durulaştırma paradoksu

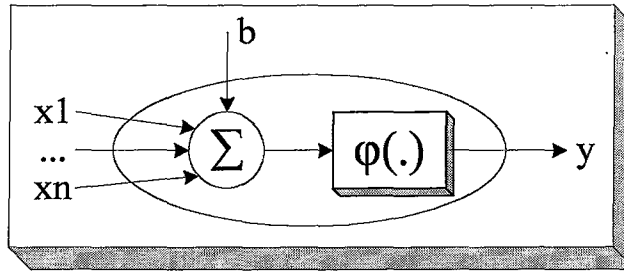
2.1.2. Yapay Sinir Ağları

Sinirsel hesaplama veya paralel dağıtık işleme olarak ta adlandırılan yapay sinir ağları algoritmik ve sembolik yaklaşımlar için çok uygun olmayan problemlerde alternatif bir çözüm sağlar. Yapay sinir ağları insanın biyolojik sinir sisteminden esinlenmiştir. İnsan beyni sinir sisteminin temel yapısını oluşturan ve her biri diğerleriyle 10^3 - 10^4 bağlantıya sahip olan yaklaşık olarak 10^{11} sinir hücresinden oluşmaktadır [61]. Şekil 2.21 bir sinir hücresinin biyolojik yapısını göstermektedir.

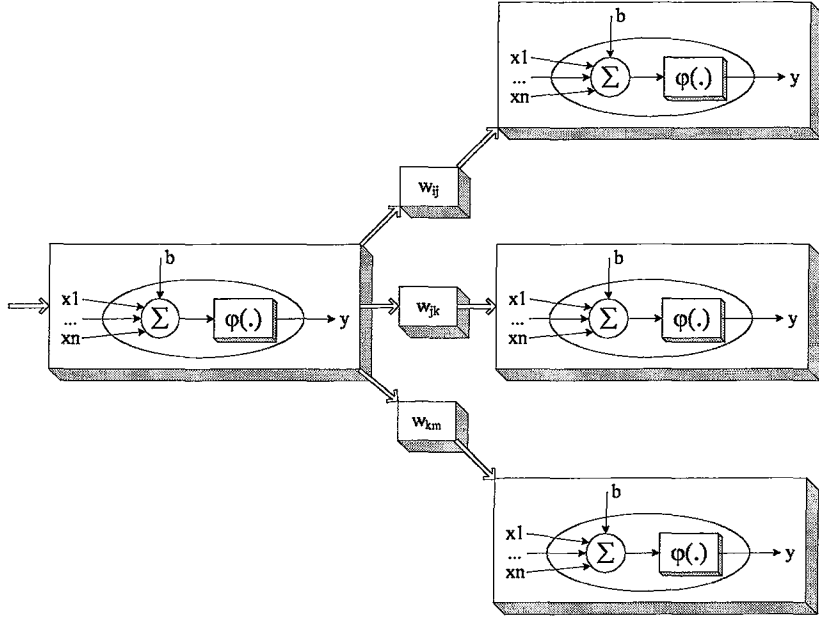


Şekil 2.21. Bir sinir hücresinin biyolojik gösterimi

Biyolojik sinir hücresinin modellenmesi ile elde edilen ve şekil 2.22'de gösterilen matematiksel model kullanılarak bir yapay sinir ağı oluşturulabilir. Bir sinir hücresinin matematiksel modeli görüldüğü gibi girişlerin toplanması ve bu değer bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile elde edilir. Daha sonra sinir hücreleri ağırlık değerleri ile farklı yapılarda birleştirilerek sinir ağı oluşturulabilir [62]. Şekil 2.23 sinir hücrelerinin birleştirilmesini göstermektedir.



Şekil 2.22. Bir sinir hücresinin matematiksel gösterimi



Şekil 2.23. Yapay sinir ağında sinir hücreleri arasındaki bağlantılar

Şekil 2.22 ve 2.23’den görüleceği üzere sinir hücreleri için beş temel eleman vardır.

- Girişler
- Ağırlık Değerleri
- Toplama
- Aktivasyon Fonksiyonu
- Çıkışlar

Bir sinir hücresine dış dünyadan, diğer sinir hücresinden veya kendisinden gelen bilgilerdir. Bu giriş bilgileri kendine ait ağırlık değerleri ile çarpılarak toplanır ve bir aktivasyon fonksiyonun geçirilir. Aktivasyon fonksiyonun çıkış değeri sinir hücresinin çıkışını oluşturur [63, 64]. x girişleri ve w ağırlıklar olmak üzere toplama değeri şu şekilde hesaplanabilir.

$$\text{Toplam} = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (2.7)$$

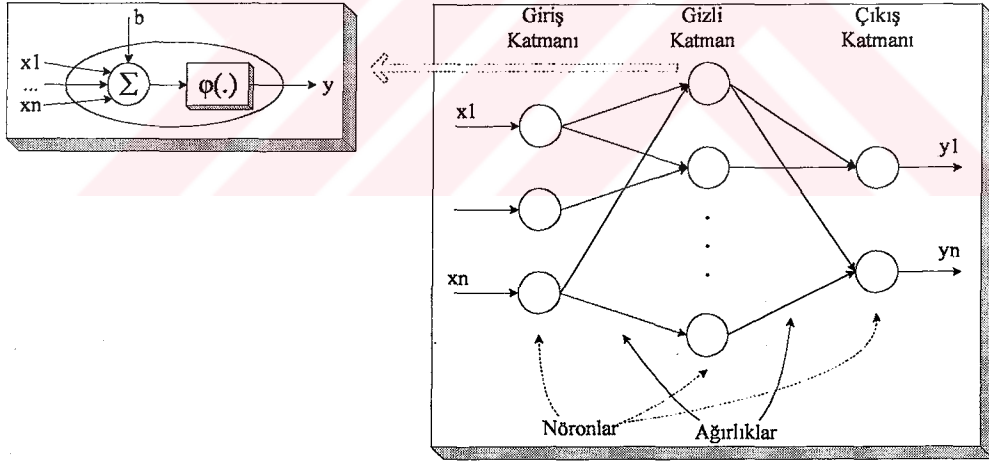
Aktivasyon fonksiyonu sinir hücresinin çıkış değerini hesaplamak için farklı fonksiyonlar kullanılabilir. Bunlardan en genel olanı lineer, sigmoid ve hiperbolik tanjant fonksiyonlarıdır. Bu fonksiyonlar denklem (2.8-2.10) ile verilebilir.

$$\varphi(x) = x \quad (2.8)$$

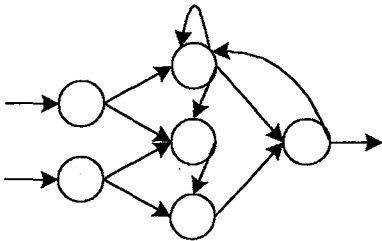
$$\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.9)$$

$$\varphi(x) = \frac{e^x + e^{-x}}{e^x - e^{-x}} \quad (2.10)$$

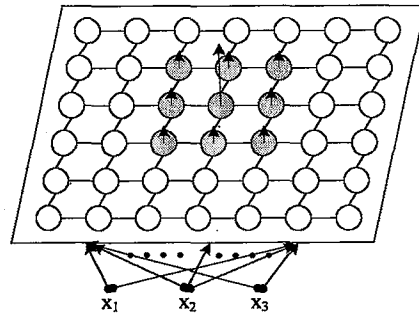
Yapay sinir ağı insanın sinir sisteminin çalışmasını temel alan bir tekniktir ve insan beyninin fonksiyonel özelliklerine benzer şekilde öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, genelleme, özellik belirleme ve optimizasyon gibi yetenekleri içerir. Bununla birlikte donanım bağımlı çalışma zorlukları, probleme uygun ağ yapısının belirlenmesi, bazı parametre değerlerinin belirlenmesinde kural olmaması, eğitim süresinin ne kadar olacağının bilinmemesi gibi bazı dezavantajlara sahiptir. Dinamiği hakkında hiçbir bilgiye sahip olunmayan bir sistemi dahi sadece giriş-çıkış verisi ile modellemeye olanak sağlayan yapay sinir ağı bu özelliğiyle kara kutu çözüm algoritması olarak bilinir. Çok katmanlı, geri dönüşümlü, bileşik ağ yapıları yanında yapısı daha farklı olan hücresel sinir ağı ve blok tabanlı sinir ağı yapıları da son zamanlarda önerilen ağ tiplerini oluşturmaktadır [65-66]. Bazı ağ yapıları şekil 2.24 ile verilmiştir.



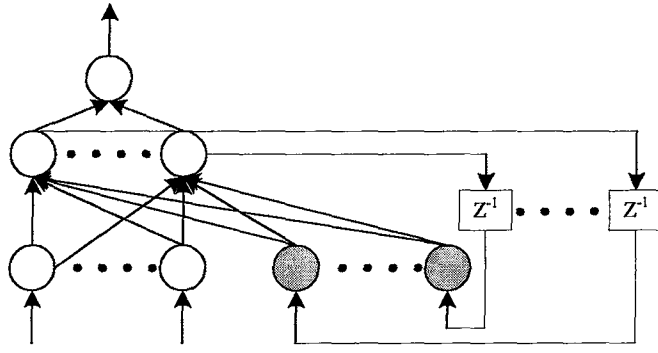
(a) İleri beslemeli çok katmanlı sinir ağı yapısı



(b) Geri beslemeli sinir ağı yapısı



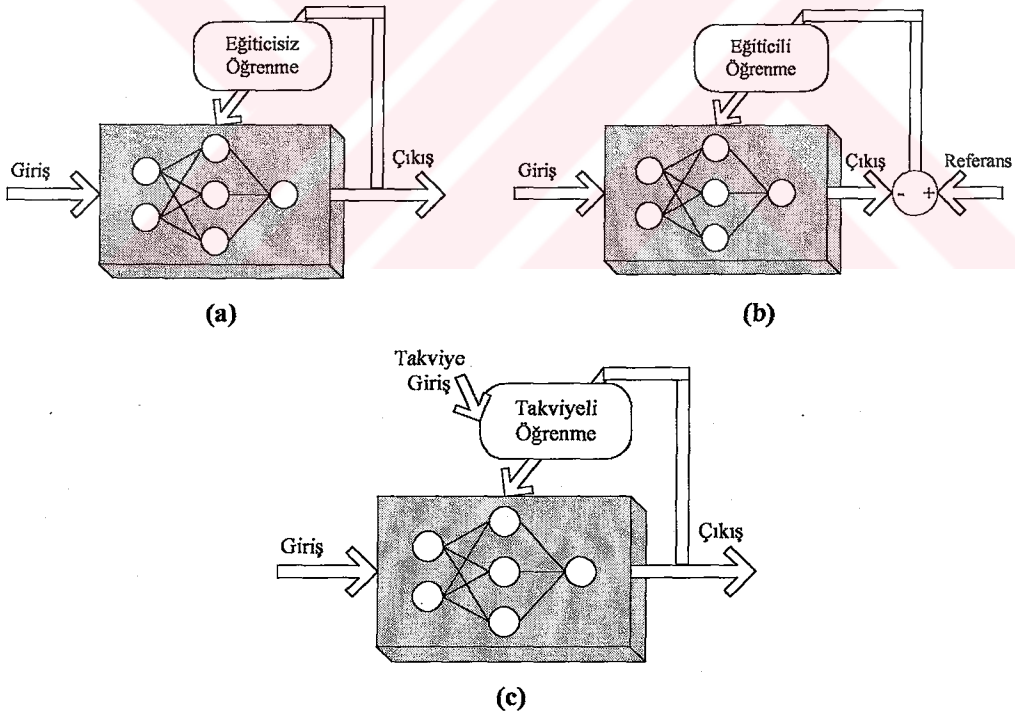
(c) Öz organizeli ağlar



(d) Elman sinir ağı yapısı

Şekil 2.24. Çok katmanlı yapay sinir ağı yapıları

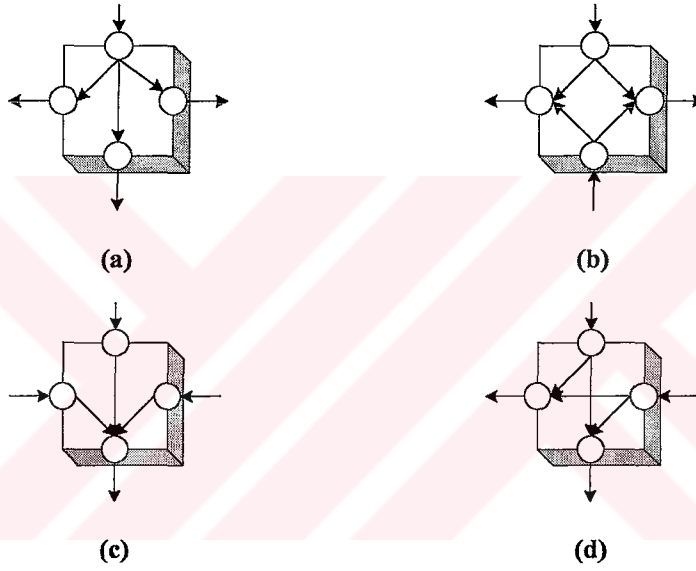
Yapay sinir ağlarının eğitim işlemi sırasında sinir hücreleri arasındaki ağırlık değerlerini güncellemek için bazı öğrenme algoritmaları kullanılır. En çok kullanılan üç öğrenme algoritması eğitici, eğitici ve takviyeli öğrenme algoritmalarıdır. Bu öğrenme tekniklerine ait yapılar Şekil 2.25’de gösterilmiştir [17].



Şekil 2.25. Yapay sinir eğitiminde kullanılan bazı teknikler için şematik gösterim

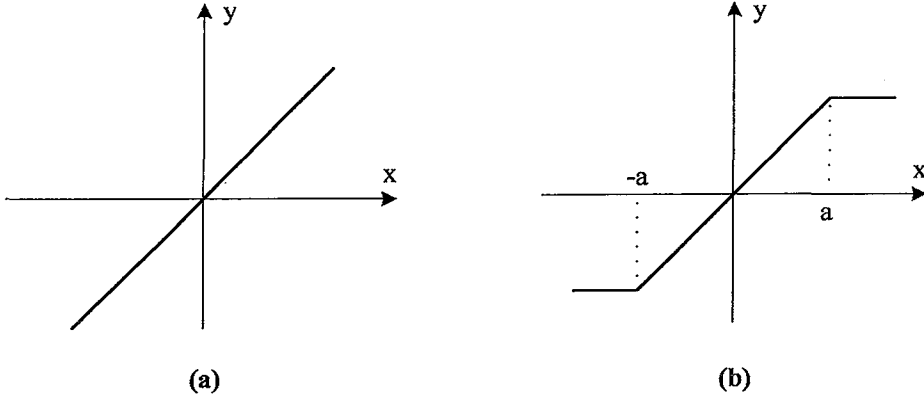
Açıklandığı gibi yapay sinir ağları karmaşık karar verme işlemleri için modelden bağımsız yaklaşım yeteneği ile mühendislik problemlerine başarılı olarak uygulanan yumuşak hesaplamanın temel bir bileşenidir. Yapay sinir ağlarının pratik problemlerin çözümünde

verimli olarak kullanılmasına rağmen tasarım işlemleri hala deneme yanılma yoluna ihtiyaç duymaktadır. Ancak pratik uygulamalarda sinir ağının yapısı ve ağırlık değerleri aynı anda optimize edilmelidir. Yapay sinir ağları için diğer bir problem donanımsal gerçekleştirilmesidir. Doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları ve gerçek değerli ağırlık faktörleri ile bir sinir ağının sayısal olarak gerçekleştirilmesi kolay değildir. Bu problemlerin üstesinden gelmek için literatürde önerilen çalışmalardan birisi blok tabanlı yapay sinir ağlarıdır [67]. Bu sinir ağı yapıları daha kolay gerçekleştirme için tam sayı ağırlıklı değerli temel sinir blokları kullanan iki boyutlu dizilerden oluşur. Blok tabanlı sinir ağlarını oluşturan dört temel blok şekil 2.26’da verilmiştir.



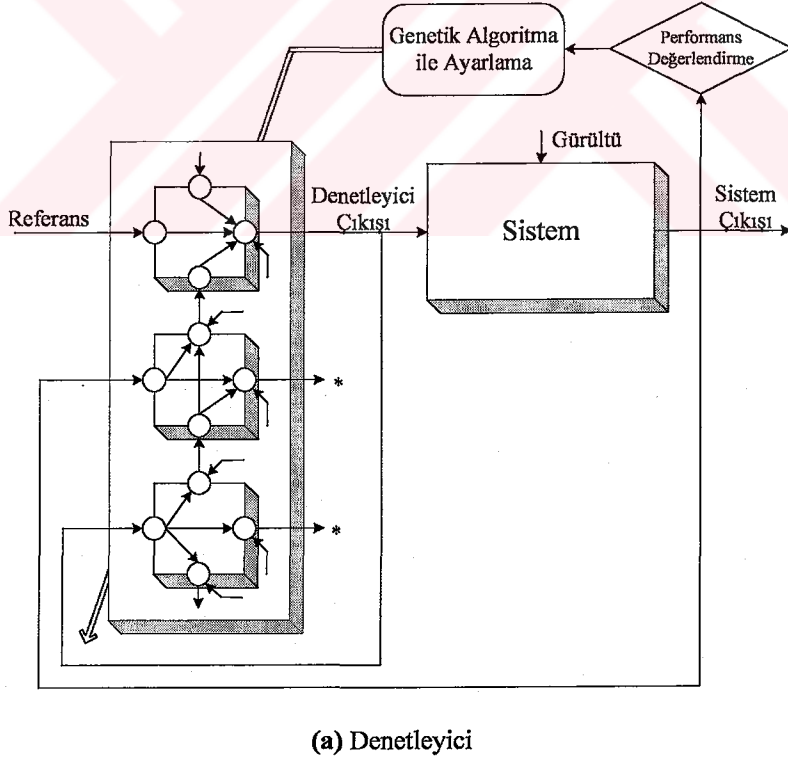
Şekil 2.26. Temel bloklar için dört farklı konfigürasyon tipi

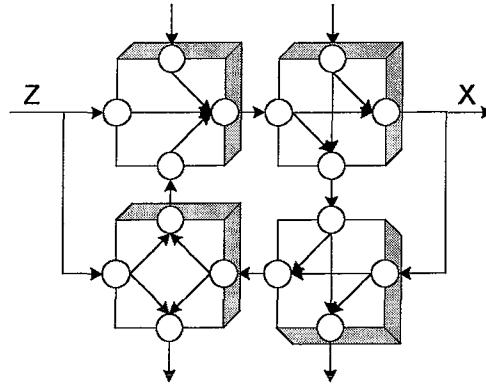
Şekil 2.26’da görülen temel bloklarda kullanılan bütün ağırlık ve eşik değerleri tam sayıdır. Temel bloklar üç farklı giriş çıkış konfigürasyonuna sahiptir. Bunlar giriş/çıkış olmak üzere 1/3, 2/2 ve 3/1’dir. Bütün sinir hücreleri bir aktivasyon fonksiyonu ile karakterize edilir. Giriş sinir hücreleri lineer aktivasyon fonksiyonu kullanırken çıkış sinir hücreleri simetrik doyumlu lineer aktivasyon fonksiyonu kullanır.



Şekil 2.27. Blok tabanlı sinir ağları için kullanılan aktivasyon fonksiyonları

Blok tabanlı yapay sinir ağlarının optimum yapısının bulunması ve eğitimi için genetik algoritmalar kullanılmaktadır. Temel bloklar için bağlantı yönleri, kullanılacak temel blok sayısı, ağırlık ve eşik değerleri kodlanarak eğitim verilerine göre genetik algoritmalarla bu kriterlerin optimum değerleri bulunur. Şekil 2.28 blok tabanlı sinir ağları ile gerçekleştirilmiş bazı uygulamaları göstermektedir.



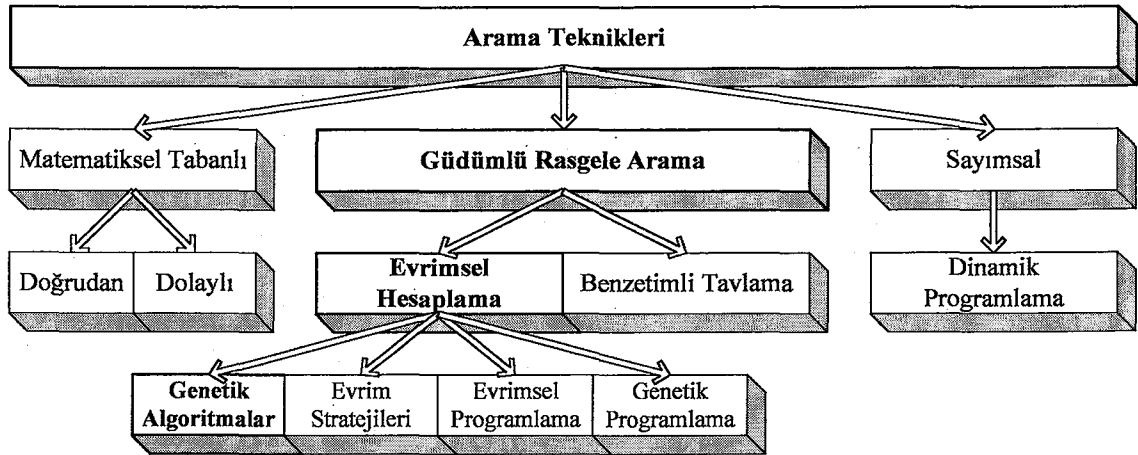


(b) Filtre

Şekil 28. Blok tabanlı yapay sinir ağı uygulamaları

2.1.3. Genetik Algoritmalar

Evrimsel hesaplama, sürekli fonksiyonların optimizasyonu ile ilgilenen evrimsel stratejiler, üretim stratejileri için bir algoritma olan evrimsel programlar, biyolojik evrimsel sistemlerin incelenmesinden doğan genetik algoritmalar ve bilgisayar programları ile zaman serilerinin kestirimi gibi problemler için çözümler üreten bir teknik olan genetik programlamadan oluşan global arama algoritmalarının bir sınıfıdır. Bu sınıf içerisinde en yaygın kullan teknik genetik algoritmalarıdır. Genel olarak kullanılan arama tekniklerinin sınıflandırılması şekil 2.29 ile verilmiştir [17].

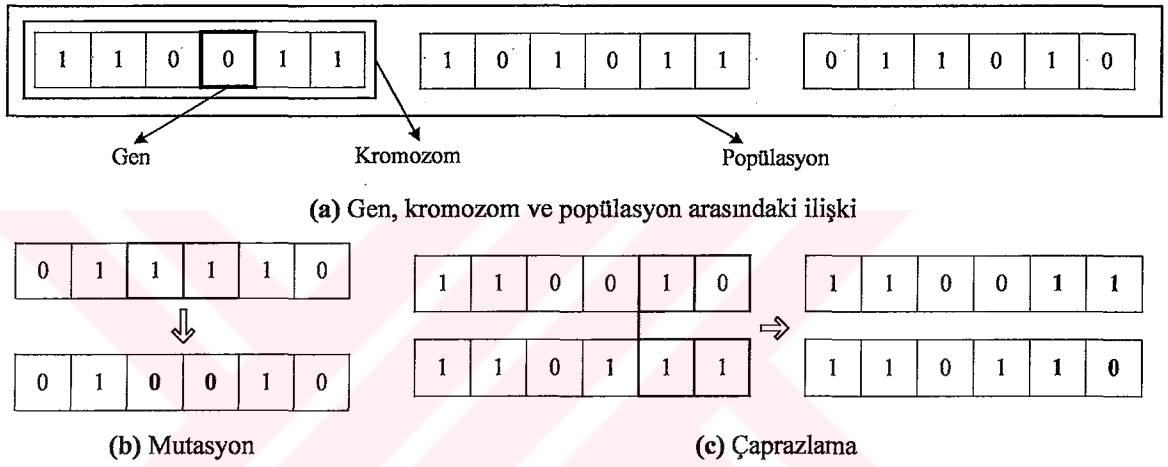


Şekil 2.29. Arama algoritmaları

Genetik algoritmalar karmaşık optimizasyon problemlerinde optimum çözümü bulmak için global arama yapan bir algoritmadır. Genetik algoritmayı normal optimizasyon ve arama prosedürlerinden farklı yapan noktalar şunlardır [68].

- Parametrelerin kodlanması ile gerçekleştirilir.
- Bir noktadan değil popülasyondaki noktalar kümesiyle arama yapar.
- Türevler veya diğer yardımcı bilgileri değil hedef fonksiyon bilgisini kullanır.
- Belirli kuralları değil rasgele geçiş kuralları kullanır.

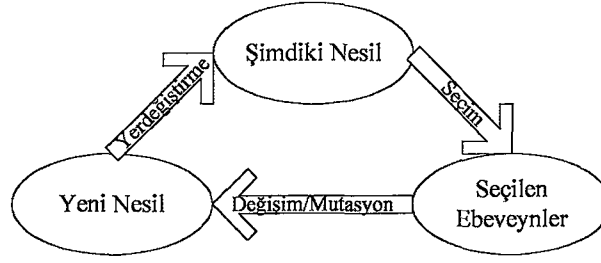
Optimizasyon probleminde kullanılan parametrelerin gösterimi için kodlama yapılır. Genellikle ikilik taban $\{0, 1\}$, onluk taban $\{0-9\}$ veya noktalı sayı kodlaması kullanılır. Çözüm parametresinin kodlanmış hali kromozom, kromozomun her birimi gen ve kromozomların oluşturduğu çözüm uzayı popülasyon olarak bilinir. Bu ilişki şekil 2.30(a)'de görülmektedir. Bir genetik algoritma iki temel operatörden oluşur. Bu operatörler çaprazlama ve mutasyondur.



Şekil 2.30. Genetik algoritmanın operatörleri

Arama sırasında yerel maksimum ve minimum problemlerinden kaçınmak için mutasyon işlemine ihtiyaç duyulmaktadır. Bunun için bir kromozomun bazı genleri şekil 2.30(b)'de verildiği gibi değiştirilir. Çaprazlama popülasyonun iki üyesi arasındaki parçalı değişimdir. Şekil 2.30(c)'de görüldüğü gibi iki kromozomun bir kısmı karşılıklı olarak değiştirilerek yeni bir birey oluşturulur. Mutasyon ve çaprazlama rasgele oranlarda yapılır.

Bir arama ve optimizasyon aracı olan genetik algoritmalarda genel olarak bit dizilerinden oluşan bilgisayar kromozomlarının bir popülasyonu rasgele seçilir. Bu popülasyon doğal genetik operatörlerden doğan çaprazlama, mutasyon ve tersleme operatörleri kullanılarak bir uygunluk fonksiyonuna göre hedefe ulaşmaya kadar yeni bir popülasyona dönüştürülür. Bu döngü şekil 2.31'de görülmektedir.



Şekil 2.31. Temel evrim döngüsü

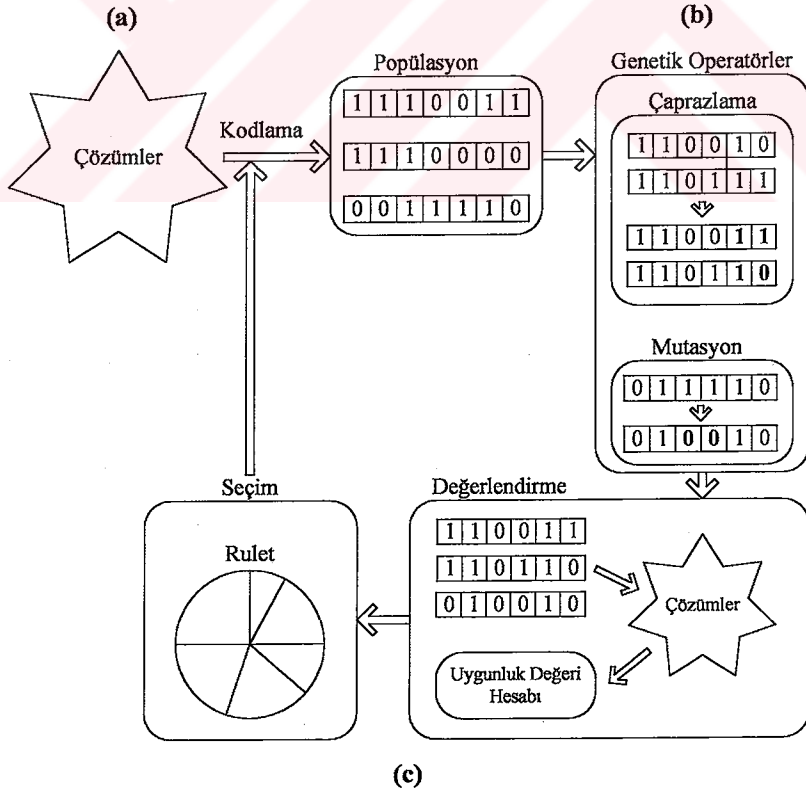
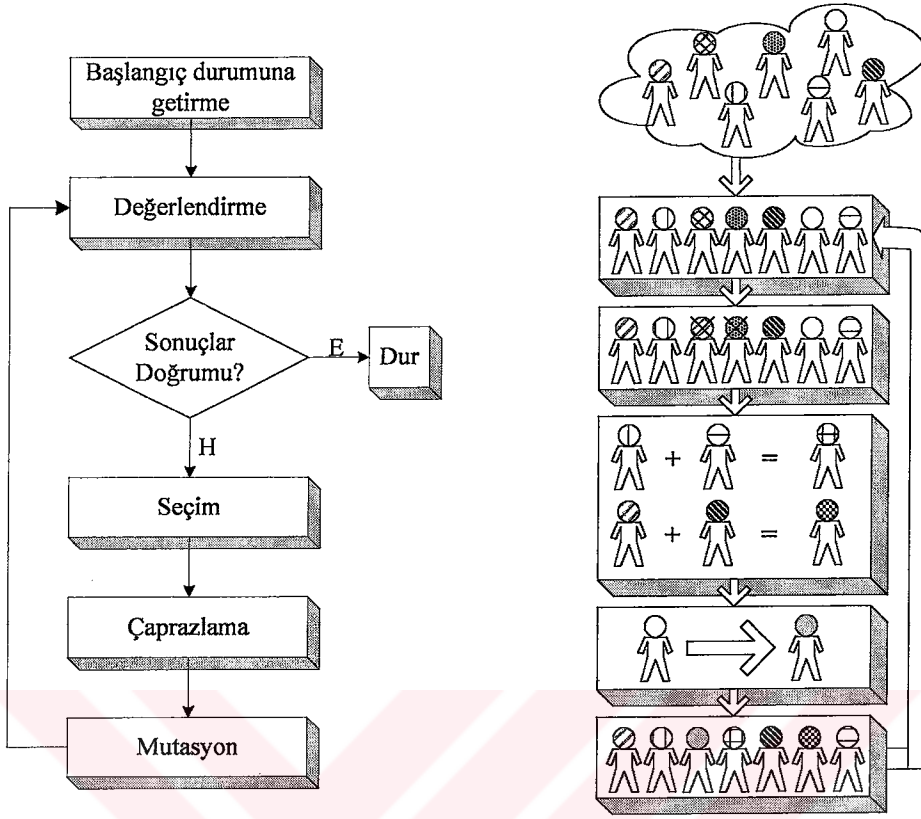
Genetik algoritmanın gerçekleştirilmesi için akış diyagramları şekil 2.32’de görülmektedir. Genetik algoritmalar verilen bir fonksiyonun global optimumuna ulaşmasına karşın nadiren tam optimuma ulaşır. Özellikle tam çözümün gerekli olduğu problemlerde bu bir eksikliklerdir.

Şekil 2.32’den de anlaşılacağı üzere genetik algoritmalar şu beş bileşen ile karakterize edilebilirler [17].

- Olası çözümlerin popülasyonunu göstermek için bir mekanizma olan kodlama,
- Olası çözümlerin başlangıç popülasyonunu oluşturmak için bir mekanizma olan başlangıç durumuna getirme,
- Amaç veya değerlendirme fonksiyonu olarak seçilen uygunluk fonksiyonu,
- Mutasyon ve çaprazlama gibi evrimsel operatörler,
- Popülasyon boyutu ve kromozom uzunluğu gibi farklı parametrelerin değerleri içeren çalışma parametreleri.

Bu özellikleriyle genetik algoritmaların kullanıldığı yerler temel olarak şunlardır.

- Optimizasyon
- Çok amaçlı optimizasyon
- Çözüm arama



Şekil 2.32. Genetik algoritmanın akış diyagramı

2.1.4. Olasılıksal Hesaplama

Belirsizlik ve olasılığın ilişkili kavramı yaklaşım teorisine dayanmaktadır. Bu yönüyle olasılıksal hesaplama yumuşak hesaplama alanı içerisinde ele alınabilir. Olasılıksal yaklaşım çıkarımı uygulanabilir yaklaşım kavramı olarak bulanıklığın yerine belirsizliği göz önüne alan bulanık mantık çıkarımına benzeyen bir tekniktir. Olasılıksal dağılım veya yoğunluk fonksiyonları üyelik fonksiyonlarının yerine geçer. Bilgi tabanlı karar verme olasılıksal hesaplamanın özel bir tipidir.

Olasılıksal teknikler genel olarak veri eksikliği ve bilgi belirsizliğini yönetebilme yeteneğine sahiptir. Aşağıdaki kuralı göz önüne alalım.

Kural: EĞER gözlenen durum halsiz ise (x)

VE gözlenen durum ateşli ise (y)

VE gözlenen durum çok ağırlı ise (z)

O ZAMAN hasta kıyamıktır. (A)

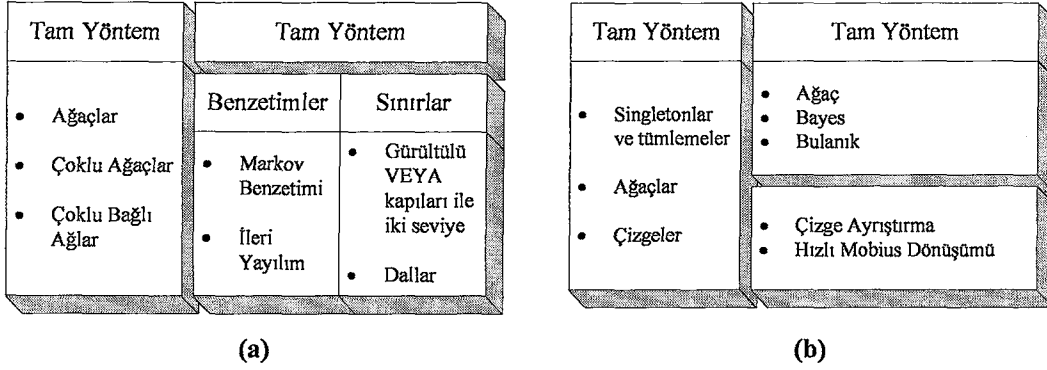
Burada x, y, z hasta bulgularının kesinlik, güven veya koşul olasılık derecesini gösterir. A ise hasta için kuralın kesinlik derecesini veya kesinlik olasılığını gösterir [69].

Olasılıksal hesaplamanın en genel kullanılan yöntemi Bayes yaklaşımıdır. Bu bir sınıflandırma problemi olarak yorumlanabilir. Farz edelim ki farklı c_i sınıflarına ait olan bir d gözlemi olsun. Bu durumda Bayes ilişkisi,

$$\max P(c_i | d) = \frac{P(d | c_i) \cdot P(c_i)}{P(d)} \quad (2.11)$$

olarak verilebilir [17].

Olasılıksal hesaplama, olasılık yargıları ve öznel güvenin oluşturulmasını kapsar. İlk olasılıksal teknikler Bayes Ağlar gibi tek değerli gösterimlere dayanır. Bu teknikler yaklaşım tekniklerinden başlamıştır. Olasılıksal yaklaşımlar arasındaki bir diğer eğilim Dempster-Shafer teorisi gibi ara değerli gösterimler ile verilmiştir. Bütün yaklaşımlarda temel çıkarım mekanizması iyileştirme veya güncellemeye dayanmaktadır. Her iki teori için kullanılan çıkarım mekanizmaları şekil 2.33 ile verilmiştir [22].



Şekil 2.33. Bayes ağlarının ve Dempster-Shafer için çıkarım mekanizmalarının sınıflandırılması

Olasılıksal hesaplamamanın başlangıcı on sekizinci yüzyıla dayanmaktadır. Bu hesaplama türünün iki ana algoritmasından birisi Bayes ağları, diğeri ise Dempster-Shafer teorisidir. Bayes ağları üzerine ilk verimli çalışmaların hesapsal karmaşıklığı fazladır. İlk zamanlarda Pearl tarafından önerilen tekniklerde karmaşıklık artışı şekil 2.34’de verilmiştir. Bu karmaşıklığı azaltmak için farklı teknikler ilerleyen zamanlarda önerilmiştir. Bu tekniklerdeki ortak amaç her düğümdeki değerler sayısını azaltmak olmuştur [10].

Graf Tipi	Karmaşıklık	Değişkenler
Ağaç	$O(n^2)$	n her düğümdeki değerlerin sayısı
Çoklu ağaç	$O(K^m)$	K her ebeveyn düğümdeki değerlerin sayısı, m her çocuk ebeveynlerinin sayısı
Çoklu bağlı graflar	$O(K^n)$	K her düğümdeki değerlerin sayısı, en büyük ayrıştırılamayan alt grafin boyutu

Şekil 2.34. Bayes ağlarındaki yayılımda Pearl’ün karmaşıklık artışı

Dempster-Shafer teorisi ise bir önerme uzayı oluşturmaya dayanmaktadır. $[0, 1]$ aralığındaki önermeler uzayının alt kümelerini tanımlayan bir m fonksiyonu kullanılarak ifade derecesi bulunmaktadır. Daha sonra bunlardan inandırıcılık ve güven ölçümleri elde edilir.

Olasılıksal hesaplama rasgelelik ile etkilenen sistemlerin değerlendirilmesi için bilgi sürümlü alternatif bir yoldur.

2.1.5. Kaos Teorisi

Dünya üzerindeki hemen her olayda doğrusal olmayan bir düzen mevcuttur. Her olay mutlaka birden fazla değişebilen parametreye bağımlılık göstermektedir. Bilim adamı Lorenz 12 değişkene bağlı bir hava tahmini için kullandığı bilgisayar simülasyonunda parametrelerden birinin başlangıçta binde bir oranda değişmesiyle sonuçların çok farklı olduğunu keşfetmiştir. Bu durum dünyanın bir tarafında bir kelebeğin kanat çırpmasıyla dünyanın diğer tarafında dev bir kasırganın çıkması olarak yorumlanmıştır. Böylece her düzensizlik içinde bir düzen bulunması olgusuyla kaos teorisinin günümüzde büyük çalışma alanları oluşmuştur. Doğrusal sistemlerin davranışı kolayca kestirilebilmesine karşın doğrusal olmayan sistemlerin davranışını kestirmek çok zor ve karmaşıktır [70]. Eğer

- Peryodik noktaların kümesi yoğunsa,
- F geçişli ise,
- F başlangıç koşullarına çok bağımlıysa

F dinamik sistemi kaotiktir denir. Düzenli davranan dinamik sistemlerin durum uzayında karmakarışık geometrik yapıya sahip olan çekiciler kaotik sistemlerin bir karakteristiğidir. Bu çekicilerin boyutu tam değer değildir. Böyle geometrik nesneler fraktaldır ve bir çekici fraktal olduğu zaman o kaotik çekici veya yabancı çekici olarak adlandırılır [71].

Bilindiği gibi dinamik bir sistem değişkenlerin zamanla nasıl değiştiğini belirleyen fonksiyonlar kümesidir. Örneğin,

- Ahmet'in kilosu her yarım dakikada azalmaktadır.
- $x(n+1)=x(n)+y(n)$
 $y(n)=x(n)$

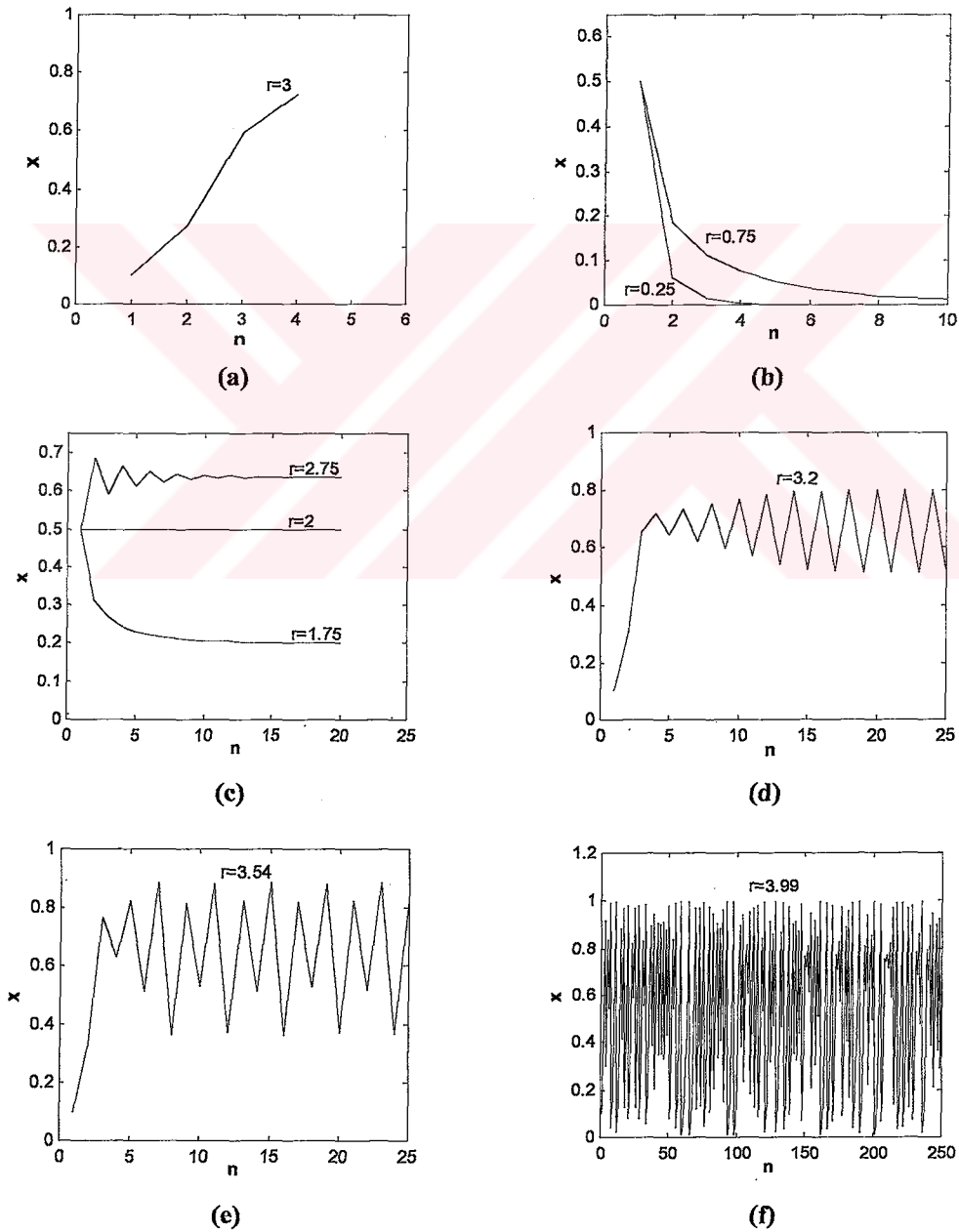
Burada bazı ayrımları vermek önemlidir.

- Değişkenler ve parametreler: Değişkenler zamanla değişirken parametreler değişmez.
- Ayrık ve sürekli değişkenler: Ayrık değişkenler tam değerlerle sınırlı iken sürekli değişkenler değildir.
- Rasgele ve rasgele olmayan dinamik sistemler: Rasgele sistemler bire-çok, rasgele olmayan sistemler bire-birdir.

Doğrusal olmayan bir denklem olan ve kaosu göstermek için sıkça kullanılan lojistik fark denklemi (2.12)'de görüldüğü gibi verilebilir.

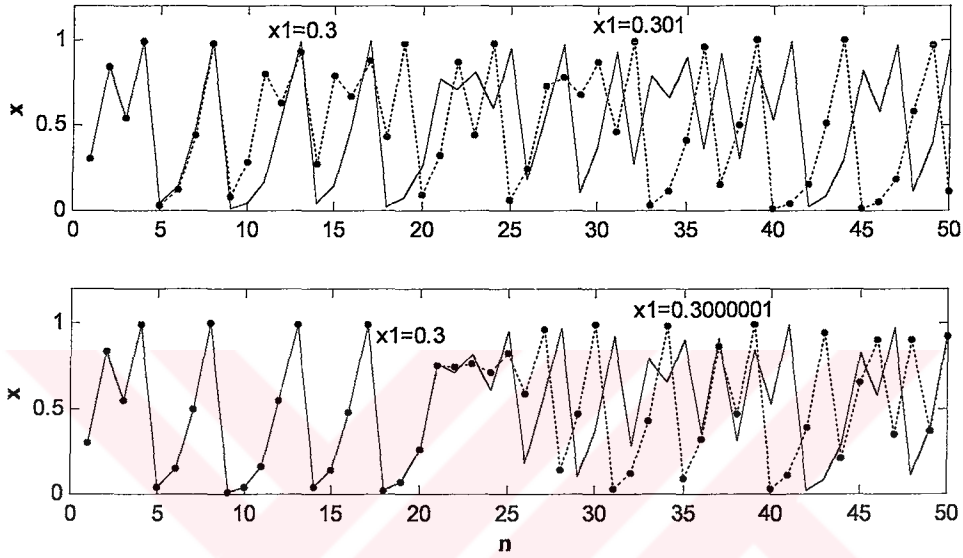
$$x(n+1) = r * x(n) * [1 - x(n)] \quad (2.12)$$

Denklemden r 'nin $[0, 4]$ aralığında farklı değerleri için x 'in nasıl değiştiği şekil 2.35'de verilmiştir. r parametresinin 1'den küçük değerleri için şekil 2.35(b)'den görüldüğü gibi x sıfıra doğru gitmektedir. Bu tek noktalı çekiciyi göstermektedir. r 'nin 1 ile 3 arasındaki değerleri için x sıfırdan farklı bir noktaya gitmektedir. Sıfır olmayan tek noktalı çekiciyi gösteren bu durum şekil 2.35(c)'de görülmektedir. r değeri 3'ten büyük olduğunda şekil 2.35(d)'de görüldüğü üzere sistem iki nokta arasında değişmektedir. Bu durum iki noktalı çekici olarak bilinir. Dört noktalı çekici durumu ise şekil 2.35(e) ile verildiği gibi $r=3.54$ 'de olmaktadır. Son olarak şekil 2.35(f) ise n -noktalı çekiciyi göstermektedir [72].



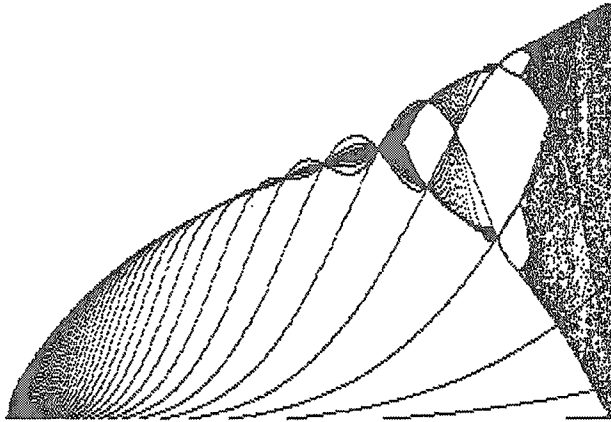
Şekil 2.35. Farklı parametreler için lojistik fark denkleminin davranışı

Kaosun en önemli bulgularından biri başlangıç değerlerine olan bağımlılığıdır. Bunu göstermek amacıyla denklem (2.12)'de $r=3.99$ için x_1 başlangıç değeri 0.3, 0.301 ve 0.3000001 alınarak 50 adım ile sistemin değişimi gözlenmiştir. Şekil 2.36'da görüldüğü gibi başlangıç değerlerinin çok küçük değişimleri için sistem sonucu oldukça fazla değişebilmektedir.

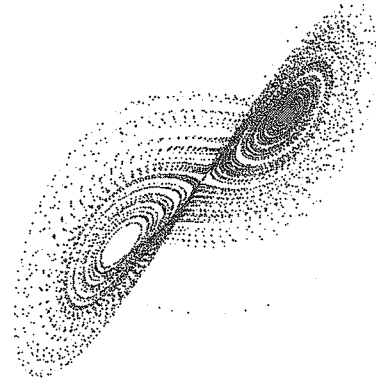


Şekil 2.36. Kaosun başlangıç değerlerine bağımlılığı için bir örnek

Sistemde her r değeri için x çizdirildiğinde şekil 2.37(a)'da görülen çatallaşma grafiği meydana çıkmaktadır. Bu grafikte x 'in değişimi r 'nin hangi aralıkta kaç çekiciye sahip olduğu açıkça görülmektedir. Şekil 2.37(b) ise Lorenz çekicisini gösteren bir değişimdir.



(a) $0 < r < 4$ için lojistik fark denkleminin 100 adım grafiği



(b) Lorenz çekicisi

Şekil 2.37. Lojistik fark denklemini için değişimler

2.1.6. Destek Vektör Makinalar

Destek vektör makinalar istatistik öğrenme teorisindeki önceki ilerlemelere dayanan yeni bir öğrenme sistemidir. Optimizasyon teorisini de temel alan destek vektör makinalar yüksek boyutlu özellik uzayına sahip olup lineer fonksiyonların bir varsayım uzayını kullanırlar. İlk olarak Vapnik tarafından önerilmiştir [8]. Basit, geometrik ve global optimumu bulmak için daima öğrenen bir yapıya sahiptir. Daha çok örüntü tanıma, regresyon ve lineer operatör terslemede kullanılır. Başlangıçta oldukça yavaş çalışan bir algoritma olmasına karşın günümüzde çoğu uygulama için bu problem aşılmıştır. Pratik uygulamalarda ve karmaşık doğrusal olmayan problemlerde yüksek performans sağlar. Destek vektör makinalarının ana fikri lineer olarak ayrılabilen örüntüler için optimum hiper düzlemi bulmak ve lineer olarak ayrılamayanlar için ise örüntüleri genişletmektir [73]. Destek vektör makinalarının popülerliğine temel sebepler şu şekilde verilebilir.

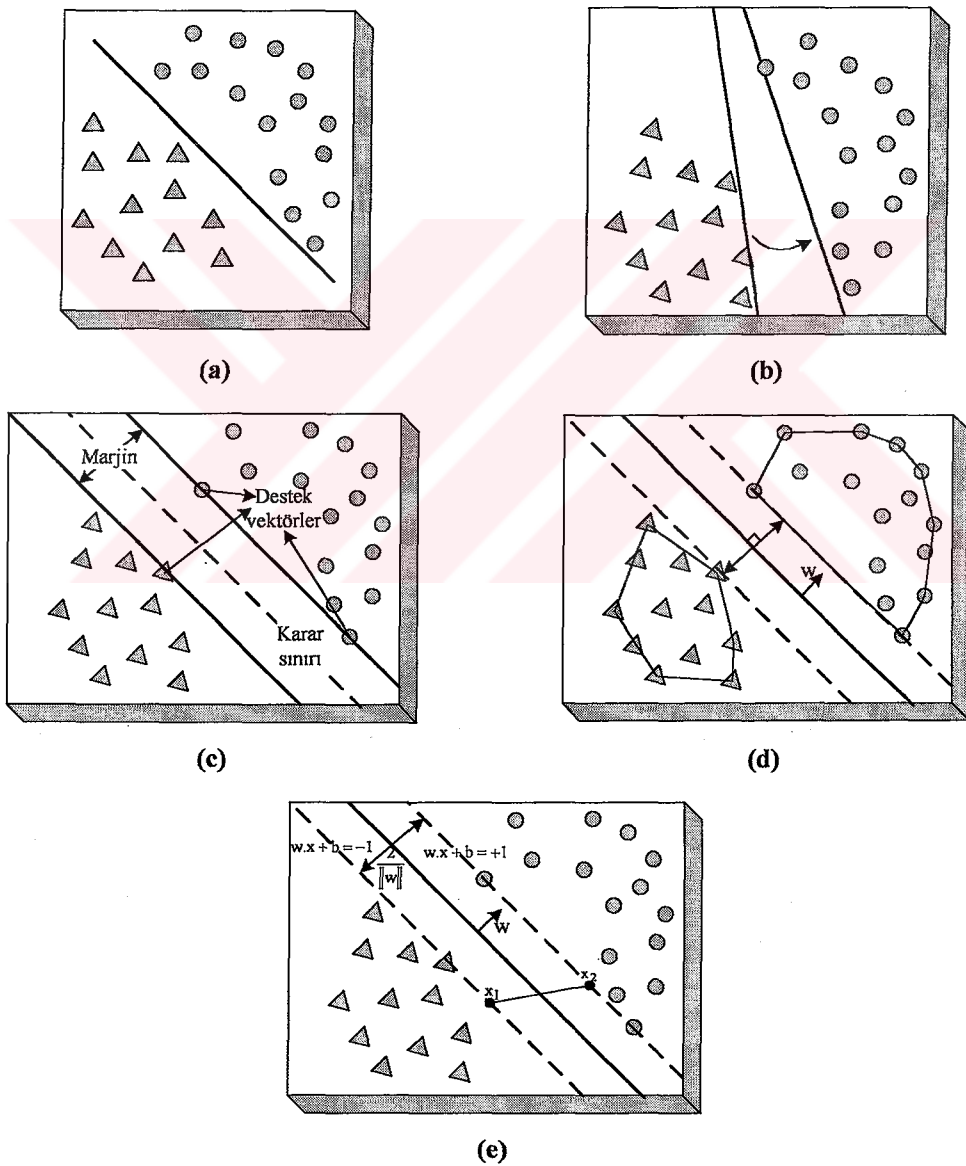
- Güçlü genelleme performansı,
- Hesapsal verimlilik,
- Yüksek boyutlarda sağlamlık.

Destek vektör makinalar iki sınıf arasında ayırım yapma yeteneğine sahiptir. Çoğu sınıflandırma problemleri tipik olarak iki sınıftan fazlasını içerir. Ancak herhangi bir problem iki sınıflı problemlere indirgenebilir. Bu iki sınıfı +1 ve -1 olarak isimlendirelim. Sınıflandırma bakımından sınıflandırıcının çıkış büyüklüğü önemsizdir, çünkü giriş vektörünün $f(x, w) > 0$ olduğunda +1 sınıfına ve $f(x, w) < 0$ olduğunda -1 sınıfına yerleştirilmesi gerektiğini söylemek yeterlidir. $f(x, w)$ fonksiyonu iki sınıfı ayıran bir karar sınırıdır. En iyi fonksiyonun seçilmesi eğitim verisine bağlıdır, ancak parametreler ve giriş vektörleri arasındaki ilişki için bazı önemli varsayımlar yapmaksızın bunu işleyemeyiz. Basitlik için b sabit bir sayı olmak üzere aşağıdaki gibi lineer bir fonksiyon seçilebilir.

$$f(x, w) = x \cdot w + b \quad (2.13)$$

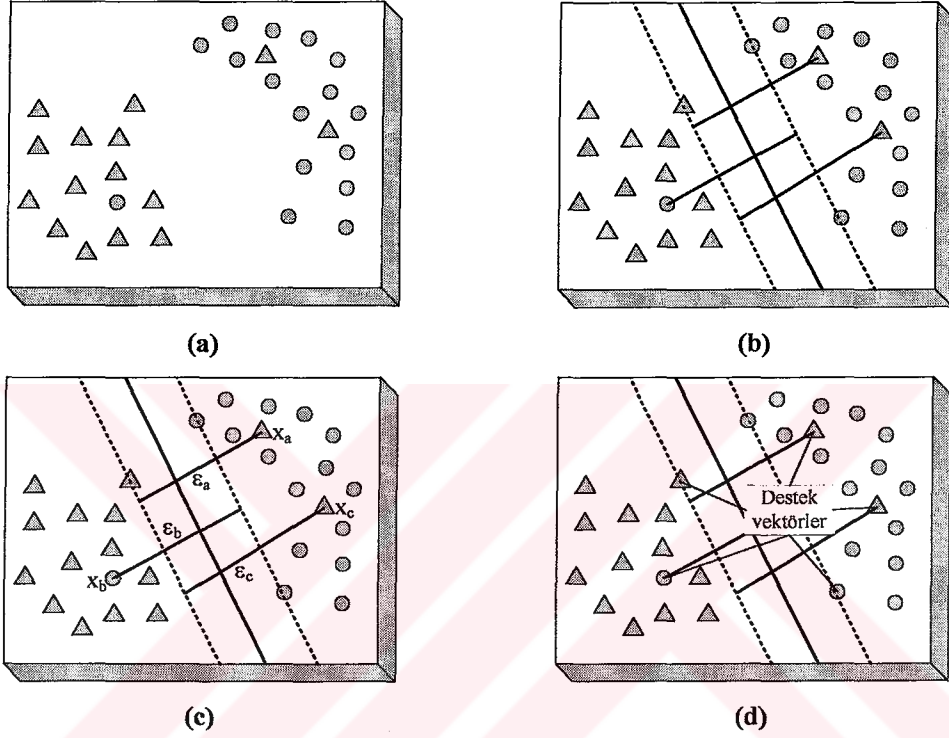
Şekil 2.38(a)'da verilen iki boyutlu giriş vektörü kullanan örneği göz önüne alalım [74]. Lineer bir ilişki seçildiği için karar sınırı düz bir çizgi olmalıdır. Örnekte karar sınırı bütün eğitim verilerini doğru olarak sınıflandırır ve bundan dolayı hata sıfırdır. Bununla birlikte şekil 2.38(b)'de görüldüğü gibi sıfır hatayı veren sonsuz sayıda karar sınırlarından biri seçilebilir. En iyi karar sınırı için sezgisel seçim iki sınıf arasındaki aralığın tam ortasıdır. Sınıflandırma hatası yapmaksızın iki paralel çizgi mümkün olduğu kadar uzağa taşınarak iki çizgi arasındaki mesafe

veya boşluk maksimuma götürülür. Seçilen karar sınırı bu mesafenin ortasındaki çizgidir. Bu durum şekil 2.38(c)'de gösterilmiştir. Karar sınırını elde etmek için alternatif bir yol şekil 2.38(d)'de verildiği gibi iki sınıfın dışbükey kabukları arasındaki en kısa mesafeyi bulmaktır. Boşluklar ona dik olarak çizginin sonlarına yerleştirilir ve karar sınırı onun orta noktasında alınır. Sınıflandırıcı boşluk üzerinde ± 1 çıkışı verdiği için w ölçeklendirilir. Boşluk genişliği $\frac{2}{\|w\|}$ 'dir ve w yönündeki $(x_2 - x_1)$ vektörünün bileşeni bulunarak elde edilir. Maksimum boşluk $\|w\|$ 'nın en küçük değerine eşittir. Bunun sonucu şekil 2.38(e)'de görülmektedir.



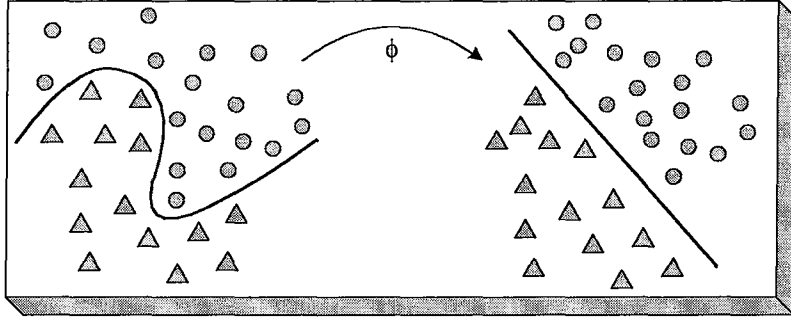
Şekil 2.38. Destek vektör makinaların çalışması ve mimarisi

Şekil 2.39(a) ile verilen bir veri kümesi lineer bir karar sınırı kullanılarak ayrılamaz. Bunun için şekil 2.39(b)'de olduğu gibi hataların olduğu yerlerde yumuşak bir boşluk tanımlanır. ϵ hataları veri noktasının sınıfının veri noktasından boşluğa olan mesafesine eşittir. Bu durum şekil 2.39(c) ile verilmiştir. Burada destek vektörler şekil 2.39(d)'de görüldüğü gibi boşluk içerisinde veya yanlış sınıflandırılan bölgede duran noktalardır.

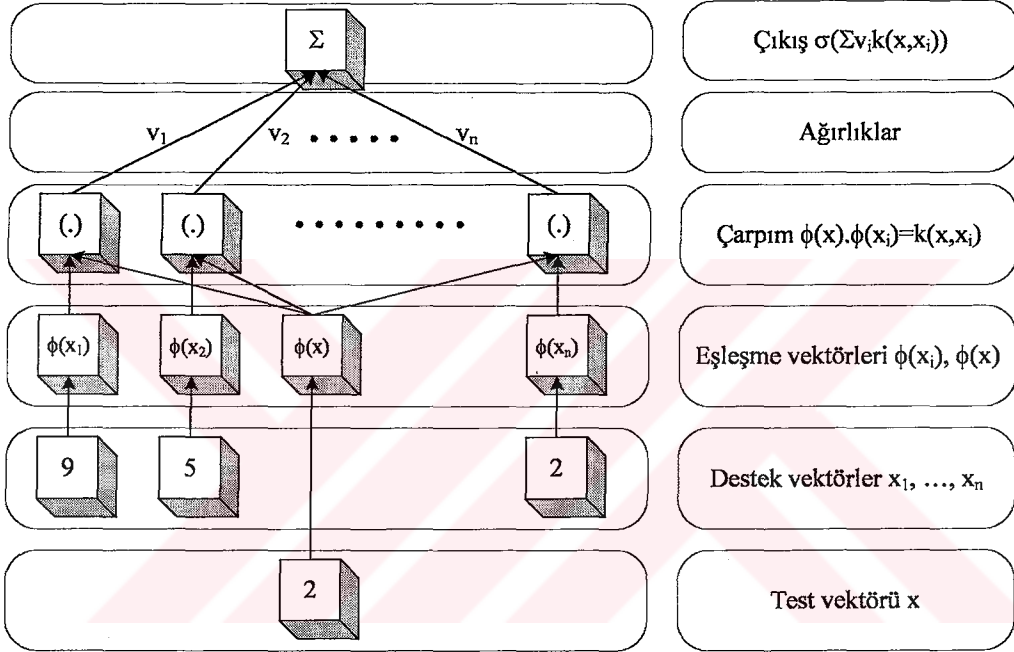


Şekil 2.39. Ayrıştırılamayan veriler için destek vektör makinaların çalışması

Veriler her zaman lineer bir çizgiyle ayrılamayabilir. Bu durumda destek vektör makinalar için şekil 2.40(a)'da görüldüğü gibi doğrusal olmayan karar sınırları kullanılır. Bunun için yollardan birisi ilk önce özellik uzayı için bir ϕ eşlemesi tanımlanır sonra özellik uzayında lineer destek vektör makinalar kullanılır. Destek vektör makinaları ile el yazısı tanıma problemini çözmek için verilebilecek bir mimari şekil 2.40(b)'de görülmektedir.



(a) Doğrusal olmayan sınıflandırma için destek vektör makinalarının çalışması



(b) El yazısı tanıma problemi için destek vektör makina mimarisi

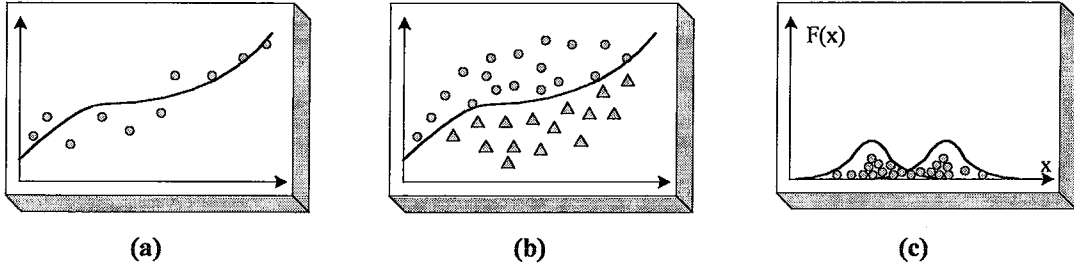
Şekil 2.40. Doğrusal olmayan sınıflandırma için destek vektör makinalarının çalışması ve mimarisi

2.1.7. Makina Öğrenmesi

Benzer durumlar karşısında verilen bir kritere göre daha iyi cevap vermek için değişim anlamına gelen öğrenme asıl olarak bir insan özelliğidir. Herhangi bir bilgisayar da bir durumu öğrenebilir ancak zorluk yeni bir durum oluştuğunda davranışı genelleştirmektir. Çünkü kullanılabilen belirli miktardaki eğitim verisi ile sonsuz bir alan için ilişki türetilmek zorundadır. Gerçekte bu ilişkilerin sayısı sonsuzdur. Böylece,

- Nasıl bir ilişki kurulmalıdır?
- En uygun ilişki hangisidir?
- Gizli test noktaları nasıl karşılanacaktır?

Öğrenme için temel üç problem eğrisel ilişki, sınıflandırma ve yoğunluk tahminidir. Bunlar sırası ile şekil 2.41’de gösterilmiştir.



Şekil 2.41. Öğrenme için problem çeşitleri

Öğrenmenin özelliklerinden bazıları şunlardır.

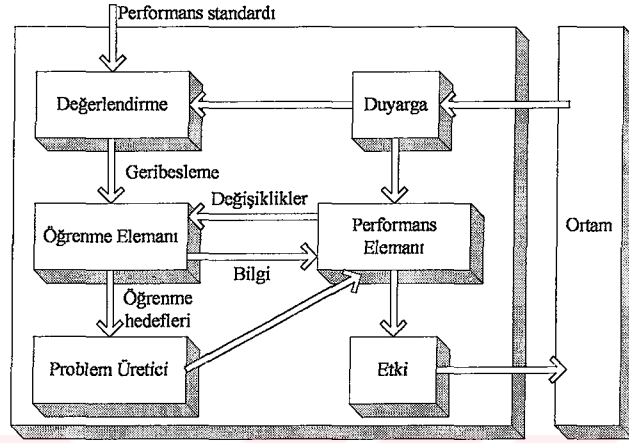
- Daima ortam tarafından sağlanarak kendini geliştirebilen bir sistem vardır.
- Sistem için sağlanan bilgi genellikle birden fazla şekil alır ve sistem o anki durumun değişmesi için birden fazla yola sahiptir.
- Sistem genellikle hatırlayabilir ve tecrübelerini tekrar kullanabilir.

Makina öğrenmesinin ana amacı tecrübeden öğrenen ve uyarlanabilen bilgisayar sistemleri oluşturmaktır. Farklı performans işlevleri için farklı öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir [75]. Bu algoritmalar üç sınıfa ayrılabilir.

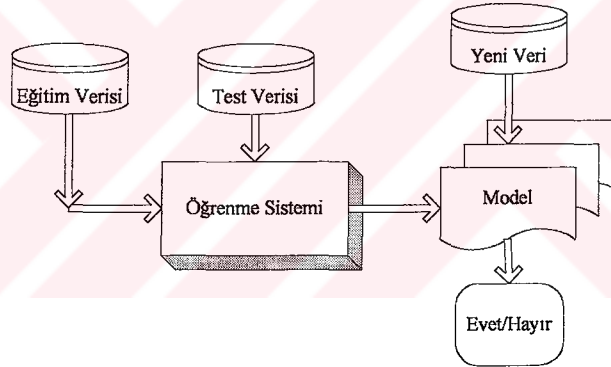
- Beyin Modelleme: Makina öğrenmesindeki ilk yaklaşımlardan biridir. Siberetik ve sinirsel biyoloji modellere dayanır. Bu yaklaşım başarılı olmamıştır, ancak geçmişte benzer yaklaşımlar tekrar popülerlik kazanmıştır.
- Öğrenme Algoritmaları: Öğrenme için farklı kişisel yöntemler kullanılmıştır. Bu algoritmaların çoğu aşağıdaki kategorilerden birinin içerisinde yer alır.
 - Tümdengelim ile öğrenme
 - Benzerlik ile öğrenme
 - Tümevarım ile öğrenme
- Uygulama Yönelimli Öğrenme Sistemleri: Makina öğrenmesinin ilgilendiği bazı pratik problemler aşağıdaki gibi verilebilir.
 - Uzman sistemler için bilgi toplama
 - Uyarlamalı ve kendinden geliştirmeli sistemler
 - Tahmin sistemleri
 - Örüntü tanıma sistemleri

Bunlardan başka ayrık karar verme işlemleri ve sürekli zamanda kestirim için eğitici öğrenme, ardıl karar verme için takviyeli öğrenme ve eğitici öğrenme son zamanlarda daha çok kullanılan yöntemlerdir. Makina öğrenme algoritmaları örnekler üzerinde iyi performans

sağlaması için aday sınıflandırıcı uzayını arar ve yeni sınıflar için daha iyi çalışmasını sağlar. Sınıflandırma problemleri için öğrenme algoritmaları karar ağaçları, kural öğrenme algoritmaları, kümeleme metotları ve Bayes ağlarını içerir [76]. Öğrenme etmenlerinin genel bir modeli ile sınıflandırma problemi için bir akış diyagramı şekil 2.42’te görülmektedir.



(a) Öğrenme etmenlerinin genel bir modeli



(b) Sınıflandırma örneği için akış diyagramı

Şekil 2.42. Makina öğrenmesi için örnekler

Makina öğrenmesi için temel bir örnek olarak el yazısı tanıma problemi verilebilir. Bu örnekte $\{a, b, c, \dots, z\}$ sınıfından bir elemanı 16×16 ikilik görüntüye eşleyen bir fonksiyon tasarlanmalıdır. Bu işlem veri tabanı kullanılarak yapılmak istendiğinde 2^{256} giriş gerektirecektir. Oysa öğrenme ile bu işlem n resim gerektirir ve $n \ll 2^{256}$ ’dır. Ayrıca öğrenme fonksiyonu bilinmeyen örnekler için genelleştirme sunacaktır. Başka bir örnek olarak gen analizi verilebilir. Bu işlemi yapacak bir fonksiyonun tasarımında hasta veya sağlıklı durum alınarak 2 sınıftan biri uzunluğu 30000 olan gen ifade örüntüsüne eşlenir. Önceki gibi veri tabanı kullanılması durumunda sonsuz sayıda giriş oluşacaktır. Öğrenme kullanıldığında ise yine n sayıda gen ifadesi yeterli olacaktır ki $n \ll \infty$ ’dur.

Bu avantajlarıyla makina öğrenmesi algoritmaları günümüzde özellikle örüntü tanıma, veri madenciliği, ses ve görüntü işleme, finans, haberleşme, kontrol ve oyunlar gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Ayrıca insanlar tarafından yapılamayan ve yüksek boyutlu ve belirsizlik içeren durumlarda da birçok avantaj sunar. Bunun dışında istatistik, olasılık teorisi, optimizasyon teorisi, bilgi teorisi gibi aracı işlemlerde de kullanılmaktadır [77].

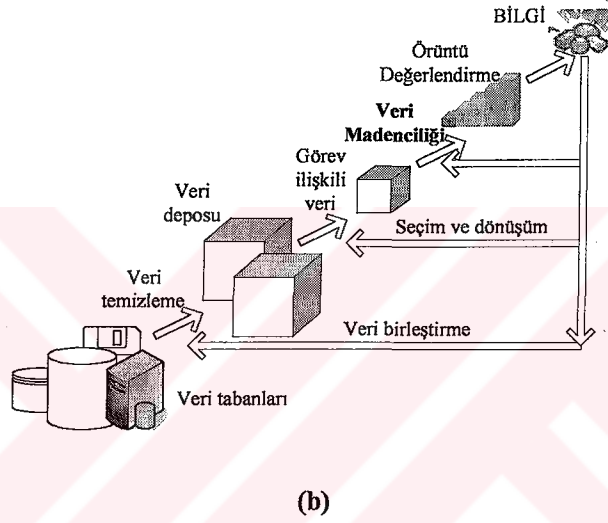
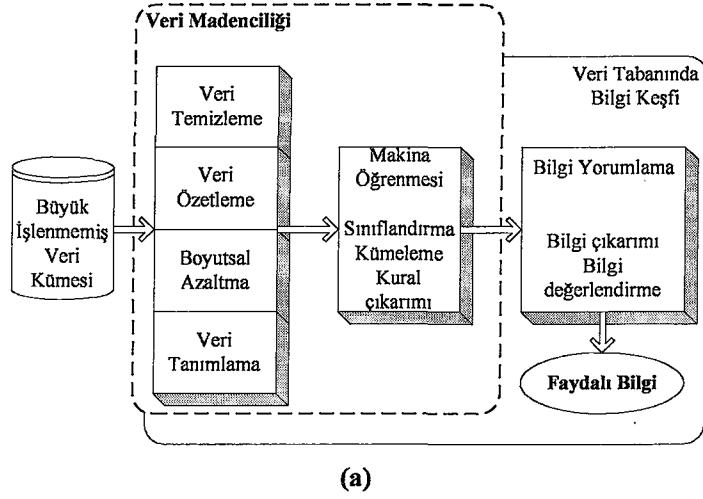
2.1.8. Veri Madenciliği

Bilgi çağı olarak adlandırılan bu zamanda güç ve başarı getiren bilginin bilgisayarlar ve uydu teknolojileri sayesinde çok büyük miktarlarda toplandığı bilinmektedir. Başlangıçta bilgisayarların kullanımı ile bilgi sayısal ortamlarda depolanmaya başlanmıştır. Ancak farklı yapılarda depolanan bu büyük bilgi yığınının yönetimi zorlaştı. Bu karışıklık veri tabanları ve veri tabanları yönetim sistemlerinin oluşturulması ile aşıldı. Veri tabanlı yönetim sistemleri bu büyük bilgi yığınının belirli bilgilere ulaşmak için oldukça verimliydi. Ancak günümüzde bilgiye erişim herhangi bir duruma karar verme için yeterli değildir. Daha iyi yönetim seçimleri için yeni ihtiyaçlar oluşmuştur. Bunlar verinin otomatik özetlenmesi, depolanan öz bilginin çıkarımı ve verideki örüntülerin keşfi gibi ihtiyaçlardır [78].

Birçok bilgi çeşidi toplanmıştır. Bunlar şöyle sıralanabilir.

- İş hareketleri
- Bilimsel veri
- Tıbbi ve kişisel veri
- Video ve resimler
- Uydu alıcıları
- Oyunlar
- Sayısal ortamlar
- Bilgisayar destekli tasarım ve yazılım mühendisliği verisi
- Görsel dünya
- Raporlar
- İnternet

Veri madenciliği dosyalarda, veri tabanlarında ve diğer ortamlarda depolanan çok büyük veri kümelerindeki saklı faydalı örüntüleri, eğilimleri ve ilişkileri analiz, çıkarım ve tanımlama algoritmasıdır. Daha genel olarak bilinen veri tabanlarında bilgi keşfinin bir bölümüdür. Şekil 2.43 veri madenciliği ve sonucunda bilgi keşfi için kullanılan bir modeli göstermektedir [78, 79].



Şekil 2.43. Veri madenciliği ve bilgi keşfi modeli

Şekil 2.43’den görüldüğü gibi tekrarlı bir süreç olan bilgi keşfi şu adımlardan oluşur.

- Veri temizleme
- Veri birleştirme
- Veri seçimi
- Deri dönüşümü
- Veri madenciliği
- Örüntü değerlendirme
- Bilgi gösterimi

Dosyalar, veri tabanları, veri depoları, işlem veri tabanları, çoklu ortam veri tabanları, zaman serisi veri tabanları ve internet gibi kaynakları kullanan veri madenciliği ile karakterizasyon, ayrımsama, ilişkili analiz, sınıflandırma, kestirme, kümeleme, değişim ve sapma analizi gibi problemleri amaçlar. Veri madenciliği sistemleri veri kaynağının tipine göre,

veri modeline göre, bilgi keşfine göre, madencilik tekniklerine göre sınıflandırılabilir. Böylece veri madenciliği hesapsal matematik, yüksek performanslı bilgisayarlar, makina öğrenmesi, veri tabanı, internet servisleri, uygulamalı istatistik ve akıllı sistemleri kullanan bir algoritmadır [80].

Veri madenciliği süreci sonunda elde edilen örüntüler kurallar biçiminde ifade edilir. Elde edilen kurallar iki değişkenin birliktelik derecesini gösterir veya veriyi önceden tanımlanmış sınıflara ayırır. Etkin bir veri madenciliği uygulayabilmek için farklı tipteki verileri ele alma, kullanılan algoritmanın etkinliği, sonuçların yararlılığının sağlanması, keşfedilen kuralların çeşitli biçimlerde gösterilmesi, farklı ortamlarda yer alan veri üzerinde işlem yapabilme, gizlilik ve veri güvenliğinin sağlanması gibi bazı özelliklere dikkat edilmelidir.

Veri madenciliğinin kullanıldığı bazı örnek problemler aşağıda verilmiştir [81].

- Geçen yıl 1000 YTL'den daha fazla para ödeyen müşterilerin genel bilgisi.
- Sıkça bilgisayar ürünleri satın alan 20-40 yaş arasındaki müşterilerin %90'ı ve nadiren böyle ürünle alan daha yaşlı müşterilerin %65'i gibi müşterilerin genel karşılaştırmalı bilgisi.
- Tablo 2.5'de verilen ve bir marketten alınmış ürünleri inceleyelim.

Tablo 2.5. İşlem veri tabanı

Müşteri	Ürünler
C1	Süt, yumurta, ekmek, cips
C2	Yumurta, patlamış mısır, cips, bira
C3	Yumurta, ekmek, cips
C4	Süt, yumurta, ekmek, patlamış mısır, cips, bira
C5	Süt, ekmek, bira
C6	Yumurta, ekmek, bira
C7	Süt, ekmek, cips
C8	Süt, yumurta, ekmek, et, cips
C9	Süt, yumurta, et, cips

Sıkça alınan ürünler: süt, yumurta ve cips birlikte sıkça alınmıştır.

Kural: Bir müşteri cips alıyorsa, o muhtemelen süt ve yumurta da alır. Bu kural $\{cips\} \Rightarrow \{süt, yumurta\}$ olarak yazılabilir.

- $Yaş(A, "20...29") \wedge Gelir(X, "20K...29K") \Rightarrow Satın\ alır(X, "CD\ sürücü")$
[destek=%2, güven=%60].
- Bir şehirdeki müşterilerin yerlerine dayanılarak müşterilerin homojen alt nüfusu tanımlama.

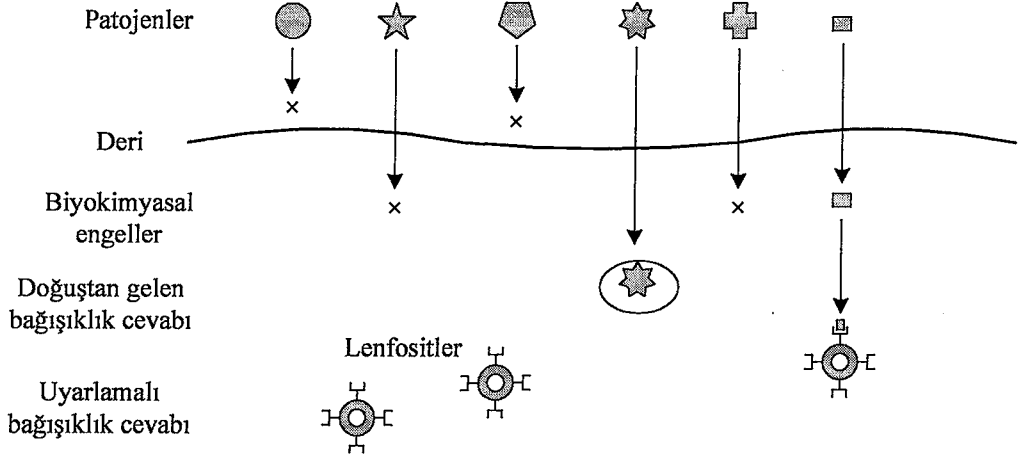
- Verilen bir hesap numarası için çok büyük miktarlardaki alımları tespit ederek kredi kartlarının sahte kullanımını ortaya çıkarmak.
- Stok fiyatlarındaki gelecek eğilimi tahmin etmek için şirketlerin stoklarının belirli veya tam kısmında fiyat değişim düzenini tanımlamak.

2.1.9. Yapay Bağışık Sistemler

Bilindiği gibi insan vücudunu hastalıklara, yabancı ve zararlı maddelere karşı koruyan bir bağışıklık sistemi vardır. Doğal bağışıklık sistemi farklı fonksiyonel bileşenlere sahip olan çok karmaşık bir sistemdir. Bu sistemin temel amacı vücut içerisindeki bütün hücre veya molekülleri tanımak ve bu hücreleri bilinen ve bilinmeyen olarak ayırmaktır. Bilinmeyen hücreler savunma mekanizmasının uygun tipini uyarmak için tekrar sınıflandırılır. Bağışıklık sistemi vücudun kendi hücre veya molekülleri ile yabancı antijenler arasında ayırım yapmak için değişimi öğrenir. Vücut çok büyük oranda bağışıklık hücrelerine sahiptir ve lenfositler belirleme, çeşitleme, hafıza ve uyarlanabilirlik gibi özelliklere sahip olan bağışıklık hücrelerinin bir tipidir. Fagositik hücreler olarak adlandırılan diğer hücreler antijenleri yok etmek için çalışan bağışıklık hücreleridir. Bağışıklık sisteminin ana özellikleri şöyle verilebilir [82].

- Tanıma
- Özellik çıkarma
- Çeşitleme
- Öğrenme
- Hafıza
- Dağıtık tespit
- Öz ayarlama
- Dinamik koruma
- Olasılıksal tespit

Çoklu katmana sahip olan doğal bağışıklık sisteminin yapısı şekil 2.44'de görülmektedir [83].



Şekil 2.44. Bağışıklık sisteminin yapısı

Bağışıklık sistemindeki etkileşimleri daha iyi anlayabilmek amacıyla yapılan çalışmalar sonucunda yapay bağışık ağlar ortaya çıkmış ve insan vücudundaki doğal bağışıklık sisteminin çalışma prensiplerini temel almıştır. Örüntü tanıma, teklik, çeşitlilik, özerklik, çok katmanlılık, dağıtıklık, gürültü toleransı, hata toleransı, sağlamlılık, bağışık öğrenme ve hafıza gibi bazı özellikleri ve bu özelliklerin kolayca algoritmaya dönüştürülebilmesi kolaylığını taşıyan yapay bağışık sistemler günümüzde yeni kullanım alanları bulup hızla gelişen bir çalışma alanı oluşturmaktadır. Yapay bağışık sistemler negatif seçim, pozitif seçim, klonal seçim ve bağışık ağlar olmak üzere 4 ana alana ayrılabilir [83, 84]. Buna göre yapay bağışıklık sisteminin model, özellik ve uygulamaları tablo 2.6’da özetle görülmektedir.

Tablo 2.6. Yapay bağışık sistemler için modeller, özellikler ve uygulamalar

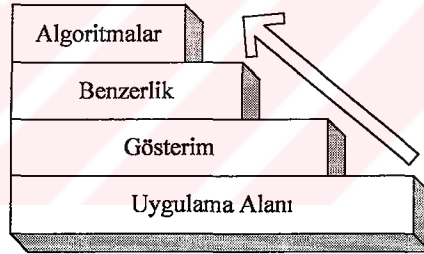
Modeller	Özellikler	Uygulamalar
Negatif seçim	Öğrenme	Güvenlik
Pozitif seçim	İlişkili hafıza	Sınıflandırma/Kümeleme
Tehlike modeli	Öz çekinirlik	Optimizasyon
Öz iddia	Özerklik	Modelleme

Yapay bağışık sisteminin gerçekleştirilmesi genetik algoritmalar oldukça benzerdir. Tablo 2.7’de genetik algoritmalar ve yapay bağışıklık sistemleri için kullanılabilecek temel birer algoritma verilmiştir. Burada görüldüğü gibi yapay bağışık sistemlerin özelliği olarak mevcut antijen tanımları ile hafıza hücrelerinden başka genetik algoritmalarla göre farklı bir gerçekleştirme adımı yoktur. Sadece çaprazlama yapay bağışık sistemlerin algoritmasında kullanılmamaktadır.

Tablo 2.7. Yapay bağışık sistemler için temel bir algoritma

Genetik Algoritmalar	Yapay Bağışık Sistemler
Başlangıç popülasyonu	Antikorların başlangıç popülasyonu
WHILE ()	WHILE ()
	Mevcut antijen
Uygunluğun hesaplanması	Antijenle eşleşen uygunluğun hesaplanması
Seçim	Seçim
Çoğalma	Klonal açılım ile çoğalma.
Çaprazlama ve mutasyon	Mutasyon
Değiştirme	Değişken popülasyonda değişiklik
	Hafıza hücreleri
END WHILE	END WHILE

Yapay bağışık sistemler için bir tasarım çatısı şekil 2.45’de görülmektedir. Buna göre uygulama alanı belirlendikten sonra ona uygun gösterim ve benzerlik kurularak algoritma gerçekleştirilmektedir.

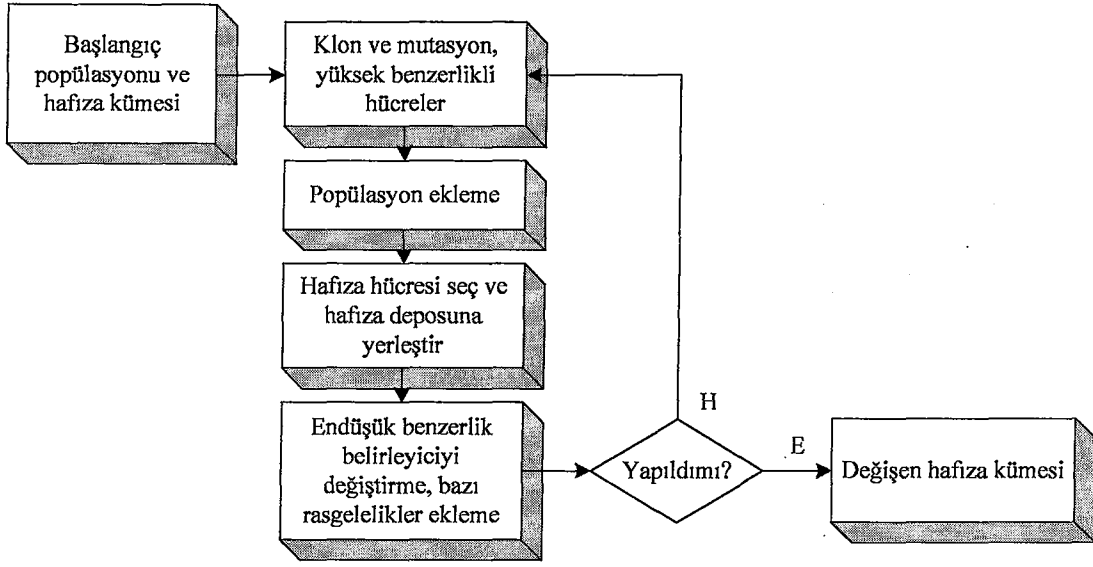


Şekil 2.45. Yapay bağışık sistemler için tasarım çatısı

Şekil 2.45’de gösterilen tasarım aşamalarında kullanılan teknikler tablo 2.8 ile verilmiştir. Uygulamaya göre farklı teknikler seçilebilir. Gerçekleştirme algoritmalarından klonal seçim için bir akış diyagramı şekil 2.46’de görülmektedir.

Tablo 2.8. Yapay bağışık sistemler için tasarım araçları

Gösterim	Benzerlik	Algoritmalar
Vektörler	Öklid	Bone Marrow modelleri
Gerçek değerli biçim uzayı	Hamming	Negatif seçim
Tamsayı biçim uzayı	Manhattan	Klonal seçim
Hamming biçim uzayı		Fiziksel yüksek mutasyon
Sembolik biçim uzayı		Bağışık ağlar



Şekil 2.46. Klonal seçim algoritması için akış diyagramı

2.1.10. Kaba Kümeler

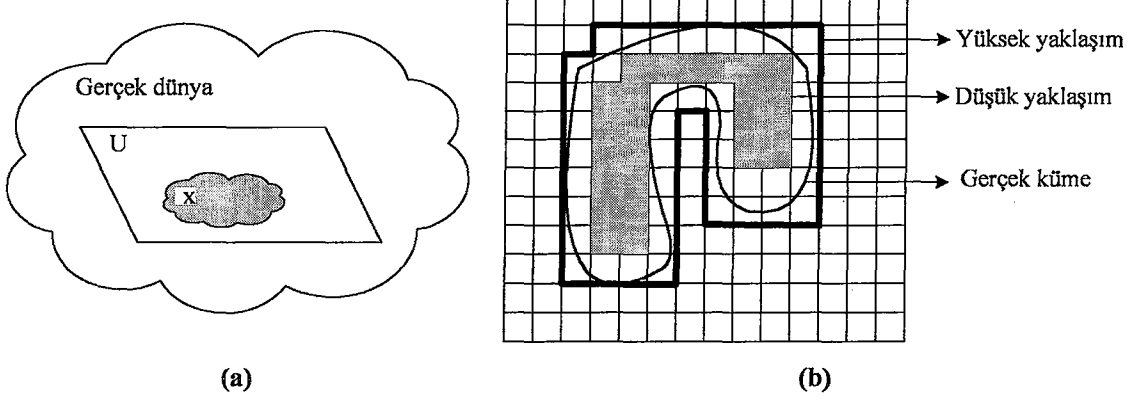
Kaba küme teorisi veri analizi ve sınıflandırma için bir araç olarak Pawlak tarafından 1982’de önerilmiştir [85]. Sınıflandırma, kural birleşimi, özellik seçimi ve çıkarımı gibi değişik alanlarda başarılı olarak uygulanmıştır [86-90].

U evreninin boş olmayan bir kümesini göz önüne alalım. Bu x kümesi U evreninin alt kümesi olarak gösterilebilir. Kaba küme teorisinin temel fikri küme yaklaşımı kavramıdır. U evrenindeki herhangi bir küme onun düşük ve yüksek yaklaşması ile ifade edilebilir. Bu düşük ve yüksek yaklaşım ifadeleri denklem (2.14) ile verilebilir [86].

$$\begin{aligned} L_R(X) &= \{x \in U : [x]_R \subseteq X\} \\ U_R(X) &= \{x \in U : [x]_R \cap X \neq \emptyset\} \end{aligned} \quad (2.14)$$

Bu yaklaşımlar kaba üyelik fonksiyonu olarak ta tanımlanabilir. Bir $X \subseteq U$ kümesinin $\mu_X : U \rightarrow [0,1]$ kaba üyelik fonksiyonu şu şekilde tanımlanır.

$$\begin{aligned} L_\mu(X) &= \{x \in U : \mu(x, X) = 1\} \\ U_\mu(X) &= \{x \in U : \mu(x, X) > 0\} \end{aligned} \quad (2.15)$$



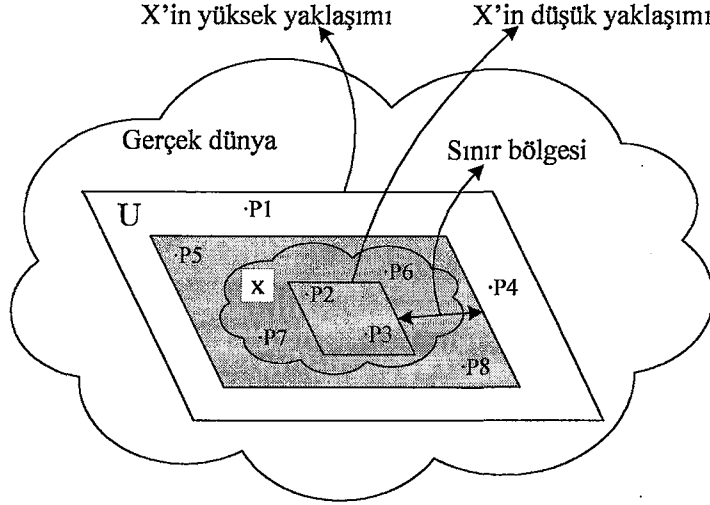
Şekil 2.47. Kaba küme kavramı

$U=\{p1, p2, p3, p4, p5, p6, p7, p8\}$ olarak hastalardan oluşan bir evren ve tablo 2.9'daki gibi bir karar tablosu düşünelim. Görüldüğü gibi hastalar belirtiler ile tanımlanmıştır. Eğer hasta grip ise X kümesi $\{p2, p3, p6, p7\}$ şeklinde oluşacaktır. Düşük ve yüksek yaklaşım ise denklem 2.16'da verildiği gibi belirlenir. Bu örnek için kaba küme ilişkisi şekil 2'de görülmektedir.

$$\begin{aligned} L_R(X) &= \{p2, p3\} \\ U_R(X) &= \{p2, p3, p5, p6, p7, p8\} \end{aligned} \quad (2.16)$$

Tablo 2.9. Örnek bir bilgi sistemi

Hasta	Özellikler			Karar (Grip)
	Baş ağrısı	Kas ağrısı	Vücut ısı	
P1	E	E	Normal	H
P2	E	E	Yüksek	E
P3	E	E	Çok yüksek	E
P4	H	E	Normal	H
P5	H	H	Yüksek	H
P6	H	E	Çok yüksek	E
P7	H	H	Yüksek	E
P8	H	E	Çok yüksek	H



Şekil 2.48. Düşük, yüksek yaklaşım ve sınır bölgesinin gösterimi için bir örnek küme

Kaba kümelerin temel avantajları aşağıdaki gibi özetlenebilir.

- Büyük ve çok farklı verilerin işlenebilmesi,
- Birbirine bağlı değişkenlerden oluşan ve birden fazla çözüme sahip problemlerdeki etkinlik,
- Doğrusal ve sürekli olmayan fonksiyonları modelleme yeteneği,
- Rasgele sistemleri tanımlayabilme,
- Kolay gösterim,
- Eksik veriyle çalışabilme,
- Basit gerçekleştirilebilme.

Bu özellikleriyle kaba kümelerin kullanıldığı temel alanlar aşağıdaki gibi verilebilir.

- Mühendislik problemleri
- Kontrol
- Haberleşme
- Tasarım ve modelleme
- Analiz
- Finans, hukuk, tıp
- Pazarlama ve kredi modelleri

2.2. Karma Sistemler

Yukarıda kısaca bahsedilen yumuşak hesaplamanın bileşenleri teorik ve deneysel olarak birçok alanda çok başarılı bir şekilde kullanılmaktadır. Bu bileşenlerin temel olarak avantaj ve dezavantajlarını içeren bir karşılaştırma tablo 2.10'da görülmektedir. Bu karşılaştırmadan görülecek bir nokta yumuşak hesaplama bileşenlerinin birbirlerinin dezavantajlarını yok edecek şekilde kullanılabilecekleridir. Bu bileşenlerin birleştirilerek kullanılması yumuşak hesaplamanın gücünü artıracak aşıkardır.

Tablo 2.10. Yumuşak hesaplama bileşenlerinin karşılaştırılması

	Avantaj	Dezavantaj
Bulanık Hesaplama	Yorumlanabilirlik, şeffaflık, akla yatkınlık, modelleme	Bilgi toplama, öğrenme
Sinirsel Hesaplama	Öğrenme, uyarlanabilirlik, hata toleransı, eğri uydurma, genelleştirme ve yaklaşım	Yorumlanabilirlik
Evrimsel Hesaplama	Hesapsal verim, global optimizasyon	Kodlama, parametre bağımlılığı, yerel minimum, erken yakınsama
Olasılıksal Hesaplama	Özenli çatı, daha iyi anlaşılabilirlik	Teori sınırlamaları, eksik bilgi, hesapsal karmaşıklık
Kaotik Hesaplama	Doğrusal olmayan sistem benzetimi, gözlenen veride kaos keşfi, kestirilebilirlik	Hesapsal karmaşıklık, kaos belirleme karmaşıklığı
Destek Vektör Makinalar	Öğrenme, yüksek boyutluluk, hesapsal verimlilik, genelleme	Lineer algoritma bağımlılığı, parametre ve fonksiyon seçimi
Makina Öğrenmesi	Uyarlanabilirlik ve öğrenme	Sistem değişkenleri arasındaki ilişki ihtiyacı
Veri Madenciliği	Faydalı bilgi çıkarımı, veri analizi, genelleme	Hesapsal karmaşıklık, parametre bağımlılığı, öznellik
Yapay Bağışık Sistemler	Uyarlanabilirlik, hafıza, seçicilik, özerklik, çok katmanlılık, dinamiklik	Erken yakınsama, parametre bağımlılığı, yerel çözüm problemi

Böyle bir birleşimin iki önemli özelliğinden birisi olasılık ve bulanıklık arasındaki farkın anlaşılabilirliği, diğeri ise bir uygulamada aynı anda farklı teknikleri kullanmaktır. Yumuşak hesaplamaların bileşenlerinin en bilinen temel kombinasyonlarından bazıları şöyledir.

- Sinirsel-Bulanık
- Bulanık-Genetik
- Sinirsel Genetik
- Bulanık-Sinirsel-Genetik
- Bulanık-Olasılıksal

Bununla birlikte kombinasyonlar bunlarla sınırlı değildir. Yumuşak hesaplama tekniklerinin her biri diğeriyle birlikte kullanılarak daha verimli kullanılabilme esnekliğine sahiptir.

2.2.1. Sinirsel-Bulanık Sistemler

Daha önce geniş olarak bahsedilen bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının bazı özellikleri tablo 2.11 ile özetlenmiştir [8].

Tablo 2.11. Bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının bazı avantaj ve dezavantajları

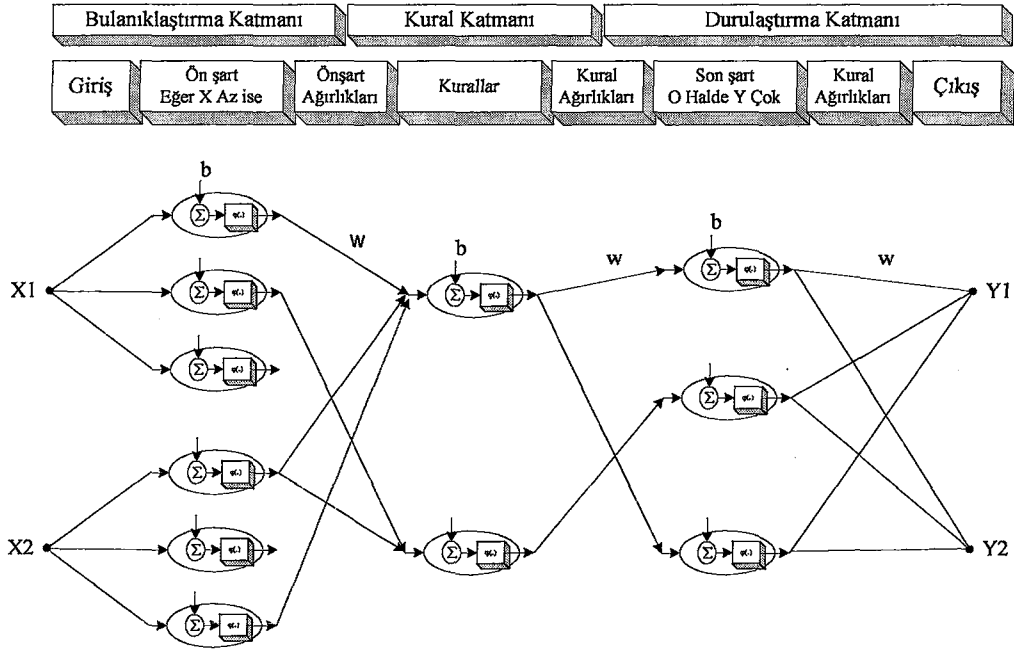
Bulanık Mantık	Yapay Sinir Ağları
Algoritmalar içerisine insan bilgisinin gömülmesi için verimli bir araçtır.	İnsanın öğrenme yeteneğini modelleyen bir araçtır.
 Veri gerektirmez, Eğer-o zaman kuralları kullanılır, sistem hakkında mümkün olduğu kadar tecrübeye dayanır, bu özelliğiyle bir beyaz kutu modellemedir.	 Sistem hakkında bilgi ihtiyacı yoktur ancak sisteme ait ölçüm, inceleme veya kayıtlar gibi verilere ihtiyaç duyar, bu yapısı ile bir siyah kutu modellemedir.
Karmaşık kontrol problemlerinde çok yararlıdır.	Paralel yapısı donanımsal olarak kolayca gerçekleştirilebilir.
Problemin insan uzmanlar tarafından çözümü olmalıdır.	Birçok gerçek zamanlı uygulamada uzun eğitim ve öğrenme zamanına ihtiyaç duyar.
Giriş ve çıkış sayılarının artması kuralların sayısı ile exponansiyel orantılıdır.	Çok sayıda sinir hücresi ve ağırlık değeri kullanmayı gerektirir.

Tablo 2.11’de görüldüğü gibi bulanık mantık sistemler öğrenme yeteneğine sahip olmazken yapay sinir ağları ise insan tecrübesini kurallara yansıtan bir yapıya sahip değildir. Bu eksiklikleriyle kara kutu çözüm olan sinir ağları ile beyaz kutu çözüm olan bulanık mantığın gri kutu çözüm elde edecek bir bulanık sinirsel ağlar olarak birleştirilmesi şüphesiz ki daha iyi performans sağlayacaktır. Bu birleşimin sinir ağlarındaki öğrenme oranını kontrol etmek ve yerel minimum problemini aşmak için bulanık mantık kullanılması veya bulanık denetleyicileri ayarlamak için yapay sinir ağlarının kullanılması olarak farklı birleşimleri birçok uygulamada kullanılmaktadır.

Bulanık sistemlerin endüstriyel süreçler, robotlar, servo motorlar, karmaşık karar verme sistemleri, tanıma sistemleri ve daha birçok yerde başarıyla uygulandığı vurgulanmıştı. Ancak uzman deneyimiyle birlikte bulanık sistemlerin birçok parametresi de tanımlanmalıdır. Bu parametreler deneme yanılma veya sezgisel algoritmalarla ayarlanabileceği gibi araştırmacılar daha güçlü algoritmalar üretmek için farklı yöntemler geliştirmişlerdir. Bu yöntemlerden en etkili olanlardan birisi geriye yayılım, takviyeli veya bunların kombinasyonlarından oluşan eğitim algoritmaları ile öğrenme kabiliyetine sahip sinir ağlarının, bulanık sistemlerin üyelik fonksiyonları ve kural tabanı gibi parametrelerini ayarlamakta kullanılmaktadır [1, 2, 17, 91]. Bu anlamda bulanık mantık sistemleri ile yapay sinir ağlarının birlikte kullanımı iki başlık altında incelenebilir.

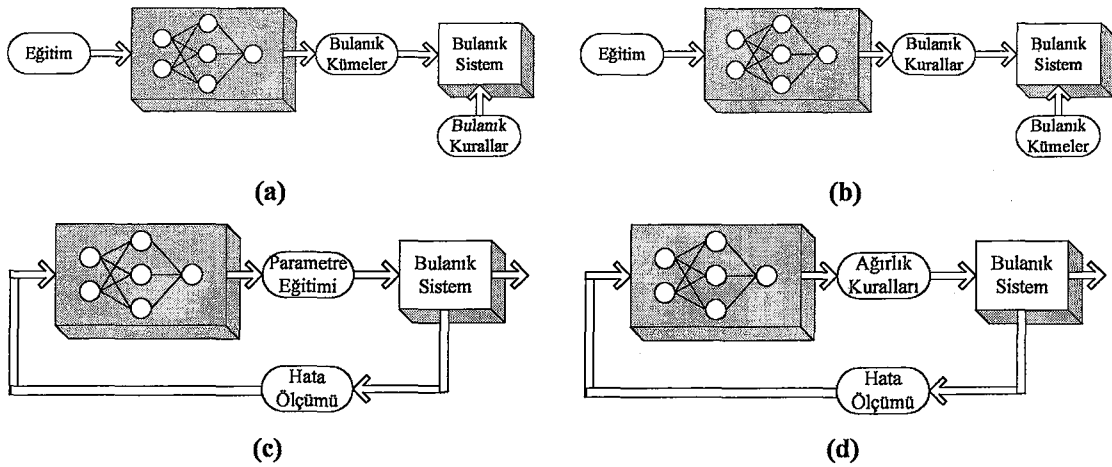
Bulanık Sinirsel Ağlar: Bulanık mantık ile sinir ağlarının bu kombinasyonu için işaret ve/veya ağırlıklar bulanık küme olmalıdır. Bulanık sinirsel ağların genel anlamda üç tipi vardır. Bunlardan birincisi keskin sinyallere ancak bulanık ağırlıklara sahiptir. Bulanık sinirsel ağların ikinci tipi bulanık sinyal ve gerçek rakamlı ağırlıkları kullanır. Üçüncü tipi ise hem sinyaller hem ağırlıklar bulanıktır.

Sinirsel Bulanık Sistemler: Sinirsel bulanık sistemlerin esasını çok katmanlı sinir ağları oluşturmaktadır. Bunlar bulanık kural ve üyelik fonksiyonlarını üreten bir sistem olarak görülebilir. Bunun için sistemin davranışını tanımlayan giriş-çıkış verileri kullanılır. Bu veriler deneysel olarak veya başka bir yöntemle elde edilebilir. Böylece oluşturulan sistemler değişik uygulamalarla denetim, tanıma, işaret işleme gibi birçok alanda kullanılır.



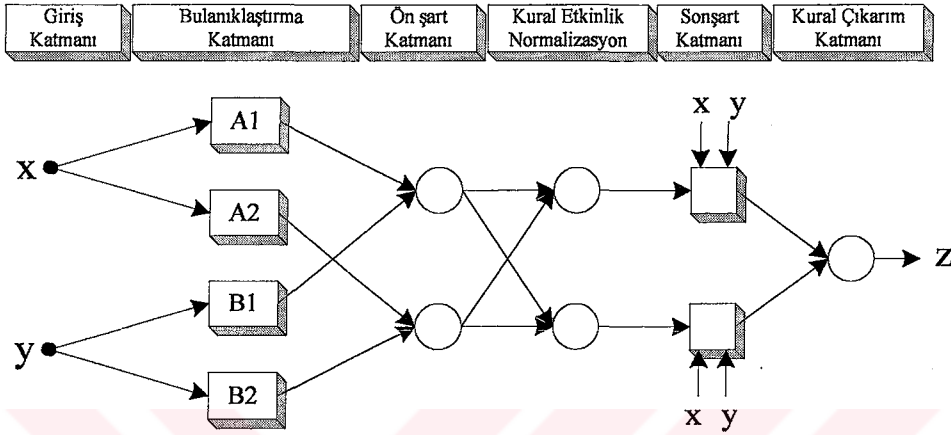
Şekil 2.49. Mamdani sinirsel-bulanık sistem yapısı

Bulanık sistemlerde öğrenme veya sinir ağlarında bilgi çıkarımı sağlamak için bulanık sistemler ile sinir ağları birleştirilerek sinirsel bulanık sistem algoritmaları geliştirilmiştir. Şekil 2.49 Mamdani tipi sinirsel bulanık sistem yapısını göstermektedir [2]. Görüldüğü gibi bulanık sistemin bulanıklaştırma, kural tabanı ve durulaştırma aşamaları sinir hücrelerinden oluşan katmanlar ve bunları birbirine bağlayan ağırlıklar ile sağlanmıştır. Böylece bulanık sisteme sinir ağlarının öğrenme yeteneği de eklenmiştir. Sinirsel bulanık sistemler için farklı yapılar şekil 2.50’de görülmektedir [17].



Şekil 2.50. Farklı sinirsel-bulanık sistem yapıları

Şekil 2.51 Sugeno tipi sinirsel bulanık denetim algoritmasının yapısını göstermektedir [2]. Şekilden görüldüğü gibi bu tip gerçekleştirme Mamdani tipine çok benzese de giriş değerlerinin çıkarımdan önce kullanılması gibi küçük farklılıklara sahiptir. Sinirsel bulanık sistemlerin bu tipi genel olarak uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System-ANFIS) olarak bilinmektedir.

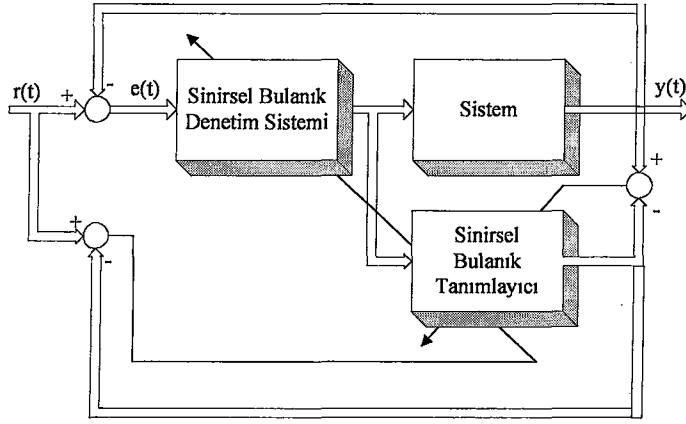


Şekil 2.51. Sugeno sinirsel-bulanık sistem yapısı

Bulanık mantık ve yapay sinir ağlarına göre sinirsel bulanık sistemlerin temel karakteristikleri şunlardır.

- Sinirsel bulanık sistem algoritmaları bir sistemin giriş-çıkış verisinden bulanık kurallar için ön şart ve son şartları aynı zamanda elde etmek için otomatik bir prosedür geliştirir.
- Yapay sinir ağlarına göre daha az parametre gerektirir.
- Kısa bir eğitim zamanına sahiptir.
- Topoloji seçimi ile uzman bilgisini birleştiren bir yapıdır.
- Kolay anlaşılabilir bir sistem modeli belirler.

Şekil 2.52 sinirsel bulanık denetim ve tanımlayıcı kullanan örnek bir geri beslemeli denetim sisteminin yapısını göstermektedir. $r(t)$ giriş, $y(t)$ çıkış ve $e(t)$ hata sinyalidir. Burada ilk olarak sinir ağı sistem karakteristiklerini öğrenir. Daha sonra sinir ağı önceki giriş-çıkış verisi kullanılarak gerçek zamanlı öğrenme ile sinirsel bulanık denetim sistemini eğitmek için uygun kritik değer üretici olarak kullanılır. Denetim sisteminin eğitim algoritması denetim hatasının daha önce tanımlanan aralıkta olması ve geri beslemeli sistemin kararlılık koşulunun sağlanması olmak üzere iki kriteri sağlamak zorundadır.



Şekil 2.52. Sinirsel bulanık denetim ve tanımlayıcı kullanan bir sistemin blok diyagramı

2.2.2. Bulanık-Genetik Sistemler

Tablo 2.12 bulanık mantık sistemler ve genetik algoritmaların bazı avantaj ve dezavantajlarını göstermektedir [17].

Tablo 2.12. Bulanık mantık ve genetik algoritmaların bazı avantaj ve dezavantajları

	Bulanık Mantık	Genetik Algoritmalar
Bilgi	Açık	Yok
Öğrenme	Yok	Öğrenme yetenekli
Optimizasyon	Yok	Güçlü
Hız	Hızlı	Hızlı
Nonlineerlik	Doğrusal değil	Doğrusal değil

Amaç fonksiyonun herhangi bir bilgisini veya türevini değil sadece amaç fonksiyonunu kullanması, potansiyel sonuçların bir popülasyonunu içeren paralel çok noktalı arama stratejisine sahip olması, kesinlik yerine olasılık geçişli kurallarla ilgilenmesi ve bilgisayarla çok basit olarak gerçekleştirilmesi temel avantajları olan genetik algoritmalar ve bulanık mantık sistemlerinin birleştirilmesi yapay sinir ağlarındaki gibi iki şekilde olabilmektedir. Bunlar bulanık mantık tarafından kontrol edilen genetik algoritmalar ve genetik algoritmalar tarafından ayarlanan bulanık mantık sistemlerdir. Tipik olarak genetik algoritmalar bir çözüm uzayında global arama gösteren bir araştırma aşaması ile keşfedilen özel bölgede yerel arama yapan bir aşamaya sahiptir. Bulanık mantık bu iki aşama arasındaki geçiş sırasında popülasyon boyutu ve seçim kriteri gibi etkenleri yönetmek için kullanılabilir. Özellikle genetik algoritmaların verimliliğini ve yakınsama hızını geliştirmek için bulanık mantığın kullanılmasına yönelik birçok algoritma önerilmiştir [68, 92, 93]. Bu geliştirmeler ayarlama parametreleri, genetik

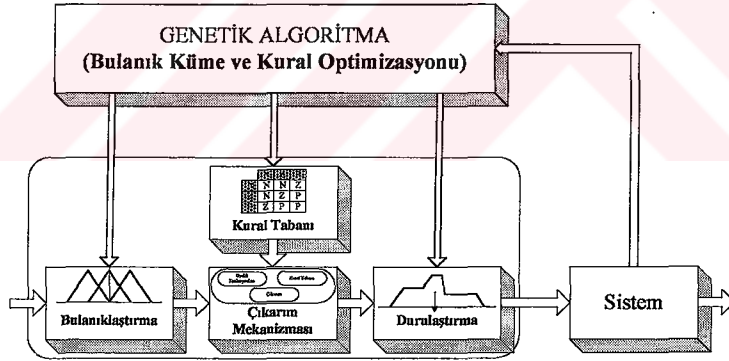
operatörlerin seçimi ve davranışı ile uygunluk fonksiyonunun ayarlanmasında yapılabilir. Dolayısıyla bulanık sistemleri kullanan genetik algoritmalarla şu avantajlar elde edilir.

- Bulanık sistemlerle genetik algoritmaların parametrelerinin kontrolü
- Bulanık sistemlerle uygunluk fonksiyonunun hesaplanması

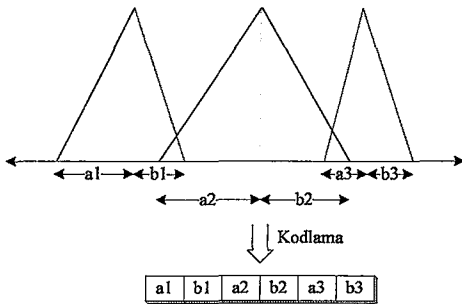
Genetik algoritmalar ise bulanık mantık sistemde kural tabanı, üyelik fonksiyonlarının taban değerleri ve bulanık mantık sistemin ölçekleme faktörlerinin ayarlanması olarak bulanık mantık sistemin tasarımında kullanılabilir. Bu tür problemlerde bulanık mantık sistemler ile genetik algoritmaların birleştirilmesinin iki temel amacı vardır.

- Bulanık sistemlerin tasarım işlemini geliştirmek
- Bulanık sistemlerin performansını geliştirmek

Şekil 2.53(a) bulanık denetim sisteminde genetik algoritma kullanılarak üyelik fonksiyonlarının taban değerlerinin ayarlanması ve kural tabanının oluşturulması ve optimizasyonu için verilen bir blok diyagramını göstermektedir. Genetik algoritma ile optimizasyon işleminin yapılabilmesi için gerekli olan kodlamalar ise şekil 2.53(b-c)'de verilmiştir. Görüldüğü gibi bulanık mantık sistemin üyelik fonksiyonlarının taban değerleri ve kural tabanı belirli şekilde kodlanarak istenen kriterlere göre bunların en optimum şekli bulunabilmektedir.



(a) Genetik bulanık denetim sistemi



(b)

Giriş 1			Giriş 2			Çıkış				
N	S	P	N	S	P	NB	NK	S	PK	PB
1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0
0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0
0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0
0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0
0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0
0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0
0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1

(c)

Şekil 2.53. Bulanık sistemler için üyelik fonksiyonları ve kural tabanının kodlanması

2.2.3. Sinirsel-Genetik Sistemler

Yapay sinir ağlarının öğrenme kabiliyetlerini geliştirmek amacıyla genetik algoritmaların kullanımı 1980'lerin ortalarında geriye yayılım algoritmasının ilk zamanlarından beri önerilmiştir [17]. Bu birleşim yapay sinir ağları için çok güçlü yapılar ve öğrenme algoritmalarının geliştirilmesini sağlamış ve bu alanda birçok çalışma yapılmıştır [94-96]. Yapay sinir ağları ve genetik algoritmaların birlikte kullanılması ile elde edilebilecek geliştirmeler aşağıda verildiği gibidir.

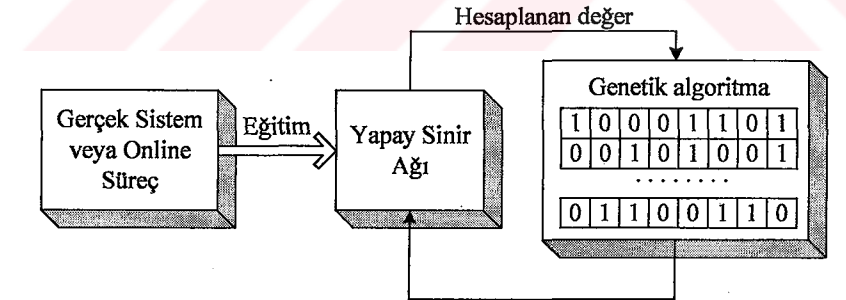
Yapay sinir ağlarını kullanan genetik algoritmalar,

- Yapay sinir ağları ile kromozomların hesaplanması
- Uygunluk fonksiyonunun bulunması

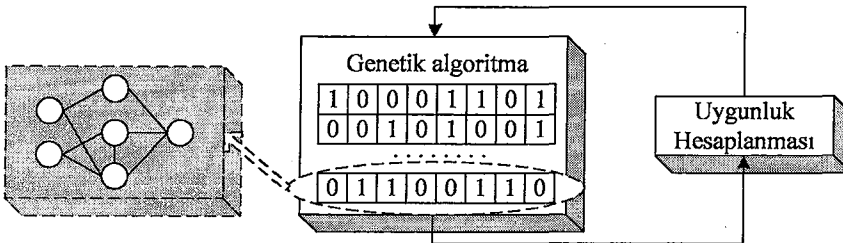
Genetik algoritmaları kullanan sinir ağları,

- Yapay sinir ağlarının otomatik konfigürasyonu (katmanların sayısı, her katmandaki sinir hücrelerinin sayısı, sinir hücreleri arasındaki bağlantılar, diğer yapısal parametreler)
- Yapay sinir ağları için alternatif bir öğrenme yöntemi

Şekil 2.54 yapay sinir ağlarını kullanan genetik algoritmalar ve genetik algoritmalar kullanan yapay sinir ağları için örnek yapıları göstermektedir.



(a) Yapay sinir ağları kullanan genetik algoritmalar

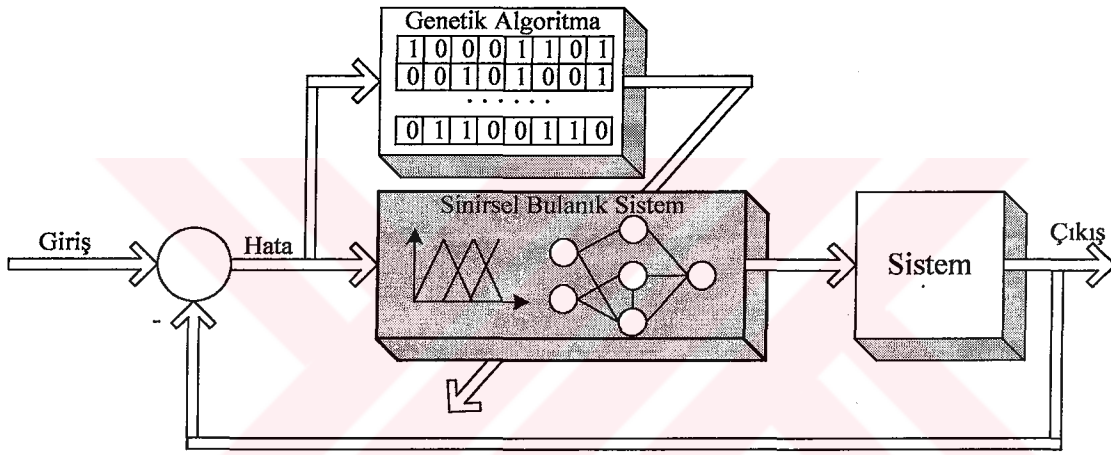


(b) Genetik algoritmaları kullanan yapay sinir ağları

Şekil 2.54. Sinirsel-genetik sistem yapıları

2.2.4. Sinirsel-Bulanık-Genetik Sistemler

Birçok gerçek dünya problemlerinin çözümünde kullanılan sinirsel-bulanık sistemler için daha etkin öğrenme algoritmalarının geliştirilmesi için genetik algoritmalar kullanılarak sinirsel-bulanık-genetik sistemler oluşturulmaktadır. Şekil 2.55’de görüldüğü gibi bilinmeyen dinamik bir sistemi kontrol etmek için bulanık mantık, yapay sinir ağları ve genetik algoritma birlikte kullanılarak uyarlamalı bir yapı elde edilmiştir. Burada genetik algoritma sinirsel-bulanık sistemde ağırlık ve sinir hücreleri parametrelerinin optimum değerlerini ayarlayarak uyarlamalı bir kontrol sistemi oluşturmaktadır [1].



Şekil 2.55. Sinirsel-Bulanık-Genetik uyarlamalı kontrol sistemi

2.2.5. Olasılıksal-Bulanık Sistemler

Kompleks problemleri çözmek için bulanık mantık ve olasılık teorisini kullanmanın önemi açıktır çünkü birçok problem belirsizlik, rasgelelik ve bulanıklığın her iki tipini de barındırır ve dolayısıyla bu iki tekniğin birlikte kullanımı ihtiyacını doğurur. Örneğin bir hava tahmininde, olasılık tekniklerine “büyük ihtimalle yarın hava yağmurlu olacak” gibi gelecek havanın durumunu kestirmek için ihtiyaç duyulur. Bununla birlikte bulanık teknikler de sadece yağmurlu olduğunu değil aynı zamanda olasılık kavramının “büyük ihtimalle” gibi derecesini belirtmek için kullanılabilir [10].

2.2.6. Diğer

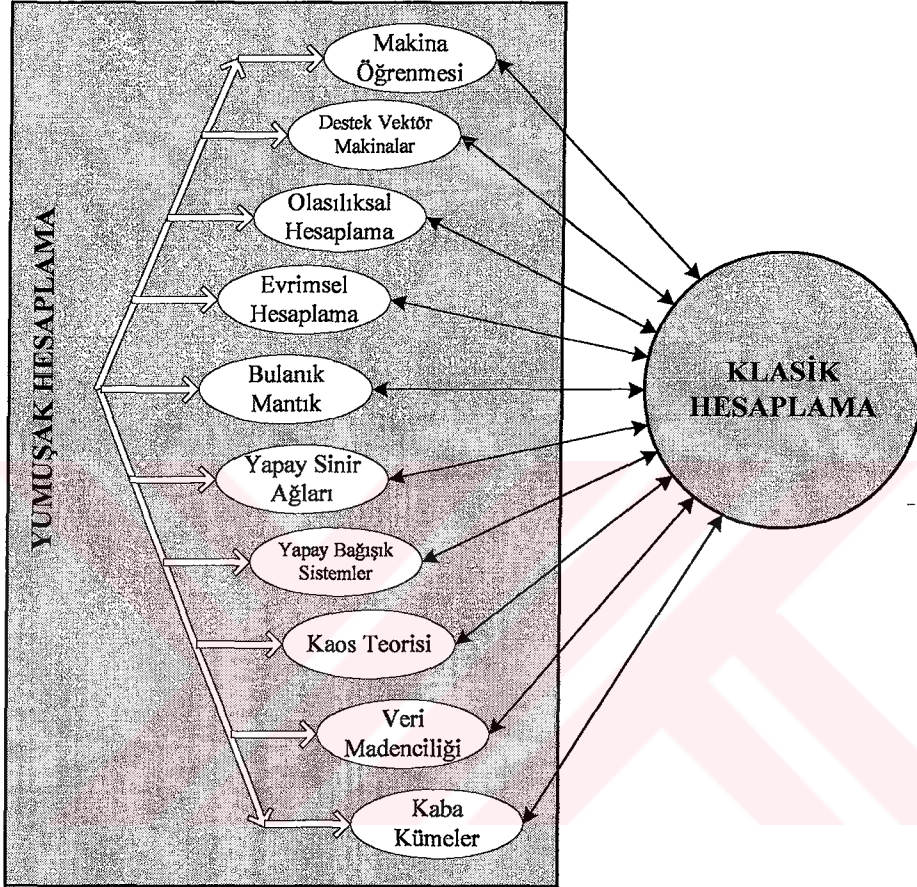
Yumuşak hesaplama bileşenlerinin tamamı birbirleriyle birlikte kullanılabilme esnekliğine sahiptir. Dolayısıyla karma sistemler sadece yukarıda verilenlerle sınırlı değildir. Literatürde her bir bileşenin farklı alanlarda birlikte kullanıldığı çalışmalar vardır [1, 17, 97-100]. Kaotik sistemlerin kontrolünde bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının kullanımı, makina öğrenmesinde bulanık mantık, sinir ağları veya genetik algoritma kullanımı, destek vektör makinalar için bulanık mantığın kullanımı, veri madenciliği için yine bulanık mantık veya sinir ağlarının kullanımı gibi birçok karma sistem gerçekleştirilebilir. Böylece bir bileşenin dezavantajı diğerinin sağladığı avantajla ortadan kaldırılabilir.

2.3. Yumuşak Hesaplama ve Klasik Hesaplamanın Birleştirilmesi

Geçen onlarca yıl boyunca birçok gerçek dünya problemde çok geniş bir alanda geleneksel hesaplama yöntemlerinin gerçekleştirildiğini ve başarılı olarak uygulandığını biliyoruz. Geleneksel hesaplama yaklaşımları fiziksel modellerden türetilen analitik metotlara dayanmaktadır ve günümüzde hala geniş olarak kullanılmaktadır. Bununla birlikte zamanla değişen, doğrusal olmayan çok değişkenli çok döngülü endüstriyel sistemler gibi modern karmaşık sistemlerde geleneksel hesaplama yöntemlerinin kullanılması oldukça zor hale gelmiştir. Modern endüstrinin gelişen ihtiyaçlarındaki bu zorluklar için yapay zeka ilişkili yöntemlerin kullanımı oldukça popüler hale gelmiştir. Böylece yapay zekadaki geleneksel uzman sistemler ile benzerlik gösteren yumuşak hesaplama teknikleri, insan beyni zekasını taklit etme teşebbüslerinden biri olarak karşımıza çıkmaktadır. Temel olarak yumuşak hesaplama, belirsizliklerin olduğu durumlarda sebep ve öğrenme yeteneğini insan aklına uygun hesaplayarak ortaya çıkaran bir yaklaşım olarak göz önüne alınabilir. Önceki bölümde bahsedildiği gibi bulanık mantığın öncüsü Dr. Lotfi A. Zadeh yumuşak hesaplamanın temel ilkesinin gerçeklik ile daha iyi anlayış, düşük çözüm maliyeti, sağlamlık, kontrol edilebilirlik ve belirsizlikler için tolerans geliştirmek olarak tanımlamıştır. Geleneksel hesaplama metotları sadece kesinlik ile ilgilenirken yumuşak hesaplama ekonomik ve rekabetçi çözümler ile optimum veya belirli doğrulukta etkindir.

Yumuşak hesaplamanın her bir bileşeninin kendine has avantaj ve dezavantajı olmakla birlikte birçok uygulamada yumuşak hesaplama ve geleneksel hesaplama yöntemleri birlikte kullanılabilir. Bu yaklaşım teknik ve ekonomik olarak rekabetçi sistemleri, ürünleri ve servisleri hedef almaktadır. Yumuşak hesaplama ve geleneksel hesaplamanın birleştirilmesinde farklı metodolojiler arasındaki fonksiyonlar bunların avantaj ve dezavantajlarına dayanılarak

belirlenmelidir. Şekil 2.56 geleneksel hesaplama ile yumuşak hesaplamanın farklı bileşenleri arasındaki mümkün olabilecek bağlantıları göstermektedir. Yumuşak hesaplama ve geleneksel hesaplamanın farklı özelliklerinden dolayı bunların birleştirilmesi iyi bir şekilde çözülemeyen potansiyel problemlerdir.



Şekil 2.56. Yumuşak hesaplama ve klasik hesaplamanın birleştirilmesi

Sağlamlık, tasarım maliyeti, kolay kontrol edilebilirlik, akıllı sistem başarımı gibi geliştirmelerin yumuşak hesaplama ile geleneksel hesaplamanın birleştirilmesiyle başarılı olarak elde edilebildiği birçok çalışmada gösterilen uygulamalardan ve literatürdeki birçok çalışmadan görülebilmektedir. Gerçek dünya uygulamalarında hesaplama zamanının düşürülmesi veya toplam ürün maliyetinin azaltılması daima önemli olmuştur. Bu amaçla yumuşak hesaplama ve geleneksel hesaplama tekniklerinin birleştirilmesi son derece uygun olmaktadır.

Geleneksel hesaplama tekniklerindeki lineer denetleyicilerin doğrusal olmayan bir sistemin sadece bir çalışma noktasında optimum olma kısıtlamasını, optimizasyon algoritmalarındaki yerel minimum problemini ve çok girişli-çok çıkışlı sistemlerin kontrol zorluklarının bulanık mantık, yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar gibi yumuşak hesaplama

teknikleri ile çözebilenin yanı sıra, yumuşak hesaplama tekniklerindeki bulanık mantık veya sinir ağı tabanlı denetleyicilerin kararlılıklarının kestirilememesi, zaman tüketiminin fazla olabilmesi ve fiziksel modellerin bilgilerini kullanma zorluklarını da geleneksel hesaplama tekniklerini kullanarak çözebileceği düşünüldüğünde bu iki teknik birbirinin tamamlayan algoritmalar olarak karşımıza çıkmaktadırlar. Bu tekniklerin birleştirilmesi aynı zamanda akıllı sistemler geliştirmeyi hedeflemektedir.

Yumuşak hesaplama tekniklerinin pratik olarak gerçekleştirilmesinin geleneksel hesaplama tekniklerine göre oldukça fazla hesaplama zamanı gerektirdiği bir gerçektir. Ancak günümüzün gelişen teknolojiyle tasarlanan çok hızlı sayısal işaret işlemcilerin varlığı ve bunların gün geçtikçe daha hızlanması bu problemi ortadan kaldırmaktadır. 20 kurallı bir bulanık mantık sistem, 10 sinir hücreli bir yapay sinir ağının ortalama bir sayısal işaret işlemci ile pratik olarak gerçekleştirilmesi yaklaşık 20 mikro saniye gibi çok küçük bir zaman almaktadır. Ayrıca bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının daha verimli olarak gerçekleştirilmesi için özel olarak tasarlanmış bulanık mantık ve sinir ağı entegreleri mevcuttur. Böylece yumuşak hesaplama teknikleri ile geleneksel hesaplama teknikleri bir arada yüksek performanslı olarak uygulanabilmekte ve çok iyi sonuçlar alınmaktadır.

Sonuç olarak yumuşak hesaplama ile geleneksel hesaplama birbirini tamamlayıcı tekniklerdir. Yüksek performanslı, sağlam ve düşük maliyetli ürün teknolojisinde her iki tekniğe de ihtiyaç duyulduğu açık olarak görünmektedir. Geleneksel hesaplama ve bilgisayarların yüksek doğruluklu ve hızlı hesaplama güçleri ile insan zekasının çalışmasını modelleyen yumuşak hesaplama teknikleri sayesinde dilsel ve sayısal bilgilerin birlikte kullanımıyla birçok avantajın sağlandığı bu konuda yapılan çalışmaların sayısının artmasıyla da pekiştirilen bir gerçektir.

3. YUMUŞAK HESAPLAMA TEKNİKLERİNDE YENİ GELİŞTİRMELER

Bu bölümde yumuşak hesaplamanın bileşenleri olan bulanık mantık ve yapay sinir ağları için yeni geliştirilmelerin yapıldığı dört çalışma verilecektir.

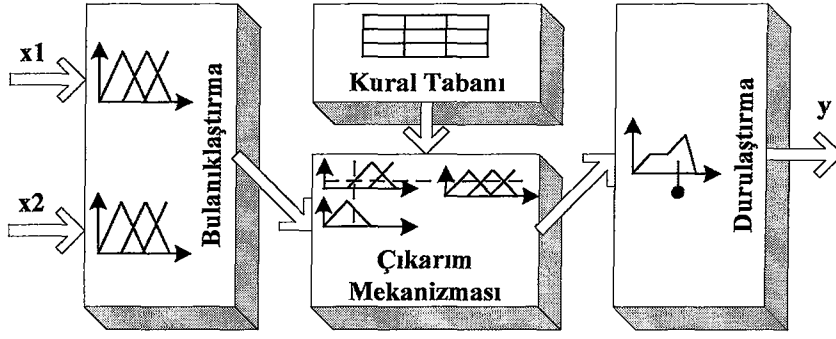
Bu çalışmaların birincisi bulanık mantık sistemlerde daha az kural kullanılarak yüksek performans sağlamak için önerilen blok tabanlı bulanık denetleyicilerdir. İkinci çalışma da yine bulanık mantıkta kullanılmak üzere verilen yeni üyelik fonksiyonlarıdır. Geleneksel bulanık mantık olarak bilinen tip-1 bulanık mantık ve bazı belirsizlikleri modelleyen tip-2 bulanık mantık kullanılarak gerçekleştirilen karar verme mekanizmaları ve uygulamaları üçüncü çalışmada yer almaktadır. Son çalışma ise tip-2 bulanık kümeler ile yapay sinir ağlarının birleşik kullanımı içeren tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonunun geliştirilmesidir.

3.1. Yeni Bir Bulanık Sistem Yaklaşımı: Blok Tabanlı Bulanık Denetleyiciler

Bulanık kontrol son yıllarda özellikle geleneksel kontrol tekniklerinin uygulanmasının zor olduğu durumlarda ve endüstriyel kontrol alanında geniş olarak kullanılmaktadır [101, 102]. Literatürde binlerce başarılı çalışma yer almaktadır [103-107]. Bulanık denetleyiciler ile insanın çıkarım mekanizması üyelik fonksiyonları, bulanık kurallar ve kural yorumlama teknikleri içerisine programlanabilir. Bulanık kontrol sistemlerinin bu kadar çok tercih edilmesinin sebepleri şu şekilde özetlenebilir.

- İnsan uzmanların belirsiz bilgisini dönüştürme yeteneği,
- Basit ve kolay gerçekleştirilme,
- Yazılım tasarımı ve donanım gerçekleştirme desteği,
- Düzgün ve sağlam denetleyici davranışı,
- Kararsız sistemleri kontrol edebilme yeteneği.

Bölüm 2’de bahsedildiği gibi ve şekil 3.1’de görüldüğü gibi bulanık kontrol yapısı dört temel bölümden oluşmaktadır. Bulanıklaştırma ve durulaştırma aşamaları gerçek dünyanın keskin sinyalleri ile bulanık değerler arasında dönüşü yaparken, çıkarım mekanizması her bir kurala göre o anki bulanık girişin derecesini belirler ve hangi kuralın ateşlenmesi gerektiğine karar verir. Sonra ateşlenen kurallar kontrol işlevi için birleştirilir [101].



Şekil 3.1. Bulanık kontrol yapısı

Bulanık denetleyiciler dilsel bilgilere dayanan etkin kararlar verebilirler. Bu etkinliğin sağlanabilmesi için bulanık denetleyicilerin uygun şekilde tasarlanması gereklidir. Bulanık mantıktaki gelişmelerde bulanık denetleyicilerin ayarlanması ve tasarımı için birçok yöntemler sunulmuştur [108-112]. Bu geliştirmelerin birçoğu bulanık kural sayılarının azaltılmasına yöneliktir. Çünkü sisteme uygulanacak uygun değerinin hesaplanması için her bir adım bulanık denetleyicilerle yüksek hesaplama zamanı gerektirmektedir. Böylece büyük kural tabanlarının azaltılması bu yönde fayda sağlayacaktır. Literatürde bulanık kural tabanının azaltılması ve gerçek zamanlı çalışmalarda daha iyi performans için farklı çalışmalar önerilmiştir [113-117]. Song [114] Takagi-Sugeno tip bulanık mantık denetleyiciler için bir kural tabanı azaltma yöntemi önermiştir. Bu çalışmada bir arama algoritması kural çıkış fonksiyonlarındaki parametreleri bulur ve onları azaltım için eğitir. Tao [115] bulanık denetleyicilerin kural tabanını azaltmak için farklı bir yöntem göstermiştir. Tao kural tabanı hücrelerindeki çıkış ifadelerinden bir matris oluşturarak bu matristen tek değer çıkartımı yapmaktadır. Benzer bir çalışmada Yam [116] bulanık kural kümesini azaltmak için tek değer tabanlı bir yöntem önermiştir.

Literatürdeki bu çalışmalar karmaşık ve ayrıca hesaplama zamanı ve tasarım gerektiren yöntemlerdir. Bu tez çalışmasında önerilen blok tabanlı bulanık denetleyiciler taban değerleri farklı olan 3*3 tipinde küçük bulanık denetleyicilerden oluşan bloklara dayanmaktadır ve bundan dolayı ilave hesaplama zamanı, tasarım zorluğu getirmemekle birlikte yaklaşık %50 daha az kural sayısı ile daha iyi performans elde edilebilmektedir.

3.1.1. Geleneksel Bulanık Denetleyiciler

Bulanık kontrol yapısı kontrol görevi için bulanık mantık tabanlı karar verme ilkelerini kullanır. Tipik olarak karar verme yaklaşımı kural çıkarımına dayanır. Kontrol işlevinin bilgi

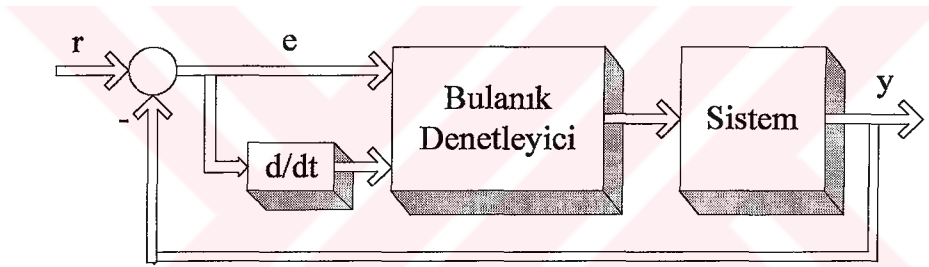
tabanındaki bir bulanık kural dilsel bir ifadedir ve genel olarak aşağıdaki formda olan kural kümesinden oluşan bir kural tabanı vardır.

EĞER A_i VE B_i OZAMAN C_i

Bütün kural tabanı için toplam üyelik fonksiyonu (3.1)'deki gibi elde edilebilir.

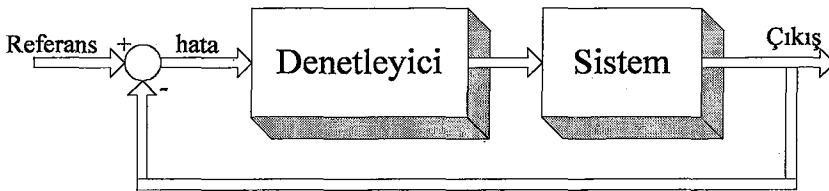
$$\mu(a, b, c) = \max \min[\mu_A(a), \mu_B(b), \mu_C(c)] \quad (3.1)$$

Bulanık mantık sistemler değişik kontrol yapıları ile bir denetleyici olarak kullanılabilirler. En genel kullanım biçimi şekil 3.2 ile verilmiştir. Burada bulanık denetleyici geri beslemeli kontrol sisteminde ileri besleme yolunda bulunmaktadır. Sistem çıkışı bir referansla karşılaştırılır ve eğer bir fark varsa denetleyici kontrol stratejisine göre çıkış alır.



Şekil 3.2. Bulanık denetleyici kullanan bir kontrol sistemi

Kontrol problemi temel olarak sistem çıkışını bir referans noktasına ayarlama işlemidir. Şekil 3.3'te görüldüğü gibi istenilen referans değeri ile gerçek çıkış değeri arasındaki fark ile elde edilen hata miktarı göz önüne alınarak kullanılan denetleyici sistemi uygun şekilde yönlendirecektir. Klasik denetimde denetleyici olarak en çok PID denetleyiciler kullanılmaktadır.



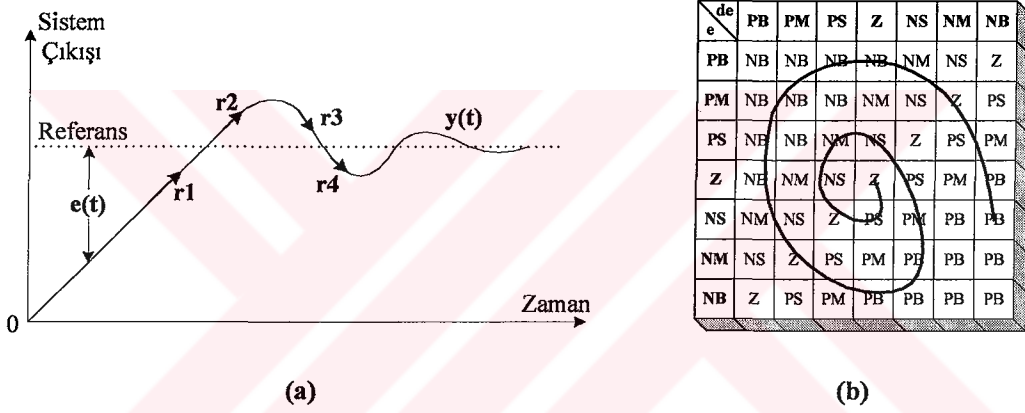
Şekil 3.3. Klasik kapalı çevrim denetim sistemi

$$u = \left(K_p + \frac{K_I}{s} + K_D s \right) e \quad (3.2)$$

Denklem (3.2) bir PID denetleyicinin transfer fonksiyonunu vermektedir. Buna göre belirlenmesi gereken üç parametre vardır. Bu parametrelerin belirlenmesi sistemlere göre oldukça zor olabilmektedir. Bu nedenle son zamanlarda PID denetleyiciler yerine daha çok bulanık denetleyiciler kullanılmaktadır.

Kontrol edilen bir sistemde r istenilen çıkış değeri ve y sistemin gerçek çıkış değeri ise sistem cevabı bu iki değer arasındaki hata miktarı olarak (3.3) ile verilebilir.

$$e = r - y \quad (3.3)$$



Şekil 3.4. Kontrollü bir sistemin çıkış cevabı

Kontrollü bir sistemin tipik çıkış cevabı şekil 3.4(a)'da gösterilmiştir. Bulanık kontrol yapısında kural tabanını oluşturmak için sadece hata değerinin kullanılması kontrol işlevini sağlamlıktan uzaklaştıracaktır. Bunun için bulanık kontrol sistemi giriş olarak hata ile birlikte hatadaki değişimi de almaktadır. Şekil 3.4(a) ile verilen çıkış cevabından bulanık kontrol sisteminin kural tabanını oluşturabilmek için görüldüğü gibi $r1$, $r2$, $r3$ ve $r4$ olmak üzere 4 ayrı bölge vardır. Hata ve hatanın değişimine göre bu bölgeler arasındaki ilişkiler aşağıdaki gibi verilebilir.

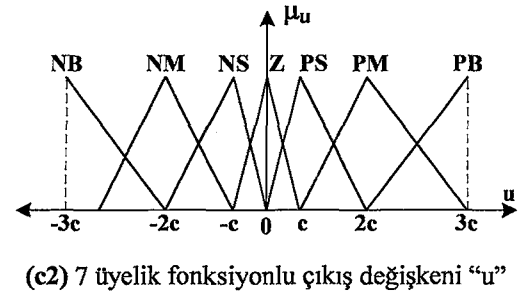
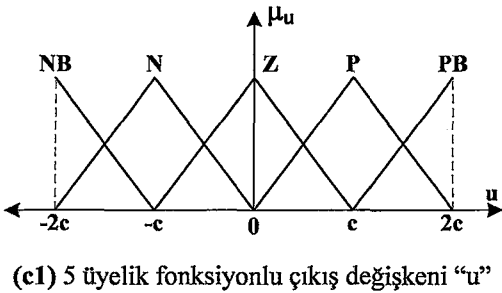
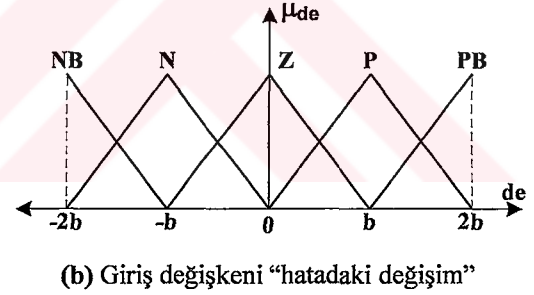
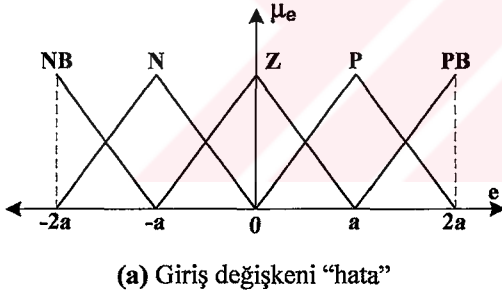
$$\begin{array}{l|l} e > 0 \rightarrow e = r - y > 0 \rightarrow r > y \rightarrow r1 \text{ or } r4 & \dot{e} < 0 \rightarrow \dot{e} = \dot{r} - \dot{y} = 0 - \dot{y} \rightarrow \dot{y} > 0 \rightarrow r1 \text{ or } r2 \\ e < 0 \rightarrow e = r - y < 0 \rightarrow r < y \rightarrow r2 \text{ or } r3 & \dot{e} > 0 \rightarrow \dot{e} = \dot{r} - \dot{y} = 0 - \dot{y} \rightarrow \dot{y} < 0 \rightarrow r4 \text{ or } r3 \end{array}$$

Şekil 3.4(a)'dan bakıldığında eğer hata sıfırdan büyük ise ($e > 0$),

- $e=r-y>0$ veya $r>y$ olduğu görülmektedir. Bu y çıkışının $r1$ veya $r4$ pozisyonunda olduğunu gösterir. Ancak daha sağlam ve hızlı denetim için çıkışın tam pozisyonunu bilmek gerekir.
- Bunun için bulanık denetim algoritmasına hatanın türevi ikinci bir giriş olarak kullanılır. Çünkü eğer hatanın türevi sıfırdan küçük ise ($\dot{e}<0$), $\dot{e} = \dot{r} - \dot{y} = 0 - \dot{y}$ veya $\dot{y} > 0$ olur. Buna göre y çıkışının $r1$ pozisyonunda olduğu anlaşılır.

Şekil 3.4(b) bu ilişkiler kullanılarak oluşturulabilecek bir kural tabanını göstermektedir. Kararlı bir sistem için kural tabanı üzerinde bir yörünge çizildiğinde hata ve hatanın değişimi kuralların atışlanması süresince gittikçe azalmalıdır. Kararsız bir sistem için bunun tersi olacaktır [59].

Birçok sistemde bir bulanık denetleyicinin üyelik fonksiyonları ve kural tabanı şekil 3.5’de görüldüğü gibi genel bir formda kullanılabilir. Çoğu uygulamada girişler için şekil 3.5(a,b)’de verilen beş üyelik fonksiyonu ile çıkışlar için şekil 3.5(c1, c2) ile verilen beş veya yedi üyelik fonksiyonu kullanılır. Böylece 25 bulanık kurala sahip bir kural tabanı oluşturulacaktır. Şekil 3.5(d1, d2) beş veya yedi çıkış üyelik fonksiyonu kullanan bulanık denetleyici için kural tabanlarını göstermektedir. Şekil 3.5(e1, e2) ise bu kural tabanlarına sahip bulanık denetleyiciler için giriş/çıkış değişimini göstermektedir.

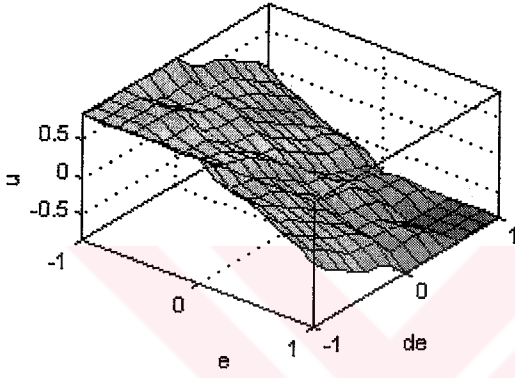


$\frac{e}{de}$	NB	N	Z	P	PB
NB	PB	PB	PB	P	Z
N	PB	PB	P	Z	N
Z	PB	P	Z	N	NB
P	P	Z	N	NB	NB
PB	Z	N	NB	NB	NB

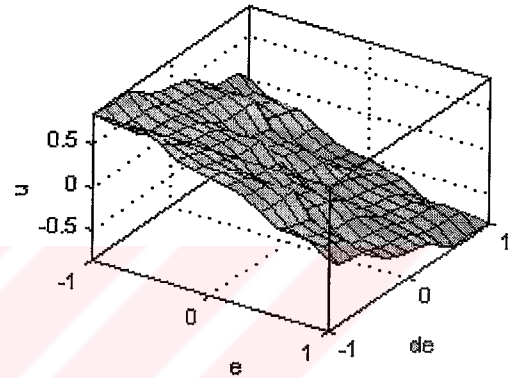
(d1) (c1) için kural tabanı

$\frac{e}{de}$	NB	N	Z	P	PB
NB	PB	PB	PM	PS	Z
N	PB	PM	PS	Z	NS
Z	PM	PS	Z	NS	NM
P	PS	Z	NS	NM	NB
PB	Z	NS	NM	NB	NB

(d2) (c2) için kural tabanı



(e1) (d1) için giriş/çıkış değişimi



(e2) (d2) için giriş/çıkış değişimi

Şekil 3.5. Geleneksel bir bulanık denetleyici için üyelik fonksiyonları, kural tabanı ve giriş/çıkış değişimi

Bir bulanık kontrol sistemi tasarlanırken göz önüne alınacak temel noktalar şu şekilde sıralanabilir. Temelde giriş olarak hata ve hatanın türevi kullanılabilirse de farklı sistemlere göre farklı girişler göz önüne alınabilir. Bulanık denetim sistemin giriş ve çıkış sayıları belirlendikten sonraki aşama üyelik fonksiyonlarının sayısının ve tipinin belirlenmesidir. Genellikle gerçekleştirilmesinin kolay olmasından dolayı üçgen üyelik fonksiyonları seçilse de uygulamaya ve donanım hızına bağlı olarak daha hassas çözümler sağlayabilen gauss tipi üyelik fonksiyonları da seçilebilir. Burada önemli bir nokta üyelik fonksiyonlarının taban değerleri ve aralığının seçimidir. Taban aralığı kullanılan giriş ve çıkışların alabileceği maksimum ve minimum değerler arasında olabileceği gibi 1 seçilip bulanık denetim sisteminin giriş ve çıkışlarında ölçekleme faktörleri denilen katsayıların kullanılması da mümkündür. Literatürde üyelik fonksiyonlarının tipi, taban değerleri ve aralığının, kural tabanının ve ölçekleme faktörlerinin optimum seçilmesi için birçok çalışma yapılmıştır. Sonraki aşama çıkarım mekanizmasında hangi operatörlerin kullanılacağı ve durulaştırmanın hangi yöntemle yapılacağıdır. Bu kriterler göz önüne alınıp bulanık denetim sistemi tasarlandıktan sonra

gerçekleştirme yapılabilir. Bilgisayar benzetimi olarak gerçekleştirme de en çok tercih edilen programlar Matlab/Fuzzy Logic Toolbox ve FuzzyTech'dir. Bu paket programlar bulanık denetim sistemlerini tasarlayıp sonuçlarını izlemek için oldukça esnek ve kullanışlı programlardır. Donanımsal olarak gerçekleştirmek için bilgisayarlar, mikroişlemciler, sayısal işaret işlemciler, mikrodenetleyiciler, sayısal hafıza birimleri ve bulanık denetim algoritmaları için tasarlanmış bulanık mikroişlemciler kullanılabilir. Ayrıca bulanık denetim sistemi analog devre tasarımı ile de oluşturulabilir.

Tablo 3.1'de geleneksel ve bulanık denetleyiciler için bir karşılaştırma verilmiştir. Bu karşılaştırma bulanık denetleyicilerin faydalarını daha açık ortaya koymaktadır [59].

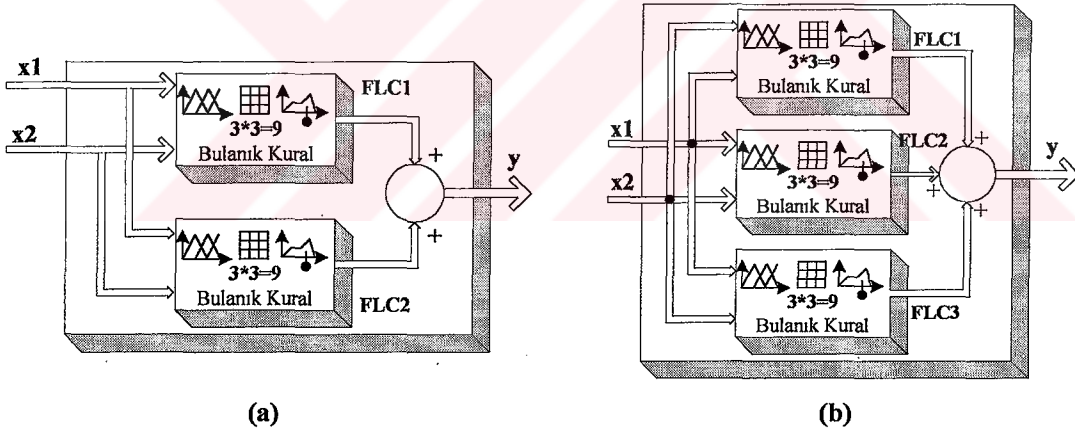
Tablo 3.1. Geleneksel ve bulanık denetleyiciler için bir karşılaştırma

Geleneksel Denetleyicilerin Sınırlamaları	Bulanık Denetleyicinin Faydaları
Sistem Nonlineerliği: Doğrusal olmayan modeller hesapsal olarak yoğun ve karmaşık kararlılık problemlerine sahiptir.	Bulanık denetleyiciler geleneksel PID denetleyicilerden daha sağlamdır, çünkü PID'den daha geniş çalışma koşullarına sahiptir ve farklı yerlerde gürültü ve bozucular ile çalışabilir.
Sistem Belirsizliği: Bir sistem genel olarak belirsizlikler için doğru modellere ve çok sağlam bilgiye sahip değildir.	Bulanık denetleyicilerin gerçekleştirilmesi aynı işi yapan model tabanlı veya diğer denetleyicilerden daha ucuzdur.
Çoklu değişkenler, Çoklu döngüler ve Ortam kısıtlamaları: Çok değişkenli ve çok döngülü sistemler karmaşık kısıtlamalara ve bağımlılıklara sahiptir.	Bulanık denetleyicilerin kurallarının değiştirilebilmesi ve anlaşılması daha kolay olduğundan ihtiyaca göre düzenlenebilir. Sadece insan operatörlerin stratejisini kullanmakla kalmaz aynı zamanda doğal dilsel terimlerle ifade edilir.
Ölçümlerdeki Belirsizlikler: Belirsiz ölçümler gürültü modellerine sahip değildir.	Bulanık denetleyicilerin öğrenmesi, çalıştırılması, tasarlanması ve uygulanması oldukça kolaydır.
Geçici Davranış: Sistemler, denetleyiciler, ortamlar ve bunların kısıtlamaları zamanla değişir. Yani zaman gecikmeleri model için zorluktur.	

3.1.2. Önerilen Blok Tabanlı Bulanık Denetleyiciler

Özellikle gerçek zamanlı uygulamalar için bulanık kuralların sayısı bulanık denetleyici tasarımında önemli bir parametredir. Kontrol uygulamalarında bulanık denetleyicinin kural tabanını oluşturmak için tasarımcı yeterince veri bulamayabilir. Bundan dolayı tasarımcının genel bir kural tabanı kullanması faydalı olacaktır. Genel bir kural tabanı bulanık giriş değerlerinin olası bütün kombinasyonlarını içerir. Kural tabanının boyutu denetleyici girişlerinin sayısı ile üstel olarak artmaktadır. n girişli ve her girişinde m üyelik fonksiyonu olan tam bir kural tabanı m^n kuraldan oluşur. Bundan dolayı kural tabanı azaltımı kontrol uygulamalarında bulanık denetleyici için çok önemlidir.

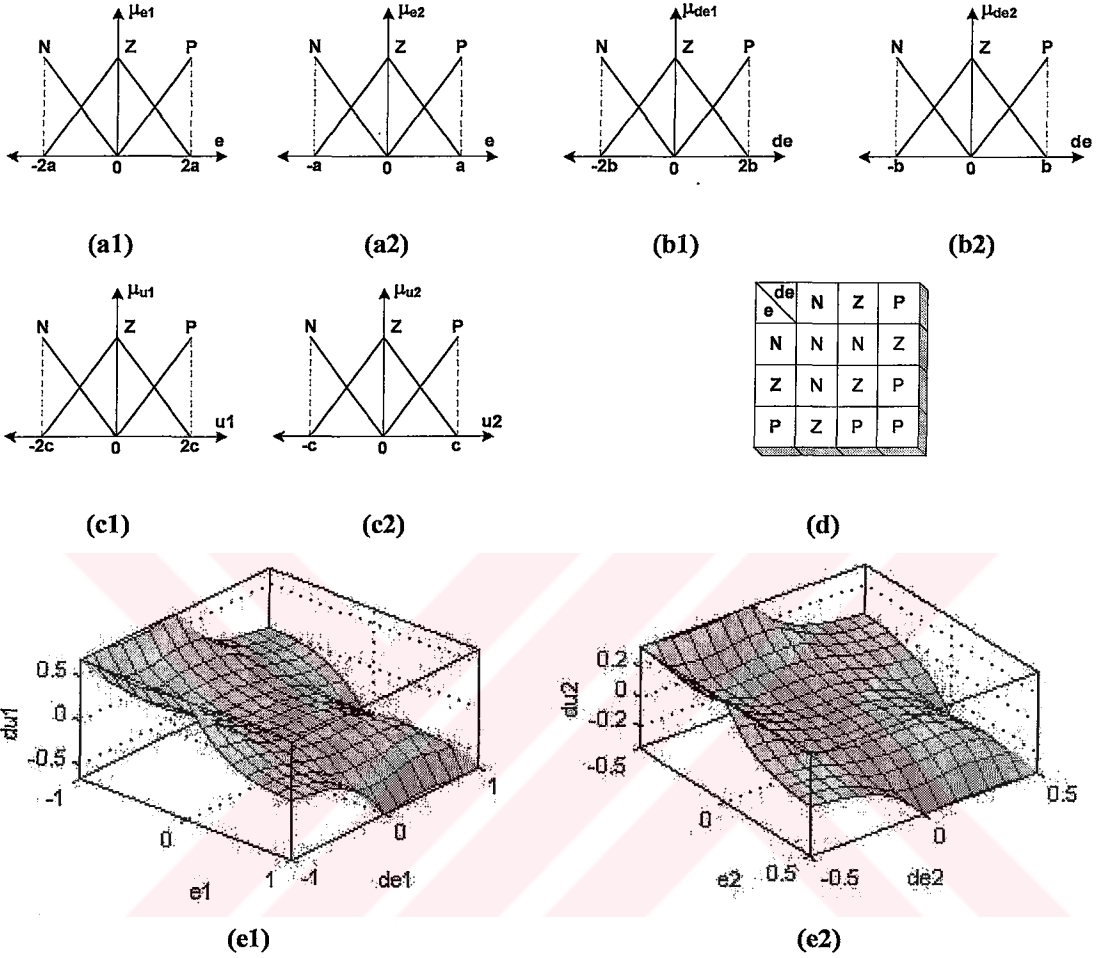
3*3 tipinde 9 kuraldan oluşan taban değerleri farklı küçük bulanık denetleyicilerden oluşan blok tabanlı bulanık denetleyiciler için farklı yapılar şekil 3.6'da verilmiştir. Şekil 3.6(a) 2 ve şekil 3.6(b) 3bloktan oluşan bir denetleyicidir. İki blok kullanımının yeterli olmadığı uygulamalarda 3 blokluk ve gerekirse daha çok blokluk denetleyiciler kullanılabilir. Şekil 3.6'dan görüldüğü gibi blok tabanlı bulanık denetleyici de hata ve hatanın değişimini giriş olarak almaktadır.



Şekil 3.6. Blok tabanlı bulanık denetleyici yapıları

Blok tabanlı bulanık denetleyici için kullanılan her bir bloğun her bir girişi ve çıkışı üç üyelik fonksiyonuna sahiptir. İki bloklu blok tabanlı bulanık denetleyici için üyelik fonksiyonları, kural tabanı ve giriş/çıkış değişimi şekil 3.7'de verilmiştir. Burada görüldüğü gibi her bloktaki üyelik fonksiyonları farklı taban değerlerine sahiptir. Esnek olarak seçilebilmekle birlikte geleneksel bulanık denetleyicide üyelik fonksiyonlarının taban değerlerinin $[-2a, 2a]$ aralığında değiştiğini göz önüne aldığımızda, blok tabanlı bulanık denetleyici üyelik fonksiyonlarının taban değerleri $[-2a, 2a]$ ve $[-a, a]$ / $[-a/2, a/2]$ aralığında değişen iki bloktan oluşabilir. Blok sayısı arttıkça eklenen bloğun taban değerleri aralığı düşecektir. Bütün bloklar

için genel olarak aynı kural tabanı kullanılabileceği gibi farklı uygulamalarda her birinin kural tabanı farklı olabilir.



Şekil 3.7. Önerilen blok tabanlı bulanık denetleyiciler için üyelik fonksiyonları, kural tabanı ve giriş/çıkış değişimi

Uygulanan sisteme göre farklı taban değerlerine sahip farklı bloklar kullanılabilir. Bunun için örnek kombinasyonlar tablo 3.2 ile verilmiştir. Genel olarak iki bloklu bir blok tabanlı bulanık denetleyici geleneksel bulanık denetleyicilerin performansını sağladığı için birçok sistemde yeterlidir.

Tablo 3.2. Geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyicilerin taban değerleri için örnek kombinasyonlar

5*5 veya 7*7		Blok Tabanlı Bulanık Denetleyici					
Bulanık Denetleyici		1. Blok		2. Blok		3. Blok	
Girişler	Çıkışlar	Girişler	Çıkışlar	Girişler	Çıkışlar	Girişler	Çıkışlar
$[-2x, 2x]$	$[-2y, 2y]$	$[-2x, 2x]$	$[-2y, 2y]$	$[-x, x]$	$[-y, y]$	-	-
"	"	"	"	"	$[-2y, 2y]$	-	-
$[-2x, 2x]$	$[-2y, 2y]$	$[-2x, 2x]$	$[-2y, 2y]$	$[-x, x]$	$[-y, y]$	$[-x/2, x/2]$	$[-y/2, y/2]$
"	"	"	"	"	$[-2y, 2y]$	"	$[-2y, 2y]$
$[-2x, 2x]$	$[-2y, 2y]$	$[-2x, 2x]$	$[-2y, 2y]$	$[-x/2, x/2]$	$[-y/2, y/2]$	-	-
"	"	"	"	"	$[-2y, 2y]$	-	-
$[-2x, 2x]$	$[-2y, 2y]$	$[-2x, 2x]$	$[-2y, 2y]$	$[-x/2, x/2]$	$[-y/2, y/2]$	$[-x/4, x/4]$	$[-y/4, y/4]$
"	"	"	"	"	$[-2y, 2y]$	"	$[-2y, 2y]$
...	...	...	...	...	...	...	...

Tablo 3.3 blok tabanlı ve geleneksel bulanık denetleyiciler için üyelik fonksiyonu ve kural sayısı ile tüketecekleri hesapsal zamanları göstermektedir. Tablodaki hesaplama zamanları sayısal işaret işlemci ile elde edilmiştir. Bu sayısal işaret işlemci 60 ns komut çevrim zamanına sahip 32-bit Texas Instruments TMS320C31 serisi işlemcisidir [118]. Tablo 3.3’de görüldüğü gibi iki bloklu blok tabanlı bulanık denetleyicinin hesaplama zamanı geleneksel bulanık denetleyiciye göre oldukça düşüktür. Bundan dolayı blok tabanlı bulanık denetleyiciler gerçek zamanlı uygulamalar için çok uygundur.

Tablo 3.3. Geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyiciler için hesapsal karmaşıklık karşılaştırılması

	Blok tabanlı bulanık denetleyiciler	5*5 Bulanık denetleyici	7*7 Bulanık denetleyici
Kural sayısı	9	25	49
Üyelik fonksiyonu sayısı	9+9=18	15	21
	9+9+9=27		
Hesaplama zamanı	~ 15-22 μ s	~ 30 μ s	~ 65 μ s

3.1.3. Uygulama Sonuçları

Önerilen denetleyicinin performansı bir dc motorun pozisyon kontrolü ve bir asenkron motorun hız kontrolü ile doğrulanmıştır. Ancak ilk olarak üç bloklu blok tabanlı bulanık

denetleyicinin ve geleneksel bulanık denetleyicinin çıkış cevabı rasgele giriş değerleri için analiz edilmiştir. Bütün bulanık denetleyiciler MATLAB Fuzzy Logic Toolbox kullanılarak geliştirilmiştir. Tablo 3.4’de çıkış cevapları ayrıntılı olarak verilmiştir.

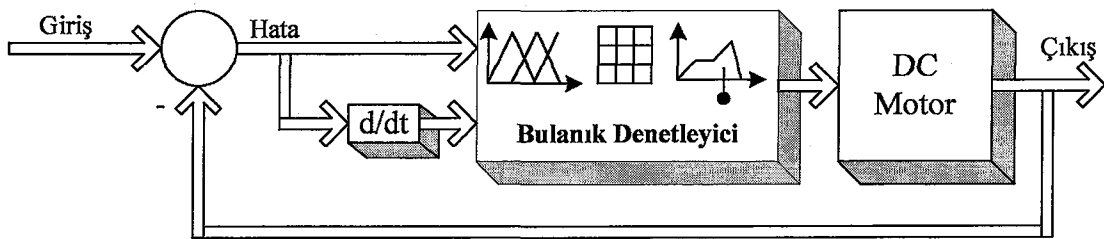
Tablo 3.4. Geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyicilerin bazı girişlere karşı çıkış değerleri

Girişler		5*5 Bulanık Denetleyici Çıkışı	Blok Tabanlı Bulanık Denetleyici Çıkışı		
e	de	U	1. Blok	2. Blok	3. Blok
-0.75	-0.25	0.565	0.301	0.616	0.673
-0.75	0.25	0.316	0.246	0.124	~ 0
0.5	0.75	-0.811	-0.223	-0.673	-0.673
0.5	-0.75	0.25	0.0854	~ 0	~ 0
0.1	0.1	-0.138	-0.00586	-0.0211	-0.0794
0.1	-0.1	~ 0	~ 0	~ 0	~ 0
-0.05	-0.075	0.1	0.00354	0.0124	0.0454
-0.05	0.075	-0.028	-0.00175	-0.00642	-0.0233

Uygulama 1: DC Motor Pozisyon Kontrolü

Önerilen blok tabanlı bulanık denetleyicilerin performansı MATLAB/Simulink kullanılarak bilgisayar benzetimleri ile doğrulanmıştır [119]. Bulanık denetleyicilerin davranışını incelemek için ilk olarak aşağıda transfer fonksiyonu verilen DC motorun pozisyon kontrol problemi göz önüne alınmıştır. Kullanılan motorun parametreleri Ek-1’de verilmiştir.

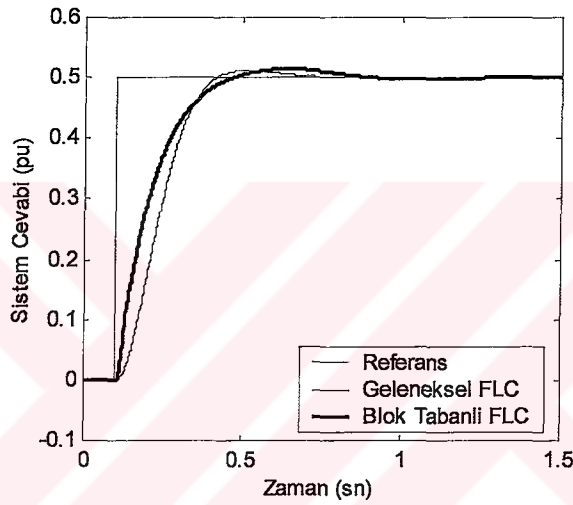
$$G(s) = \frac{2.2}{s(8.6 \times 10^{-6} s^2 + 7.3 \times 10^{-3} + 0.95)} \quad (3.4)$$



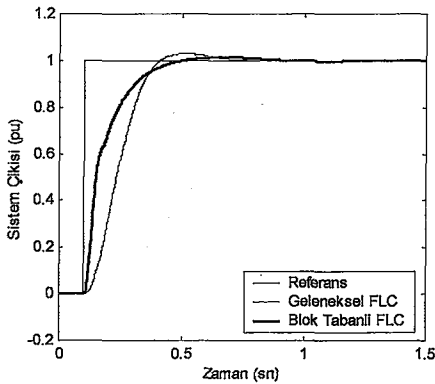
Şekil 3.8. DC motorun pozisyon kontrolü için bulanık kontrol yapısı

Kontrol yapısı şekil 3.8 ile verilmiştir. Uygulamalarda kolaylık açısından DC motorun 360 derece pozisyonu bire indirgenmiştir. Şekil 3.9’dan görüldüğü gibi burada kullanılacak bir

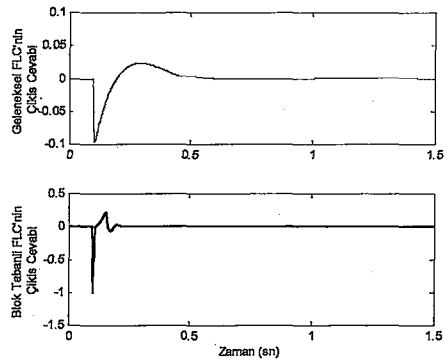
denetleyici olarak blok tabanlı bulanık ile denetleyici geleneksel bulanık denetleyicinin performansı yaklaşık olarak aynıdır. Şekil 3.9(a, b1) farklı pozisyon referansları için çıkış cevabını gösterirken şekil 3.9(b2) her iki denetleyicinin çıkış değişimini göstermektedir. Şekil 3.10 geleneksel bulanık denetleyici ile 2 ve 3 bloklu blok tabanlı bulanık denetleyicili sistem cevapları ve denetleyici çıkış değişimlerini göstermektedir. Farklı referans girişleri için denetleyicilerin performansları şekil 3.11 ile verilmiştir. Bütün sonuçlar her bir girişinde 7 üyelik fonksiyonu olan ve dolayısıyla 49 kurala sahip geleneksel bulanık denetleyici kullanılarak elde edilmiştir. Buna karşın blok tabanlı bulanık denetleyicinin performansı 9 kurala sahip iki blok kullanılarak sağlanmıştır.



(a) 0.5pu referans girişi için geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyicili sistemin çıkış cevabı

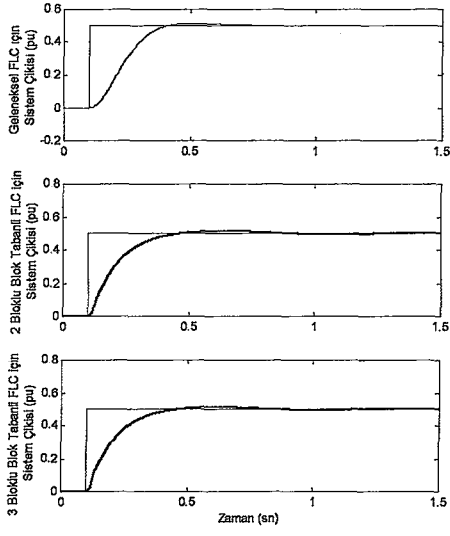


(b1) 1pu referans girişi için geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyicili sistemin çıkış cevabı

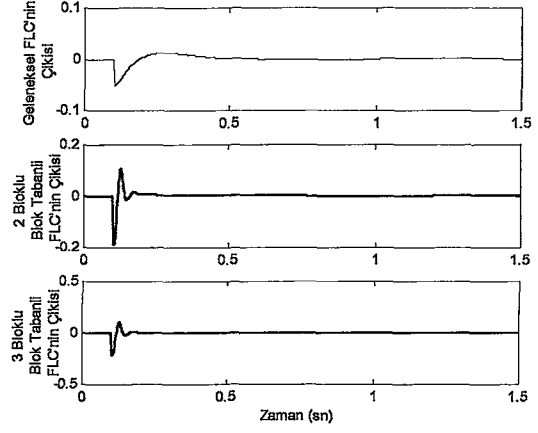


(b2) 1pu referans girişi için geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyici çıkış değişimi

Şekil 3.9. 0.5pu ve 1pu referansı için dc motor pozisyon kontrolünde geleneksel ve blok tabanlı bulanık denetleyici performansları

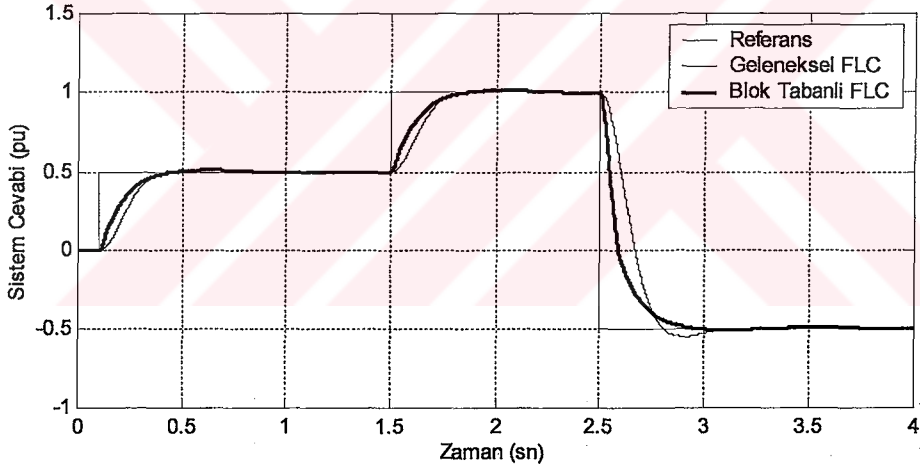


(a)

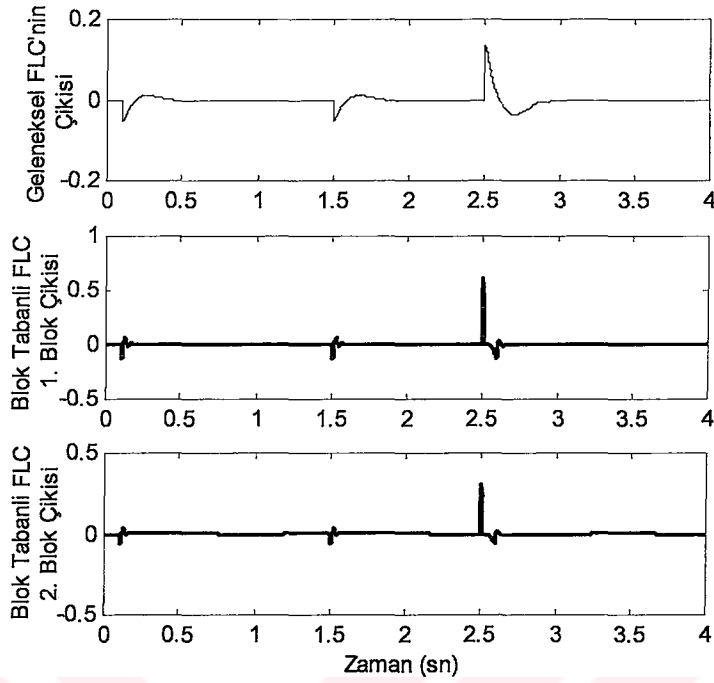


(b)

Şekil 3. 10. Geleneksel ve farklı yapıda blok tabanlı denetleyici performansları



(a)

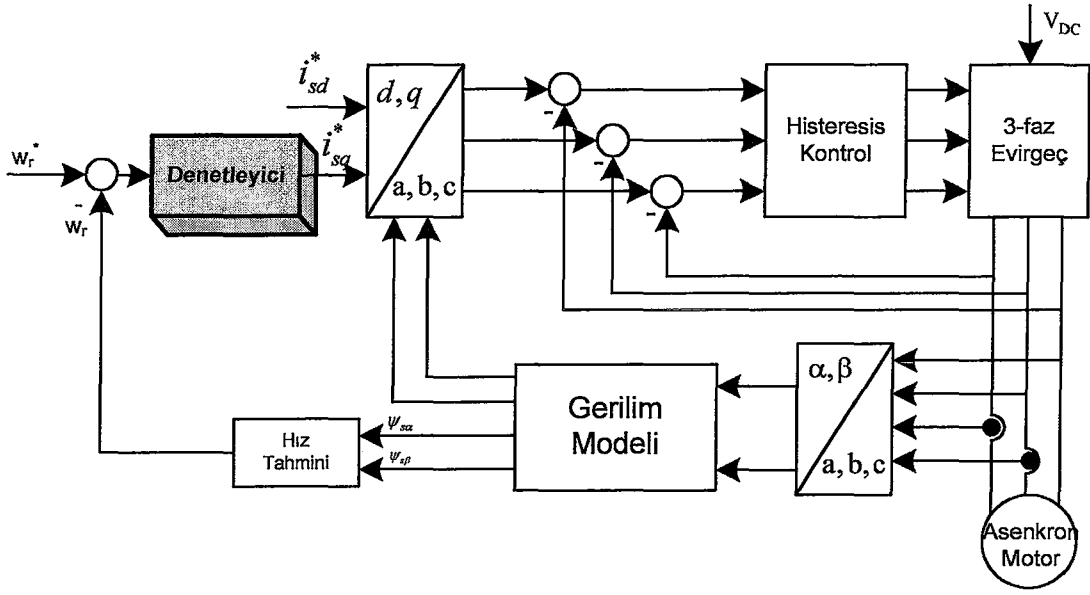


(b)

Şekil 3.11. Farklı referans girişleri için denetleyicilerin performansı

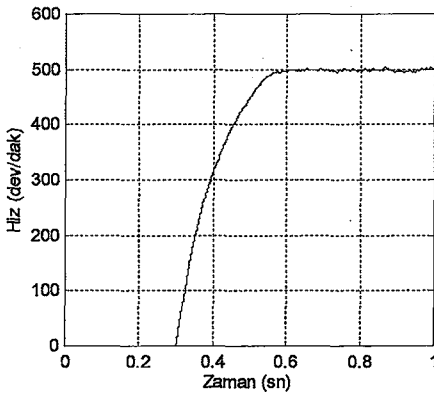
Uygulama 2: Vektör Kontrollü Asenkron Motorun Hız Kontrolü

Bulanık denetleyicilerin performansını göstermek için diğer bir uygulama olarak vektör kontrollü asenkron motorun hız kontrol problemi seçilmiştir. Gerçekleştirilen vektör kontrollü sürücünün blok diyagramı şekil 3.12’de görülmektedir. Denetleyicilerin performansını karşılaştırmak için blok tabanlı bulanık denetleyici ve geleneksel bulanık denetleyici şekil 3.12’de denetleyici bloğunun yerine kullanılacaktır.

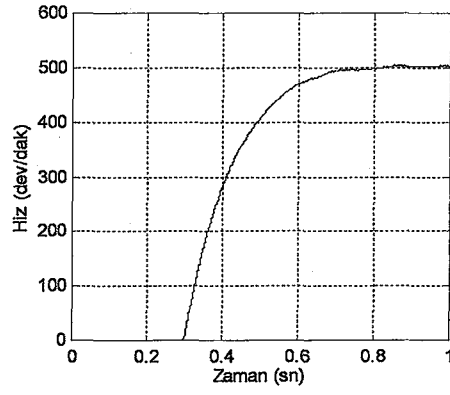


Şekil 3.12. Vektör kontrollü asenkron motorun blok diyagramı

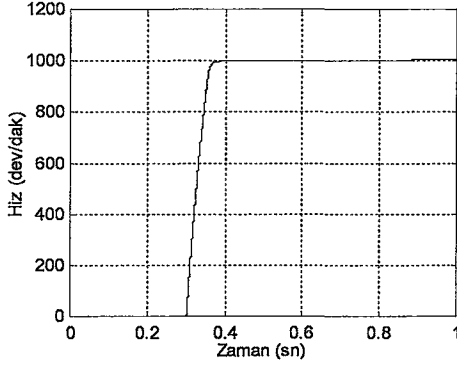
Asenkron motorun vektör kontrolü doğrusal olmayan ve çok karmaşık bir problemdir [26-36]. Bundan dolayı vektör kontrollü asenkron motorun hız kontrolü bulanık denetleyicilerin karşılaştırılması için seçilmiştir. Şekil 3.13’de 500 dev/dak ve 1000 dev/dak hız referansları için sonuçlar verilmiştir. Şekil 3.13(a1, b1) blok tabanlı bulanık denetleyicili sistemin, şekil 3.13(a2, b2) ise geleneksel bulanık denetleyicili sistemin hız cevaplarını göstermektedir. Sonuçlardan görüldüğü gibi iki bloklu blok tabanlı bulanık denetleyicinin performansı 49 kurallı geleneksel bulanık denetleyiciden daha iyidir.



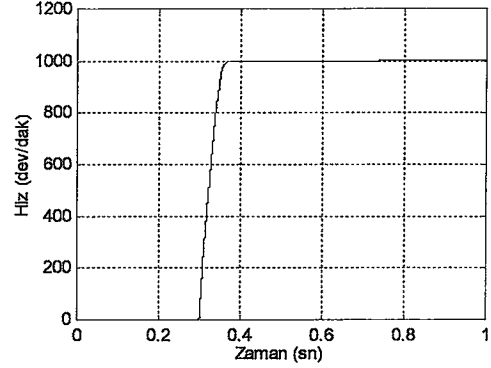
(a1)



(a2)



(b1)



(b2)

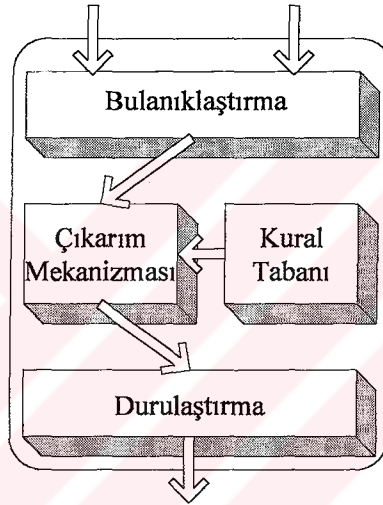
Şekil 3.13. Geleneksel bulanık denetleyici ve blok tabanlı bulanık denetleyici kullanan vektör kontrollü asenkron motor için farklı referans girişlerinde hız cevapları (a1-b1) Blok tabanlı bulanık denetleyici, (a2-b2) Geleneksel bulanık denetleyici

DC motorun pozisyon kontrolü ve vektör kontrollü asenkron motorun hız kontrol uygulamaları için verilen bütün sonuçlardan görüldüğü gibi blok tabanlı bulanık denetleyicinin performansı geleneksel bulanık denetleyicinin performansı ile yaklaşık olarak aynı veya daha iyidir. Blok tabanlı bulanık denetleyicili sistem çıkışının geleneksel bulanık denetleyiciden daha hızlı referansa ulaştığı bütün sonuçlardan görülmektedir. Oturma zamanı ve maksimum aşma ise genel olarak her iki denetleyici için yaklaşık olarak aynıdır.

Bilgi tabanlı bulanık denetleyicilerin geliştirilmesi için önerilen blok tabanlı bulanık denetleyiciler yeni bir bulanık sistem yaklaşımıdır. Geliştirilen yapı özellikle gerçek zamanlı uygulamalar için çok uygundur. Çünkü geleneksel bulanık denetleyicilerin hesaplama zamanları blok tabanlı bulanık denetleyiciler kullanılarak yaklaşık olarak %50 azalmaktadır. Gerçekleştirilmesi oldukça basit olan blok tabanlı bulanık denetleyicilerin kullanılmasının verimli olduğu verilen bilgisayar benzetimlerinden görülmektedir.

3.2. Bulanık Mantık Sistemlerin Performansını Geliştirmek için Yeni Üyelik Fonksiyonları

Bilgisayar bilimindeki gelişmelerin hesapsal zeka ve kontrol için çok önemli katkısı olmuştur. Bilindiği gibi ve daha önce bahsedildiği gibi bulanık mantık birçok hesaplama yönteminin birleşimi olan yumuşak hesaplamanın önemli bir bileşenidir. Her geçen gün kabulü daha çok artan bulanık mantık sistemlerin önemli bir avantajı bir sistem için ayrıntılı matematiksel model gerektirmemesidir. Temel olarak insan operatörün tecrübesinin modellenmesi olan bulanık mantık sistemler hesapsal bir çatı geliştirerek belirsiz ve tam olmayan bilgidен çıkarım yapmak için kullanılır [120].



Şekil 3.14. Bulanık sistem yapısı

Şekil 3.14’de görüldüğü gibi bulanıklaştırma, kural tabanı, çıkarım mekanizması ve durulaştırma aşamalarından oluşan bulanık mantık sistemlerin tasarımında uygulanacak yapıya ve sisteme göre farklı hususlar göz önüne alınır. Buna göre göz önüne alınabilecek tasarım parametreleri şu şekilde sıralanabilir.

- Girişlerin sayısı ve her bir giriş için ölçekleme faktörleri,
- Üyelik fonksiyonlarının tipi, üyelik fonksiyonlarının sayısı ve simetrilik, süreklilik ve ayrıklık gibi üyelik fonksiyonlarının anlam ve dağılımı,
- Kuralların sayısı, kural tabanının sayısı ve kural ağırlıkları,
- Çıkarım operatörü,
- Durulama yöntemi,
- Çıkışların sayısı ve her bir çıkış için ölçekleme faktörleri.

Birçok durumda bulanık mantık sistemlerin tasarımı bilgisayar benzetimleri kullanılarak deneme yanılma yolu ile yapılır. Bununla birlikte literatürde önerilen ve uygulanan önemli çalışmalar da vardır [109, 116, 121]. Bir bulanık mantık sistemin tasarım parametrelerinden birisi bulanık üyelik fonksiyonlarının seçimidir. Bulanık kural tabanını oluşturan uygun üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi bulanık sistemin performansını oldukça etkileyecektir. Bundan dolayı verimli üyelik fonksiyonları elde etmek için birçok teknik vardır [122-125]. Bağış [122] çalışmasında tabu arama algoritmasına dayanan bir algoritma kullanarak bulanık mantık denetleyiciler için üyelik fonksiyonlarının optimum belirlenebileceği bir yaklaşım göstermiştir. Bulanık modelleme için sistematik tasarım ve kolay gerçekleştirme olanağı sağlayan iki üyelik fonksiyonu Himatavathi [123] tarafından önerilmiştir. Genetik algoritmaların üyelik fonksiyonlarının tipini ve taban değerlerini seçmek için farklı çalışmalar Nandi [124] ve Wang [125] tarafından yapılmıştır. Zhao [126] bir bulanık kontrol sisteminde farklı tipteki üyelik fonksiyonlarının etkisini karşılaştırmış ve değerlendirmiştir.

Yaygın olarak kullanılan üyelik fonksiyonları ikiye ayrılabilir. Bunların ilki türevleri sürekli olmayan üçgensel ve trapezoidal gibi üyelik fonksiyonlarıdır. İkincisi ise türevleri sürekli olan gaussian, bell ve exponansiyel tipi üyelik fonksiyonlarıdır. Bulanık sistemlerde kolay gerçekleştirilebildiğinden dolayı en yaygın kullanılan üyelik fonksiyonu üçgensel üyelik fonksiyonu olmasına karşın farklı üyelik fonksiyonları ile bulanık sistemlerin karşılaştırılması, analizi ve değerlendirilmesi için sistematik bir yaklaşım bulunmamaktadır.

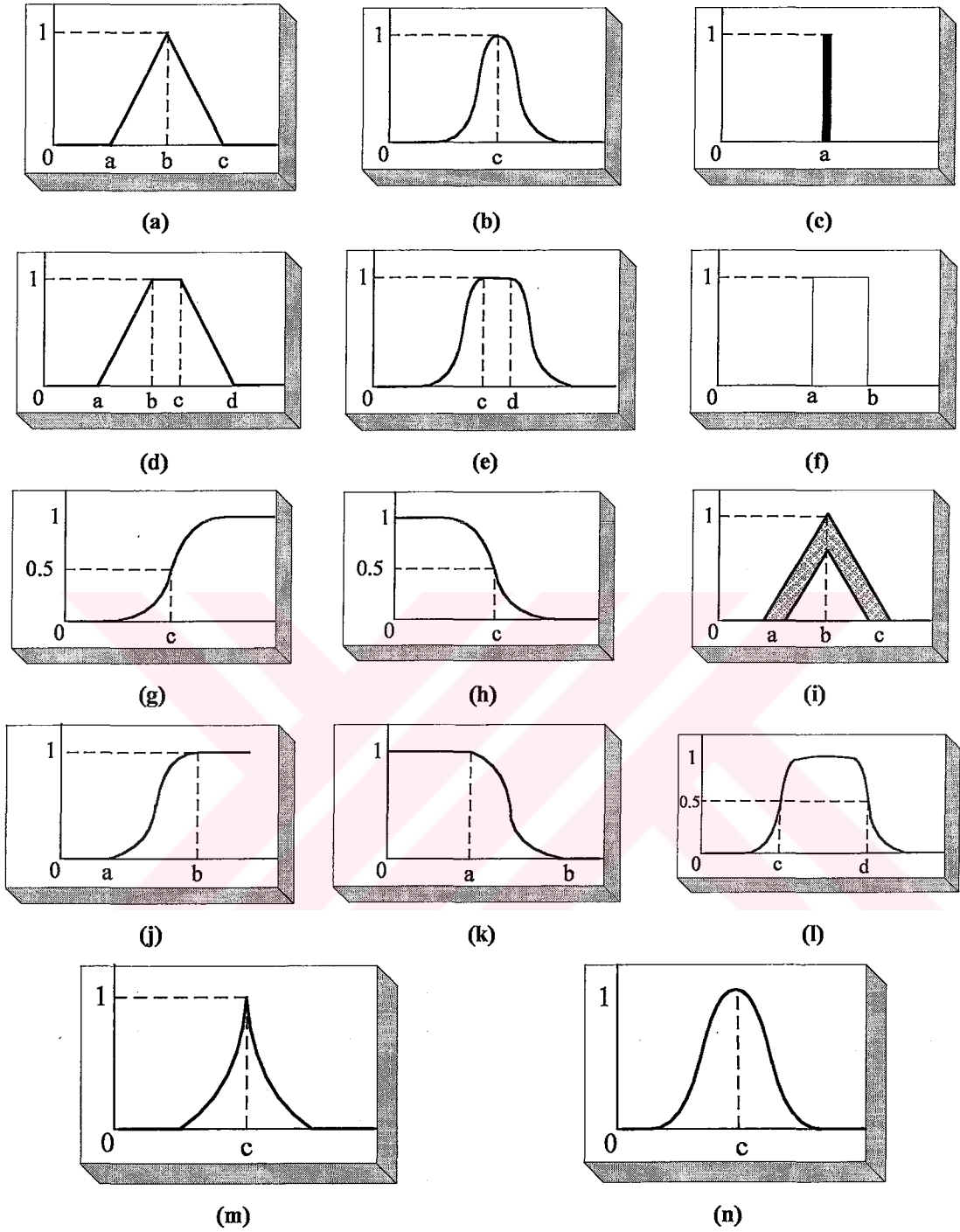
Bu bölümde önerilen üç yeni üyelik fonksiyonu ve bu üyelik fonksiyonlarının performansını göstermek için bilgisayar benzetim sonuçları verilecektir. Özellikle kontrol sistemlerinde yararlı olacak üyelik fonksiyonları uygulama ve gerçekleştirme kolaylığı sağlamaktadır.

3.2.1. Bilinen Bulanık Üyelik Fonksiyonları

Bir bulanık kümenin tanımı (3.5) fonksiyonu ile verilebilir [51].

$$\mu_F : U \rightarrow [0,1] \quad (3.5)$$

Denklemden U söylev uzayı olarak adlandırılır. Söylev uzayının elemanları [0, 1] aralığında herhangi bir değerde bulanık kümeye ait olabilir. Bir bulanık kümenin karakteristik fonksiyonu üyelik fonksiyonu olarak adlandırılır. Bulanık kümeler için bazı üyelik fonksiyonları şekil 3.15'de görüldüğü gibi verilebilir.



Şekil 3.15. Bulanık mantık sistemler için farklı üyelik fonksiyonları

Şekil 3.15’de gösterilen üyelik fonksiyonlarından en sık kullanılan bazı üyelik fonksiyonlarının denklemleri aşağıdaki gibi verilebilir.

$$\text{Üçgensel} \quad \rightarrow \quad f(x, a, b, c) = \max \left\{ \min \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right\} \quad (3.6)$$

$$\text{Trapezoidal} \quad \rightarrow \quad f(x, a, b, c, d) = \max \left\{ \min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right\} \quad (3.7)$$

$$\text{Gauss} \quad \rightarrow \quad f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.8)$$

$$\text{Bell} \quad \rightarrow \quad f(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (3.9)$$

$$\text{Sigmoidal} \quad \rightarrow \quad f(x, a, c) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}} \quad (3.10)$$

$$[107]'de \text{ önerilenler} \quad \rightarrow \quad f(x, c, \sigma) = 2^{-w} \quad w = \text{abs}(c - x) / \alpha \quad (3.11)$$

$$\rightarrow \quad f(x, c, \sigma) = 2^{-w} \quad w = (c - x)^2 / 2\sigma^2 \quad (3.12)$$

3.2.2. Önerilen Bulanık Üyelik Fonksiyonları

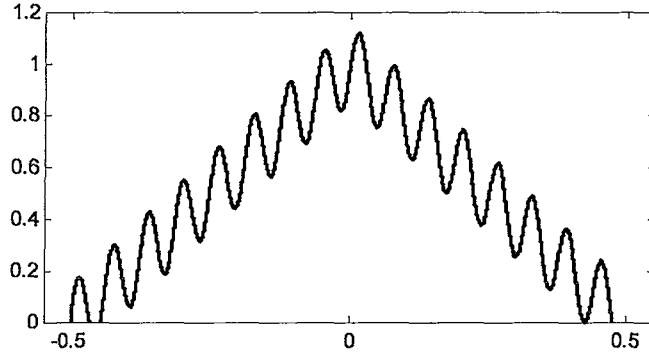
Özellikle dinamik sistemler için faydalı ve bazı belirsizlikleri elimine ederek bulanık mantık sistemlerin verimini artırabilecek üç yeni üyelik fonksiyonu göz önüne alınabilir.

Önerilen 1. Üyelik Fonksiyonu (Sinüs Modülasyonlu Üyelik Fonksiyonu):

Bu üyelik fonksiyonu üçgensel üyelik fonksiyonu ile sinüs fonksiyonunun birleşiminden oluşmaktadır. Bilindiği gibi tip-2 bulanık kümeler belirsizlikleri modellemek için kullanılırlar [127]. Ancak tip-2 bulanık kümelerin üç boyutluluğu kullanıldığı bulanık mantık sistemleri ile çok fazla hesaplama zamanı gerektirmektedir. Bu yönüyle burada önerilen sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonu tip-2 bulanık kümelerin modellediği bazı belirsizlikleri modelleyebilme özelliği ve ilave hesaplama zamanı gerektirmeme avantajıyla bulanık mantık sistemlerin performansının geliştirilmesi için faydalı olacaktır. Bu üyelik fonksiyonu denklem (3.13) ile verilebilir.

$$\mu(x) = \text{üçgenf}(x) + g \cdot \sin(f \cdot x) \quad (3.13)$$

Denklemden g sinüs fonksiyonunun genliği ve f sinüs fonksiyonunun frekansıdır. g=0.15 ve f=100 için bu üyelik fonksiyonunun grafiği şekil 3.16'da görülmektedir.

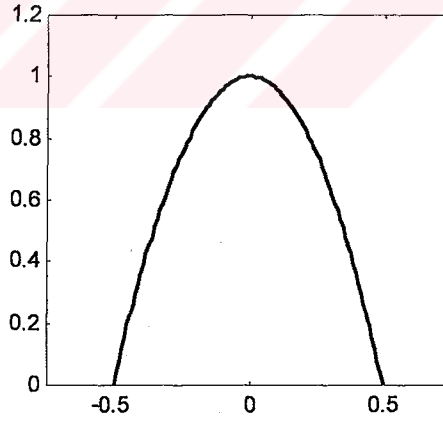


Şekil 3.16. Sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonu

Önerilen 2. Üyelik Fonksiyonu (Parabolik Üyelik Fonksiyonu):

Önerilen bu üyelik fonksiyonunun üyelik değeri denklem (3.14) ile verilebilir. $A=0.5$ ve $b=1$ için karşılık gelen eğri şekil 3.17 ile verilmiştir.

$$\mu(x) = 1 - \left(\frac{x}{a} + b \right)^2 \quad (3.14)$$

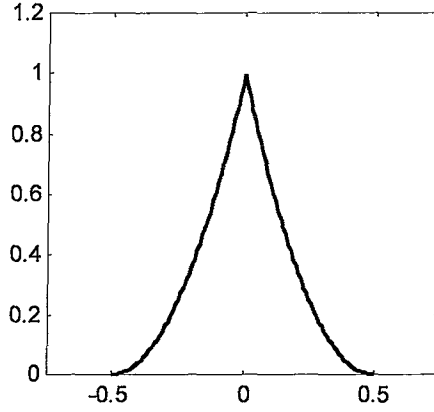


Şekil 3.17. Parabolik üyelik fonksiyonu

Önerilen 3. Üyelik Fonksiyonu (Ters Parabolik Üyelik Fonksiyonu):

Daha önce verilen parabolik üyelik fonksiyonunun tersi olarak verilebilecek ters parabolik üyelik fonksiyonunun denklemi (3.15) ile verilebilir. Buna göre bu üyelik fonksiyonunun değişimi çizilirse şekil 3.18 elde edilecektir.

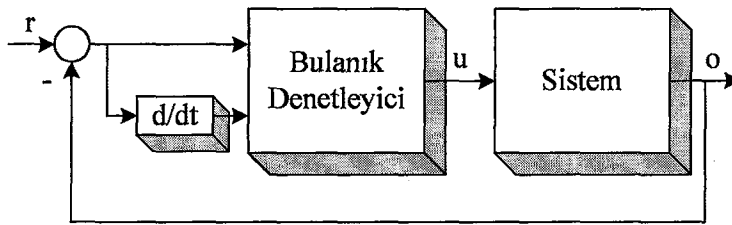
$$\mu(x) = \left(\frac{x}{a} + b \right)^2 \quad (3.15)$$



Şekil 3.18. Ters parabolik üyelik fonksiyonu

3.2.3. Bilgisayar Benzetim Sonuçları

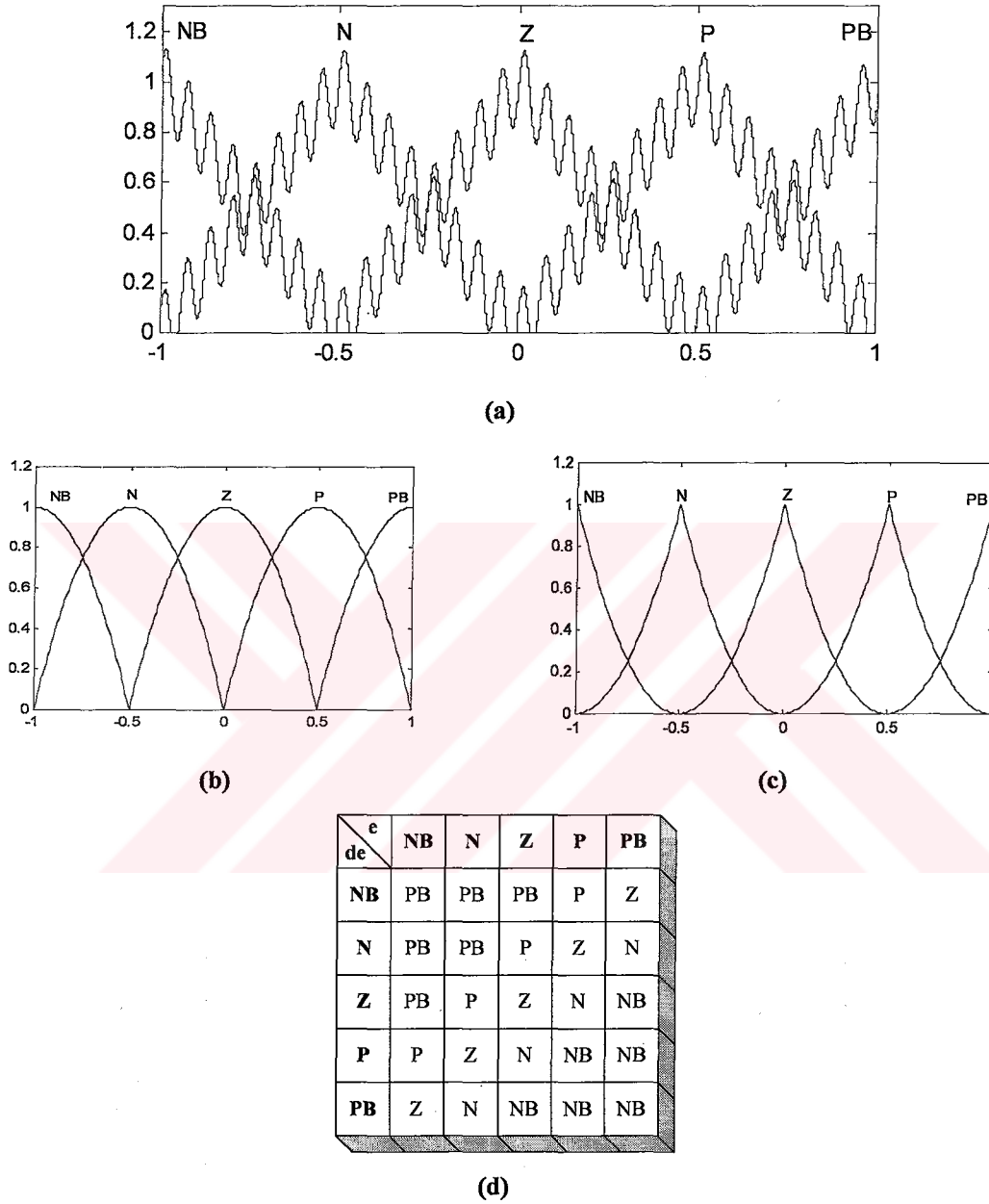
Önerilen üyelik fonksiyonlarının performansını test etmek için Matlab, Simulink ve Fuzzy Logic Toolbox kullanılarak bazı bilgisayar benzetimleri gerçekleştirilmiştir. Bunun için bir DC motorun pozisyon kontrol problemi bulanık denetleyici kullanılarak önerilen üyelik fonksiyonları ve en yaygın kullanılan üçgensel üyelik fonksiyonları karşılaştırılmıştır. DC motorun pozisyon kontrolü için transfer fonksiyonu denklem (3.4) ile verilmiştir. Bulanık kontrollü sistemin blok diyagramı şekil 3.19’da görülmektedir.



Şekil 3.19. Bulanık kontrollü dc motorun blok diyagramı

Hata ve hatanın türevini giriş alan bulanık denetleyici şekil 3.20 ile verilen üyelik fonksiyonları ve kural tabanı ile oluşturulmuştur. Görüldüğü gibi karşılaştırma amaçlı olduğu için bütün üyelik fonksiyonlarının taban değerleri aynı ve simetriktir. Girişler ve çıkış için

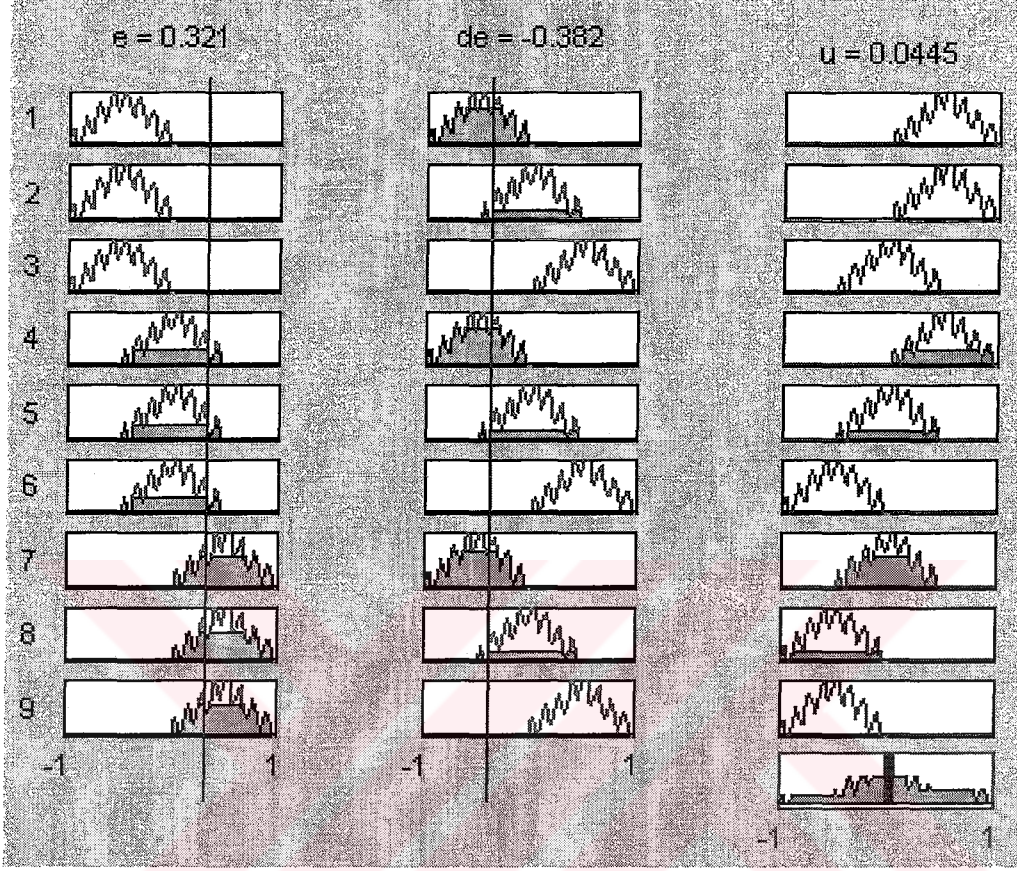
kullanılan üyelik fonksiyonları aynıdır. Şekil 3.20(a, b, c) ile verilen farklı üyelik fonksiyonlarının her biri bir denetleyicide kullanılarak performansları karşılaştırılacaktır.



Şekil 3.20. DC motorun pozisyon kontrolü için kullanılan bulanık denetleyicinin üyelik fonksiyonlarının dağılımı ve kural tabanı

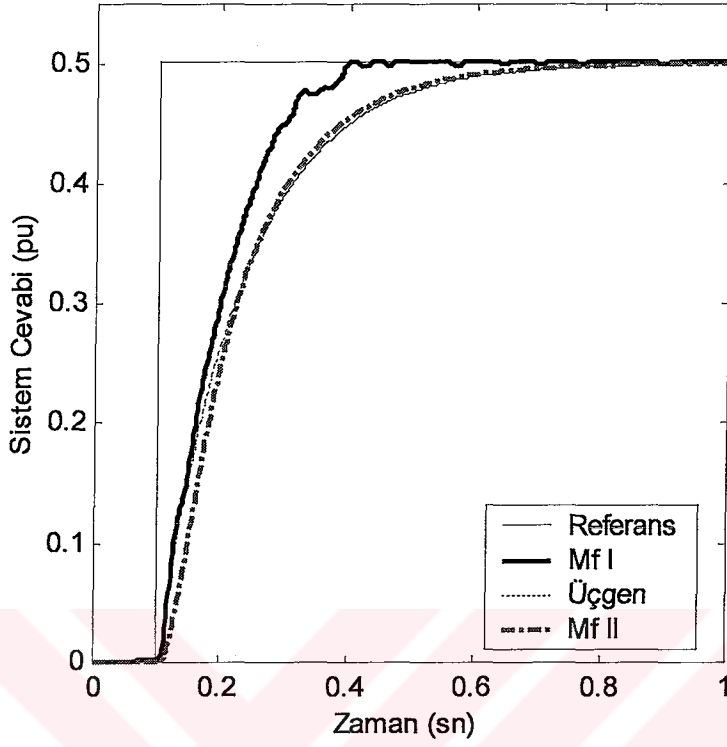
Önerilen bulanık üyelik fonksiyonları kolayca gerçekleştirilebilmektedir. Şekil 3.21’de görüldüğü gibi sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonu Matlab Fuzzy Logic Toolbox içerisine gömülerek kolayca bütün sistemlere uygulanabilir hale gelmektedir. Şekil 3.21 iki girişli bir

çıkışlı ve her bir giriş çıkışında 3 sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonu bulunduran bir bulanık denetleyici için kural izlenimini göstermektedir.

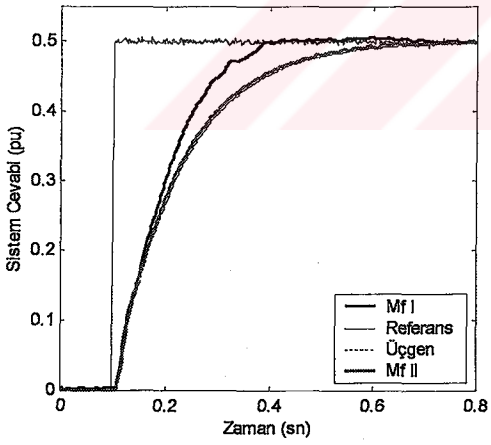


Şekil 3.21. Dokuz kurallı ve sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonları kullanan bir bulanık sistem için kural izlenimi

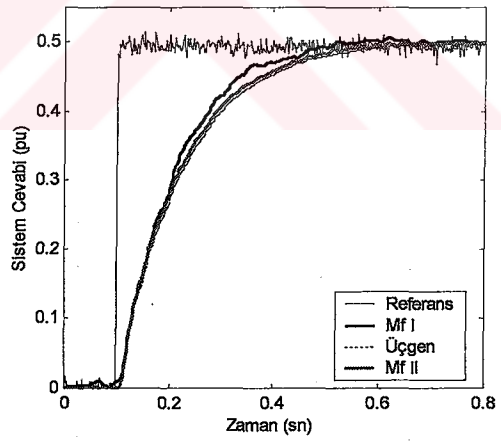
Önerilen bulanık üyelik fonksiyonların etkinliğini göstermek için bazı bilgisayar benzetimleri yapılmıştır. Bu benzetimlerde önerilen üyelik fonksiyonları üçgen üyelik fonksiyonu ile karşılaştırılmıştır. Çünkü literatürde ve birçok gerçek dünya problemi çözümünde üçgen üyelik fonksiyonları kullanılmaktadır. Denetleyici performans değerlendirme koşulları her bir durum için aynıdır. Şekil 3.22 elde edilen bilgisayar benzetim sonuçlarını göstermektedir. Bütün sonuçlarda görüldüğü gibi özellikle sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonu ile elde edilen çıkış cevapları hem yükselme zamanı hem de oturma zamanı bakımından diğerlerinden daha iyidir. Ayrıca sisteme %2 ve %5 gürültü eklenmesi durumunda önerilen üyelik fonksiyonların cevapları şekil 3.22(b, c)'den görülmektedir. Şekillerde Mf I sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonunu, Mf II ise parabolik üyelik fonksiyonunu göstermektedir.



(a)



(b) %2 gürültü eklenmiş sistem



(c) %5 gürültü eklenmiş sistem

Şekil 3.22. Bulanık kontrolde farklı üyelik fonksiyonların performans karşılaştırılması

3.3. Kontrol Sistemleri İçin Yeni Tip-1 ve Tip-2 Bulanık Çok Kriterli Karar Verme Yaklaşımları

Bulanık karar verme problemleri araştırmacılar, kontrol sistemleri ve gerçek dünya uygulamaları için çok önemlidir. Bu kısımda bir kontrol sistemini bulanık karar verme problemi olarak değerlendirerek yeni çözümler geliştirilmiştir. Önerilen yöntemlerin temel özellikleri geleneksel bulanık integrale uyarlanabilirlik kazandırılması ve bulanık integral ile tip-2 bulanık kümelerin kombinasyonu ile kontrol sistemlerindeki çözümlerin esnekliğini geliştirmektir. Bu nedenle önerilen algoritmaların etkinliğini göstermek için kontrol sistemlerinde bazı uygulama sonuçları verilmiştir. Bu sonuçlar verilmeden önce kısaca bulanık karar verme kavramından bahsedilecektir.

Bir karar verme problemi bazı kriterlere göre en iyi alternatifi seçme işlemidir. Gerçek dünya sistemlerinde karar verme problemleri genellikle belirsizlikler içerir. Bilgi eksikliği nedeniyle sistemin sonraki durumu tam olarak bilinmeyebilir. Belirsizliğin bu tipi olasılık ve istatistik teorisi ile yaklaşık olarak çözülmüştür. Bununla birlikte mühendislik ve üretim gibi gerçek yaşamın birçok alanında insan kararları çoğunlukla öznel algı ve düşünmeyi ifade etmek için doğal dilleri kullanır. Bu doğal dillerdeki kelimelerin anlamı genellikle muğlaktır. Bundan dolayı bir kelimenin anlamı ait olduğu bir küme için bir etiket kullanılarak iyi tanımlanabilir. Böylece bulanık kümeler karar verme yöntemlerinde uygun dilsel değişkenler için kullanılabilir. Bu fikir ile bulanık ortamda karar verme için farklı modeller oluşturulan birçok çalışma yapılmıştır [128, 129]. Bir bulanık ortamdaki karar bulanık amaç fonksiyonu ve bulanık kısıtlamaların kesişimi olarak göz önüne alınabilir. Birçok durumda karar verme probleminde en optimum çözümü belirlemek bir kriter kullanılarak yapılamaz. Bunun için literatürde çok kriterli karar verme teknikleri önerilmiştir [130-132]. Bulanık çok kriterli karar verme teknikleri iki ana bölüme ayrılabilir. Bunlar çok amaçlı karar verme ve çok nitelikli karar verme teknikleridir. Beom [130] belirsiz ortamlarda çok kriterli karar verme yöntemi kullanan bir mobil robotta kontrol davranışı için bir çalışma yapmıştır. Kuo [132] ise bulanık çok kriterli karar verme yöntemlerinin geçerliliğini test etmek için bir prosedür önermiştir.

Bulanık çok nitelikli karar verme sistemleri bulanık çok kriterli karar verme tekniklerinin önemli bir alanıdır. Çok nitelikli karar verme, karar için önemli olan birçok kriter içerisinden bir karar alternatifinin seçimi ile ilgilendir. Karar verme problemi çok amaçlı karar verme problemleri ile aynı olmasına rağmen, çözüm yöntemleri karar alternatifleri ile değişmektedir. Çok nitelikli kararlar modelleme seçim problemleri için kullanılırlar. Bulanık çok nitelikli karar verme problemi için bulanık küme yaklaşımının temel elemanları şunlardır [133].

- Alternatifler kümesi,
- Kriterler kümesi,
- Her kriterin alternatifinin üyelik değerleri,
- Ağırlık faktörleri,
- Performans fonksiyonu,
- Alternatiflerin en iyisi için düzenleme mekanizması.

Karar vermenin amacı mümkün alternatiflerden optimum çözümü seçmektir. Kullanılabilir alternatiflerin ilk seçimi karar verme probleminin yapılandırılması sırasında oluşur. Karar kriter sayısına bağlıdır. En iyi alternatif karar kriterlerinin derecesine göre seçilir. Kriterlerin seçimi karar verme probleminin yapısını oluşturur ve karar verici tarafından dikkatlice belirlenmelidir. Bulanık karar vermede yargılama bilgisi genellikle her bir kriter için karar vericinin memnuniyet derecesini gösteren üyelik değerleri şeklinde sağlanır ve bu üyelik değerleri bulanık üyelik fonksiyonları ile elde edilebilir. Daha önemli kriterler daha az önemli kriterlerden kararın sonucunu daha çok etkilemelidir. Bundan dolayı kriterlerin önemindeki farklılık karar problemi içerisine ağırlık faktörlerinin eklenmesi ile modellenenabilir. Alternatifler hakkındaki bilgi alternatifin uygunluğunu belirlemek için birleştirilmelidir. Bu farklı performans fonksiyonları kullanılarak yapılabilir. Karar verici amaçlarına uygun bir performans fonksiyonu seçmelidir. Performans fonksiyonu her alternatife bir değer atar. Eğer bu değer keskin bir değerse birleştirilen kuralların düzenlenmesi alternatiflerin en rütbelisine karşılık gelir.

Bu bölümde bulanık çok kriterli karar verme sistemlerinin önemli bir aşaması olan bulanık integral için yeni yaklaşımlar sunulacaktır. Önerilen yaklaşımların temel özellikleri bulanık integralin uyarlanabilirlik yeteneği kazanması ve karar verme sistemlerindeki belirsizlikleri elimine etmektir.

3.3.1. Bulanık İntegral

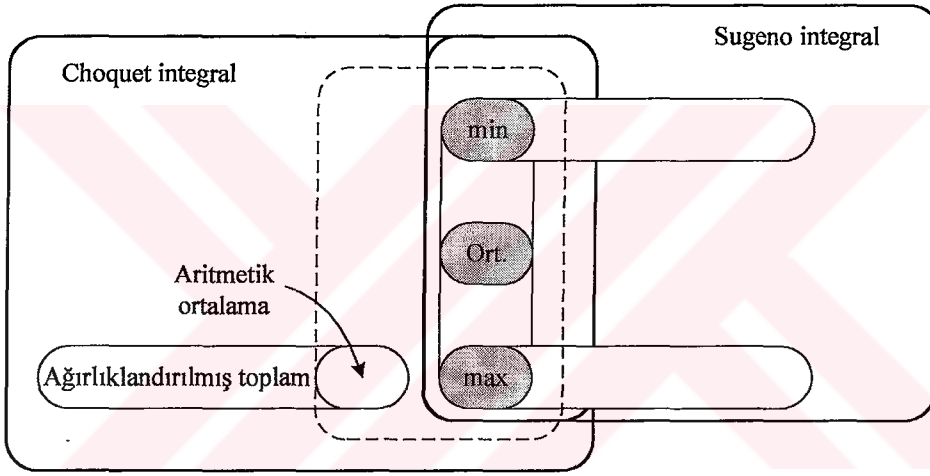
Bulanık çok nitelikli karar verme çözüm prosedüründen yukarıda bahsedildi. Bu çözüm prosedüründe en önemli eleman performans veya birleştirme fonksiyonudur. Bulanık integral çok kriterli karar verme problemlerinde kullanılan etkili bir birleştirme fonksiyonudur. Bulanık integral uzman bilgisi ile belirlenen bulanık ölçüm fonksiyonuna dayanan bilgiyi birleştirmeyi sağlar. Bu operatör birçok uygulamada geleneksel yöntemlere göre daha esnek ve verimli sonuçlar vermektedir [134, 135].

Çok kriterli karar verme sistemlerinde uzman görüşüne dayalı bulanık ölçümlere göre yapılan bir bilgi toplama, birleştirme veya kaynaştırma işlemi olan bulanık integral, doğrusal

olmayan bulanık ölçümlerin birleştirilmesinde yarı aritmetik ortalama, orta değer, ağırlıklandırılmış minimum ve maksimum, düzenli ağırlıklandırılmış ortalama operatörler gibi klasik yöntemlere göre oldukça esnek ve etkilidir. Bazı bulanık integral teknikleri şu şekilde verilebilir [136].

- Choquet integral
- Sugeno integral
- Sipos integral
- T-conorm integral
- Lebesgue integral

Şekil 3.23 değişik birleştirme operatörleri ile bulanık integraller arasındaki küme ilişkisini göstermektedir.



Şekil 3.23. Klasik ve bulanık birleştirme operatörleri için küme ilişkileri

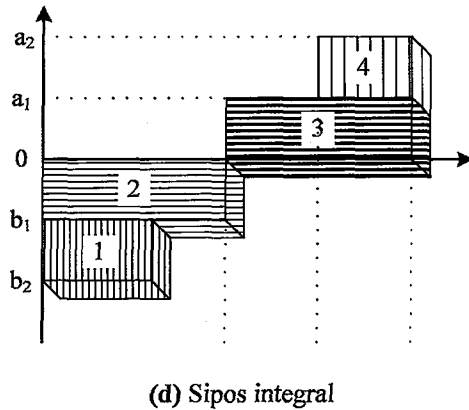
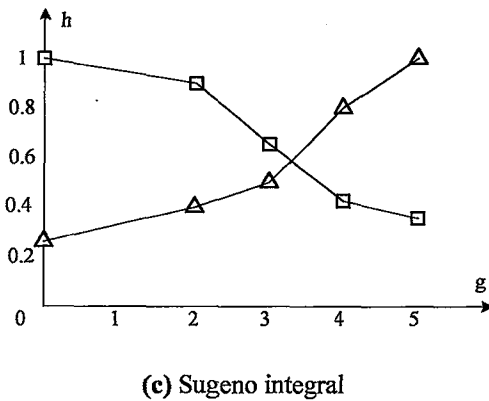
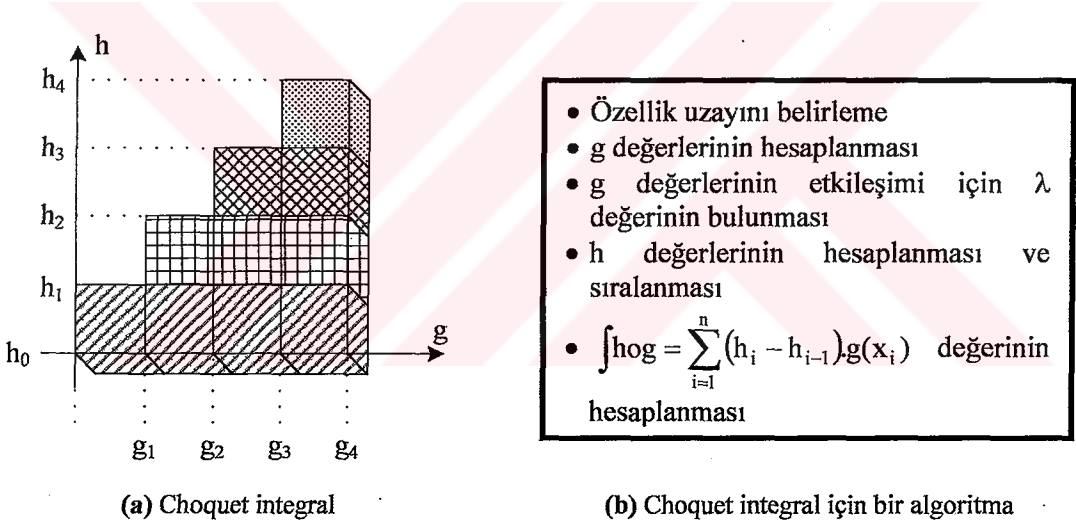
Bu tekniklerden en sade ve kolay olanı Choquet integral tipidir. Sugeno integral ise farklı olarak normalizasyon ve kriterlerin etkileşimini içerir. Diğer teknikler ise bu iki tekniğin geliştirilmesi ile ortaya çıkmış olan tekniklerdir. Bulanık integral teknikleri çoğunlukla çok kriterli karar verme sistemleri, bilgi kaynaştırma, görüntü işleme ve örüntü tanıma gibi alanlarda kullanılmaktadır.

Bulanık integral $h(x)$ amaç ifadesi ve g bulanık ölçümün çarpımları toplamıdır ve $\int h(x_i) \cdot g$ ile gösterilmektedir. Amaç ifadesi $h(x)$ verilen kriterlere göre alınması gereken kararı destekleme oranını göstermektedir. g bulanık ölçümleri ise verilen özellik veya kriterin önem derecesini veren $[0, 1]$ aralığında ağırlık değerleridir. Bunun için öznel ifade olarak bilinir ve çoğunlukla bir uzman tarafından belirlenir.

Klasik integralin gelişmiş hali olan en sade bulanık integral tekniği denklem (3.16) ile verilen Choquet integral tekniğidir.

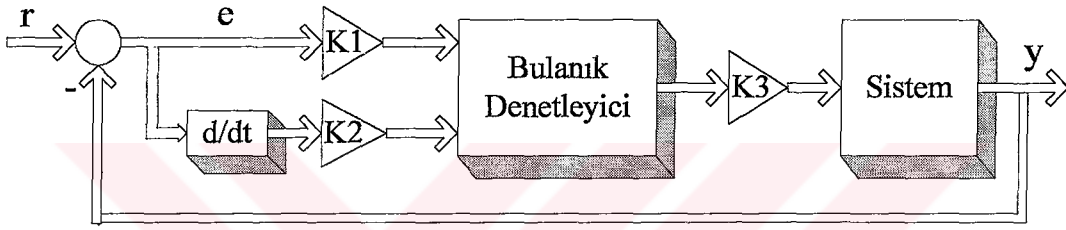
$$\int h(x) \cdot g = \sum_{i=1}^n [h(x_i) - h(x_{i-1})] \cdot g(A_i) \quad (3.16)$$

Şekil 3.24(a) Choquet integralin yapısını göstermektedir. Nesnel ifade $h(x)$ ve öznel ifade g genellikle bir uzman tarafından belirlenir. Şekil 3.24(a)'da görüldüğü gibi $h_4 \geq h_3 \geq h_2 \geq h_1 \geq h_0 = 0$ 'dır ve tüm h değerleri pozitif alandadır. Bu değerlerin pozitif olması kararın desteklendiği anlamına gelmektedir. Eğer h değerleri için negatif alan söz konusu ise bu bazı kriterlerin kararı olumsuz yönde etkileyeceğini gösterecektir. Ancak bu olasılık Choquet integral için söz konusu değildir. Negatif değerleri içeren teknik şekil 3.24(b)'de görülen Sipos integral tekniğidir.



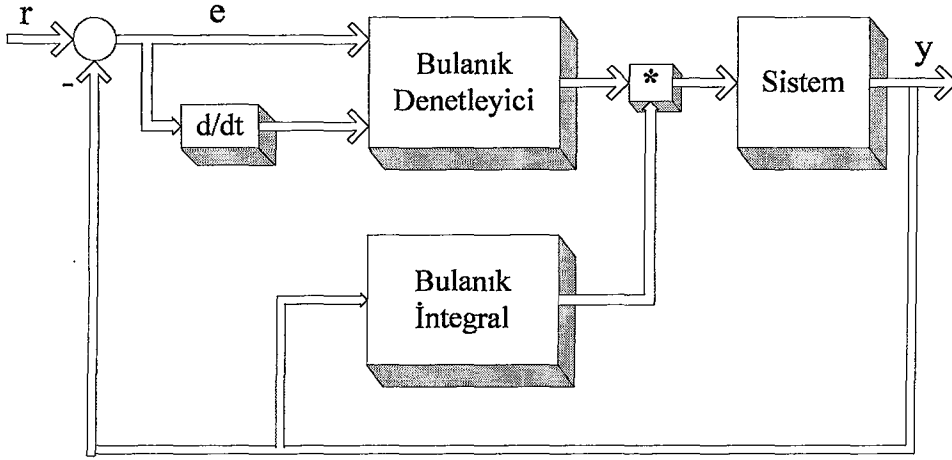
Şekil 3.24. Farklı bulanık integral teknikleri

Choquet integralde giriş olarak alınan değişimler, bulanık kümeler kullanılarak elde edilen nesnel h değerleri ve uzman tecrübesi ile verilen öznel bulanık ölçüm g değerleri birleştirilerek istenilen yönde karar verme mekanizması oluşturmak için çıkışa yansıtılır. Choquet integral için farklı bir uygulama bulanık denetleyicinin çıkış değerinin ayarlanması örneğidir. Bilindiği gibi geleneksel bulanık denetleyicilerin yapısı sistemin her türlü değişimine karşı sabit kalmaktadır. Bunun için bulanık denetleyicinin çıkış değişkeninin ölçeklendirme faktörü herhangi bir çalışma anında o andaki sistem çıkışı ele alınarak üretilen bulanık integral sonucu kullanılarak elde edilebilir. Sistem cevabının yükselme zamanı, aşma oranı ve oturma zamanı özelliklerine göre nesnel hesaplamalar yapılarak bu hesaplama sonuçları ve daha önceden belirtilen bulanık ölçüm değerleri bulanık integral kullanılarak birleştirilir.



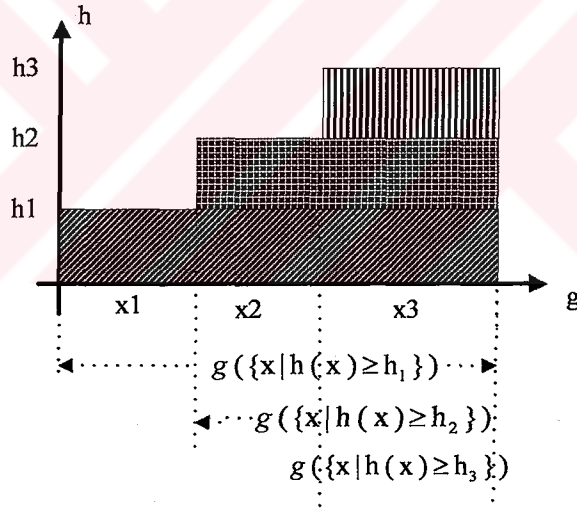
Şekil 3.25. Geleneksel bulanık denetleyici yapısı

Geleneksel bir bulanık denetleyicinin yapısı Şekil 3.25’de verilmiştir. Giriş değerlerinin bulanık denetleyicinin üyelik fonksiyonları taban değerleri dışına çıkmaması ve kararlılığın sağlanması için şekildeki gibi K_1 , K_2 ve K_3 ölçekleme faktörleri kullanılmaktadır. Ancak bazı durumlarda bu değerlerin de güncellenmesi gerekebilir. Ölçekleme faktörlerinin ayarlanması için literatürde birçok çalışmalar olduğundan bahsedilmiştir. Bu kısımda Şekil 3.26’da verildiği gibi yeni bir yaklaşım olarak bulanık denetleyicinin çıkışını ayarlamak için bulanık integral yapısı kullanılmıştır.



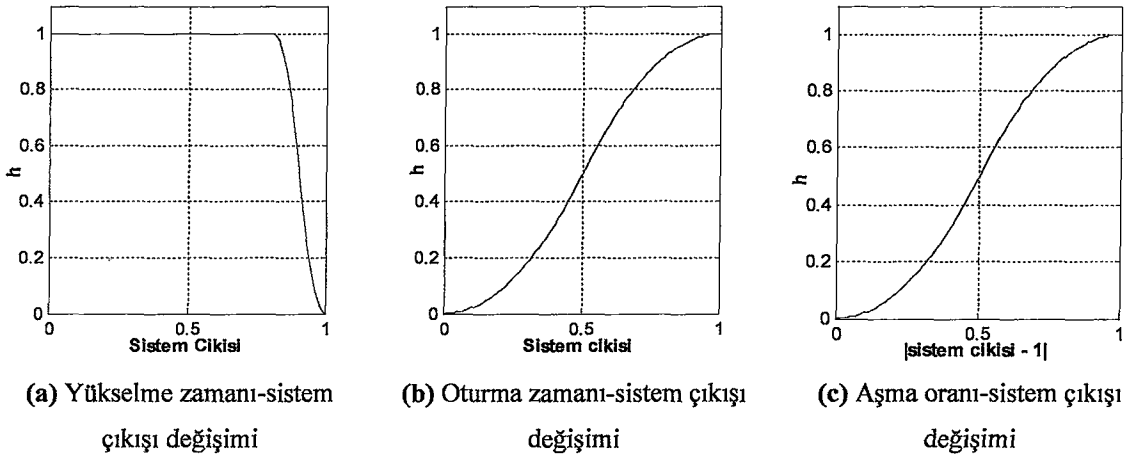
Şekil 3.26. Bulanık integral kullanan bulanık denetleyici yapısı

Sistem çıkışını giriş olarak alan bulanık integral algoritması sistemin aşma, oturma ve yükselme zamanlarına göre gerekli ayarlamaları bir karar verme mekanizması olarak çıkışa yansıtmaktadır.



Şekil 3.27. h fonksiyonunun Choquet integrali

Şekil 3.27’de görüldüğü gibi zaman eksenine düşen özellikler sırasıyla x_1 =yükselme zamanı, x_2 =aşma oranı ve x_3 =oturma zamanı olmak üzere özellikler kümesi; $X=\{x_1, x_2, x_3\}$ şeklinde oluşur. Bu özelliklerin hesaplandığı an için sistem cevabından etkilenme oranlarını gösteren h değerleri ise $[0, 1]$ aralığındadır. $h^{(t)}(x_i)$, t anında x_i özelliğinin sistem cevabından etkilenme oranını göstermektedir. $h^{(t)}(x_i)$ nesnel hesaplamaları ise Şekil 3.28’de gösterilen üyelik fonksiyonları ile belirlenmektedir.



Şekil 3.28. Bulanık integral için h değerleri

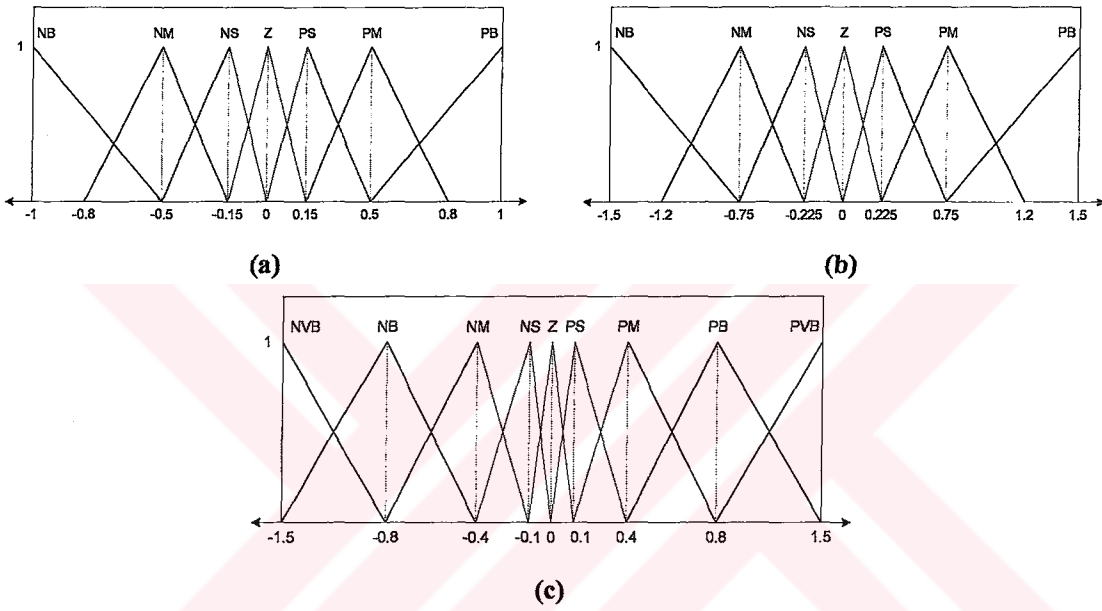
Şekil 3.28(a)'da görüldüğü gibi yükselme zamanı sistem çıkışının % 90'a ulaşmaya kadar önemini korur. %80'den sonra azalır. Şekil 3.28(b)'de ise |sistem çıkışı-1| değeri 0'a yaklaştıkça aşma oranının önem derecesi azalır. Bu değer arttıkça sıfıra çekmek için önem derecesi de artacaktır. Şekil 3.28(c)'de ise benzer şekilde oturma zamanı ile sistem çıkışı arasındaki ilişki gösterilmiştir. Bu üyelik fonksiyonları doğrultusunda, herhangi bir anda sistem çıkışına göre her bir özellik için nesnel hesaplamalar yapılır. Elde edilen bu nesnel hesaplamalar ve daha önceden belirtilen bulanık ölçüm değerleri bulanık integral ile birleştirilir. Burada özellikler arası etkileşim monoton bir bulanık ölçüm gerektirdiğinden Choquet bulanık integral tipi kullanmak daha uygun olduğu görülmektedir. x_1 , x_2 ve x_3 özelliklerinin birbirleriyle etkileşimleri aşağıdaki denklemlerde gösterilen λ_i değerleri ile sağlanmaktadır.

$$\begin{aligned}
 g(\{x_1, x_2\}) &= g(\{x_1\}) + g(\{x_2\}) + \lambda_1 \cdot g(\{x_1\})g(\{x_2\}) \\
 g(\{x_1, x_3\}) &= g(\{x_1\}) + g(\{x_3\}) + \lambda_2 \cdot g(\{x_1\})g(\{x_3\}) \\
 g(\{x_2, x_3\}) &= g(\{x_2\}) + g(\{x_3\}) + \lambda_3 \cdot g(\{x_2\})g(\{x_3\}) \\
 g(\{x_1, x_2, x_3\}) &= 1
 \end{aligned} \tag{3.17}$$

λ_1 , x_1 ile x_2 arasındaki etkileşimden dolayı $[-1, 0]$ aralığında negatif bir değer alacaktır. Diğer etkileşimler de özelliklere bağlı olarak pozitif küçük veya büyük değerler alacaklardır. Böylece sistemdeki herhangi bir değişikliğe paralel olarak bulanık integral yapısının denetleyici çıkışını dinamik olarak ayarlayacaktır. Bu özelliği ile sağlam bir yapı kazandırılmaktadır.

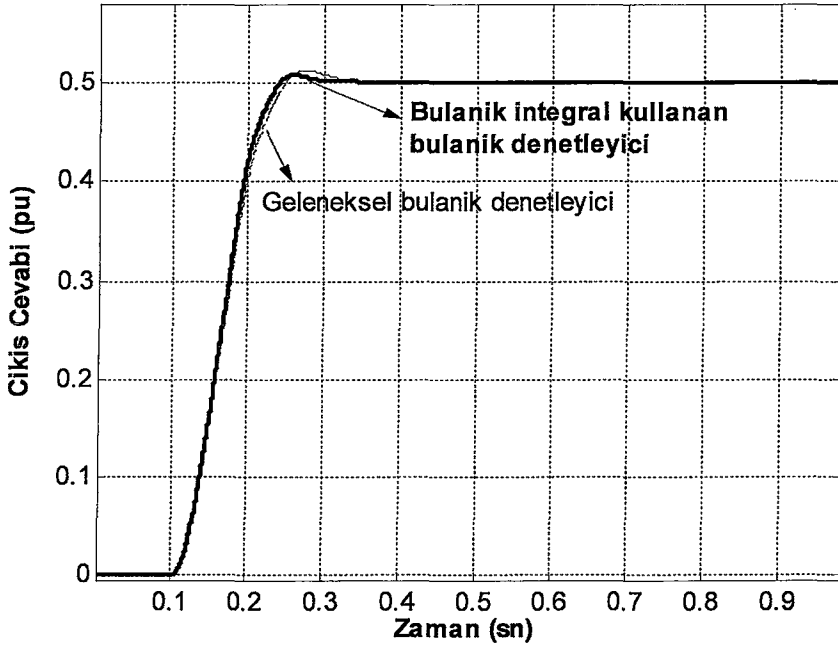
Yukarıda anlatılan modelin etkinliği MATLAB/Simulink ortamında bir bulanık denetleyici üzerinde gösterilecektir. Bu denetleyici ile transfer fonksiyonu $G(s)$ olan bir DC

motorun pozisyon kontrolü gerçekleştirilecektir. Denetleyicinin girişleri $e(k) = y_r(k) - y(k)$ ve $\Delta e(k) = e(k) - e(k-1)$ şeklinde hata ve hatanın değişimidir. Sistemin çıkışında 360 derece, 1'e normalize edilmiştir. İstenen referans değeri $y_r(k) = 1$ ve örnekleme zamanı 20 μs 'dir. Bulanık PI denetleyicinin yükselme zamanı 10-90 % aralığı, M_p ve f_v sırasıyla tepe değeri ve final değeri olmak üzere aşma oranı $\frac{(M_p - f_v)}{f_v} \times 100\%$ olarak belirlenmiştir. Ayrıca oturma zamanı, sistem cevabının referans değere % 2 toleransla yaklaştığı kabul edilmiştir.



Şekil 3.29. Bulanık denetleyicinin giriş(a-b) ve çıkış (c) üyelik fonksiyonları

Önerilen yaklaşım MATLAB/Simulink kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Şekil 3.30'dan görüldüğü gibi bulanık integral kullanan bulanık denetleyici geleneksel bulanık denetleyiciye göre daha iyi sonuç vermektedir.



Şekil 3.30. 1 referansı için dc motor pozisyon kontrolünde klasik PI, klasik bulanık denetleyici ve bulanık integralli bulanık denetleyici cevapları

Karar verme özelliği olan bulanık integral için bir uygulama olarak bulanık denetleyicinin çıkışı ayarlanarak yükselme zamanı, oturma zamanı ve aşma oranı özellikleri istenilen değerlere getirilmiştir. Sistem karmaşıklığını azaltan ve hesaplama zorluğu getirmeyen bu algoritma bilgisayar benzetimleri ile doğrulanmıştır.

3.3.2. Uyarlamalı Bulanık İntegral

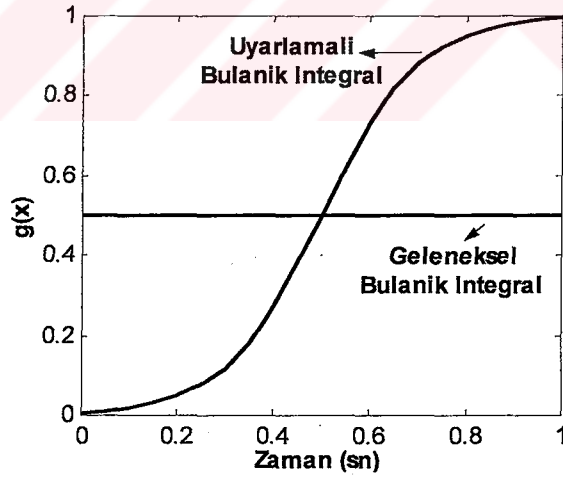
$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ şeklinde sonlu bir kümedir ve bu küme karar verme ortamında bulunan kriterleri göstermektedir. Bu kriterlere göre alınacak kararların doğruluk oranları ise $h_i : x_i \rightarrow [0,1]$ ile gösterilmektedir. Öne sürülen bu modelde ise g öznel bulanık ölçüm fonksiyonu, çalışma anında sabit değildir ve üyelik fonksiyonları kullanılarak sürekli güncellenmektedir. Bu modelde g^i ler yerini g^i_t lere bırakmaktadır. g^i_t , t anında x_i kriterinin önem derecesini göstermektedir. Her bir durum değişkeni, uzman tarafından belirlenen uygun parametrelere sahip bir üyelik fonksiyonu ile ifade edilmektedir.

$$g^i_t = g(\{x_1\}, t) = g(\{x_1\}, s_1, s_2, \dots, s_m) \\ = f^i(s_1, s_2, \dots, s_m)$$

$$g^2_t = g(\{x_2\}, t) = g(\{x_2\}, s_1, s_2, \dots, s_m) \\ = f^2(s_1, s_2, \dots, s_m) \quad (3.18)$$

$$g^n_t = g(\{x_n\}, t) = g(\{x_n\}, s_1, s_2, \dots, s_m) \\ = f^n(s_1, s_2, \dots, s_m)$$

Örnek olarak bir bulanık denetleyiciyi düşünecek olursak; bulanık integral kullanarak bu denetleyicinin yükselme zamanı, aşma oranı ve oturma zamanı gibi kriterleri optimuma yaklaştırılabilir. Eğer böyle bir uygulamada klasik bulanık integral yapısında olduğu gibi bahsedilen kriterlerin ağırlık değerlerini sabit belirlersek elde edilen sonuç etkili olmayacaktır. Örneğin yükselme zamanı kriterinin önem derecesi sistem çıkışı referans değere %90 yaklaşıncaya kadar düşmeli ve %90 dan sonra aşma oranı ve oturma zamanı kriterleri önem kazanmalıdır. Ancak böyle bir yaklaşımı sabit bulanık ağırlık değerleri ile yakalamak mümkün değildir. Bunun için önerilen yaklaşımda bu ağırlık değerlerini ifade etmek için üyelik fonksiyonları kullanılır. Şekil 3.31’de görüldüğü gibi uyarlamalı bulanık integral modelinde klasik modele göre daha esnek bir yapı söz konusudur. Klasik modelde önem derecesi sistemin çalışmaya başlamasından sonuna kadar sabit bir değerde kalırken önerilen modelde farklı tipte bulanık üyelik fonksiyonları kullanılabilir.



Şekil 3.31. Geleneksel ve uyarlamalı bulanık integral için g değerlerinin karşılaştırılması

Uyarlamalı bulanık integral modelinde, herhangi bir t anında bütün g^i_t ler belirlendikten sonra etkileşimleri sağlayacak olan λ değeri ise aşağıdaki denklemlerde gösterildiği gibi hesaplanır.

$$g_i(\{X\}) = \frac{1}{\lambda} \left\{ \prod_{i=1}^n [1 + \lambda \cdot g_i(\{x_i\})] - 1 \right\} \quad (3.18)$$

Bulanık ölçüm fonksiyonunun sınır şartı olan $g_i(\{X\})=1$ ifadesi denklem (3.18)'de yerine yazılırsa denklem (3.19) elde edilir.

$$1 + \lambda = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda \cdot g_i) \quad (3.19)$$

Eğer $0 \leq h_1 \leq h_2 \leq \dots \leq h_n \leq 1$ şeklinde ise Sugeno bulanık integral yapısı kullanılabilir ve denklem 3.20'deki gibi hesaplanır.

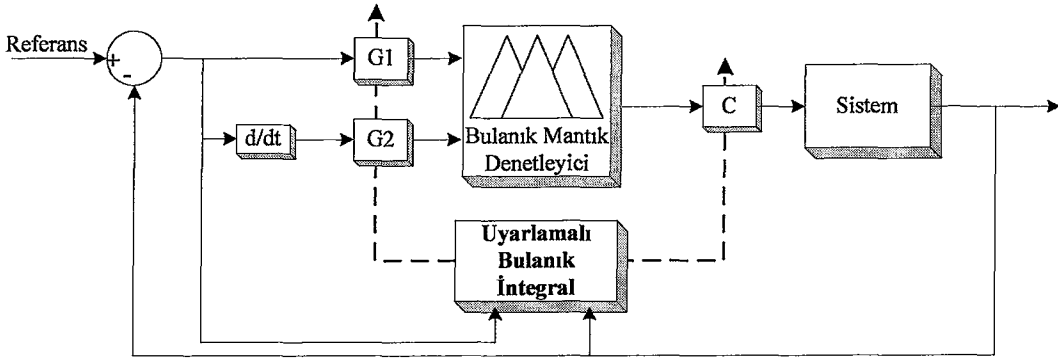
$$\int_A h(x) \circ g_i(.) = \max_{i=1}^n [\min(h(x_i), g_i(A_i))] \quad ; \quad A_i = \{x_1, x_2, \dots, x_i\} \quad (3.20)$$

Eğer choquet integral tercih edilecekse denklem (3.21) kullanılabilir.

$$(C) \int h g_i = \sum_{i=1}^n (h_i - h_{i-1}) \cdot g_i(\{x \mid h(x) \geq h_i\}) \quad (3.21)$$

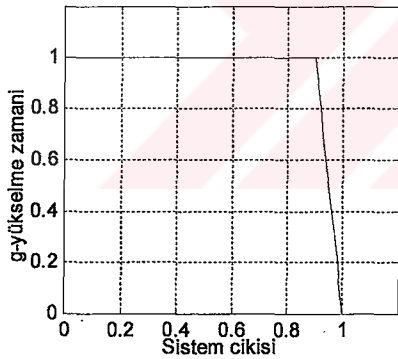
Burada bulanık mantık tabanlı denetleyici için Choquet integral seçilmiştir. Şekil 3.32'de görüldüğü gibi bir bulanık denetleyicinin giriş/çıkış ölçeklendirme faktörleri bulunmaktadır. Bu uygulamada denetleyicinin iç yapısı değiştirilmeden sadece giriş/çıkış ölçeklendirme faktörleri önerilen bulanık integral yaklaşımı ile ayarlanmıştır.

Bulanık integral teorisinden bildiğimiz üzere öncelikle yapmamız gereken bir karar ortamı seçmek ve bu karar ortamındaki kriterleri belirlemektir. Bu uygulamada nesne sistemin verdiği çıkış cevabı, karar ise giriş/çıkış ölçeklendirme faktörlerinin değerleridir. Göz önüne alacağımız kriterler ise sistem çıkışının yükselme zamanı, aşma oranı ve oturma zamanı özellikleridir. Dolayısıyla kriter kümesi $X = \{x_1 = \text{yükselme zamanı}, x_2 = \text{aşma oranı}, x_3 = \text{oturma zamanı}\}$ dır.

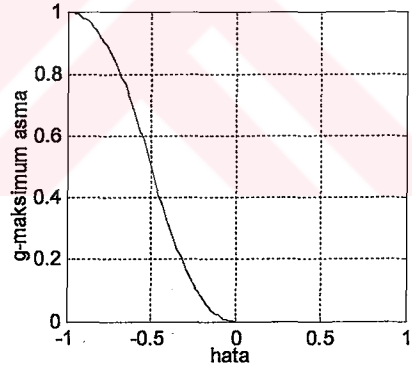


Şekil 3.32. Uyarlamalı bulanık integral ile gerçekleştirilen bulanık denetleyici yapısı

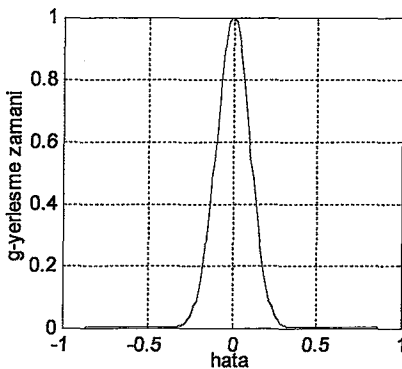
Şekil 3.32’de görüldüğü gibi önerilen bulanık denetleyici modelinde G1, G2 ve C olmak üzere 3 tane ölçeklendirme faktörü vardır. Bu uygulamada, ölçeklendirme faktörleri uyarlamalı bulanık integral modeli kullanılarak çalışma anında sürekli güncellenmektedir. Herhangi bir t anında sistemdeki hata ve hatanın değişimine bakılarak yükselme zamanı, aşma oranı ve oturma zamanı kriterlerinin bulanık ağırlık değerleri uyarlanmaktadır. Bu uyarlama işlemi şekil 5’de gösterilen üyelik fonksiyonları ile gerçekleştirilmektedir.



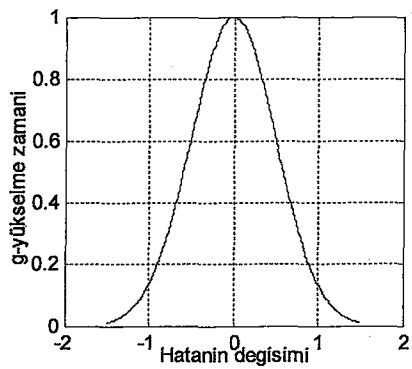
(a) Hata için $g(\{\text{yükselme zamanı}\})$



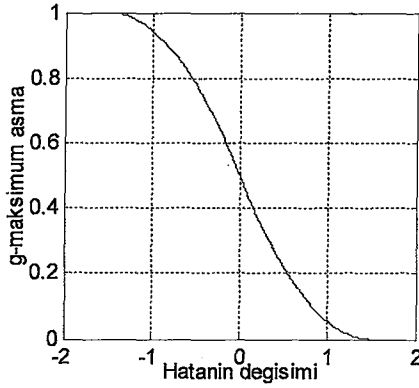
(b) Hata için $g(\{\text{maksimum aşma}\})$



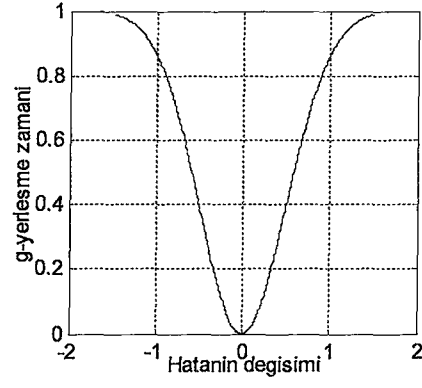
(c) Hata için $g(\{\text{yerleşme zamanı}\})$



(d) Hatanın değişimi için $g(\{\text{yükselme zamanı}\})$



(e) Hatanın değisimi için $g(\{\text{maksimum asma}\})$

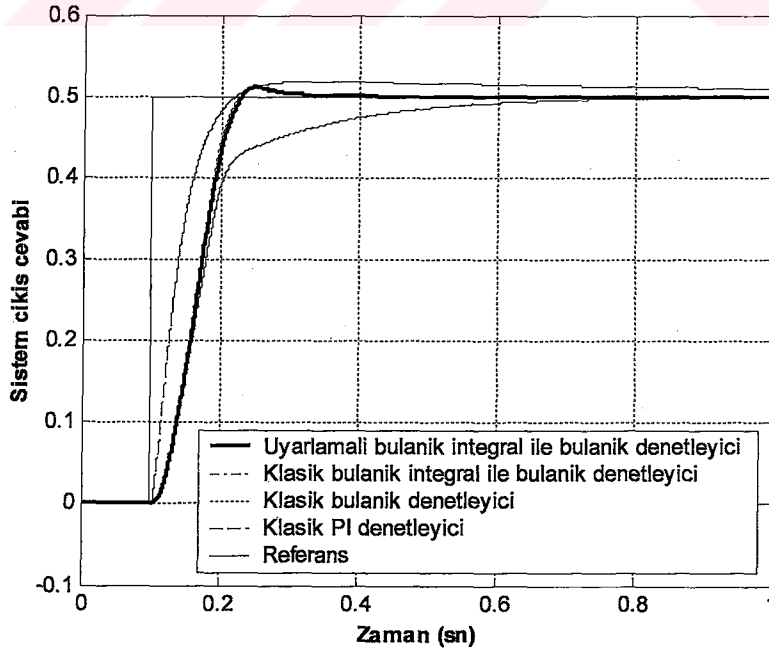


(f) Hatanın değisimi için $g(\{\text{yerleşme zamanı}\})$

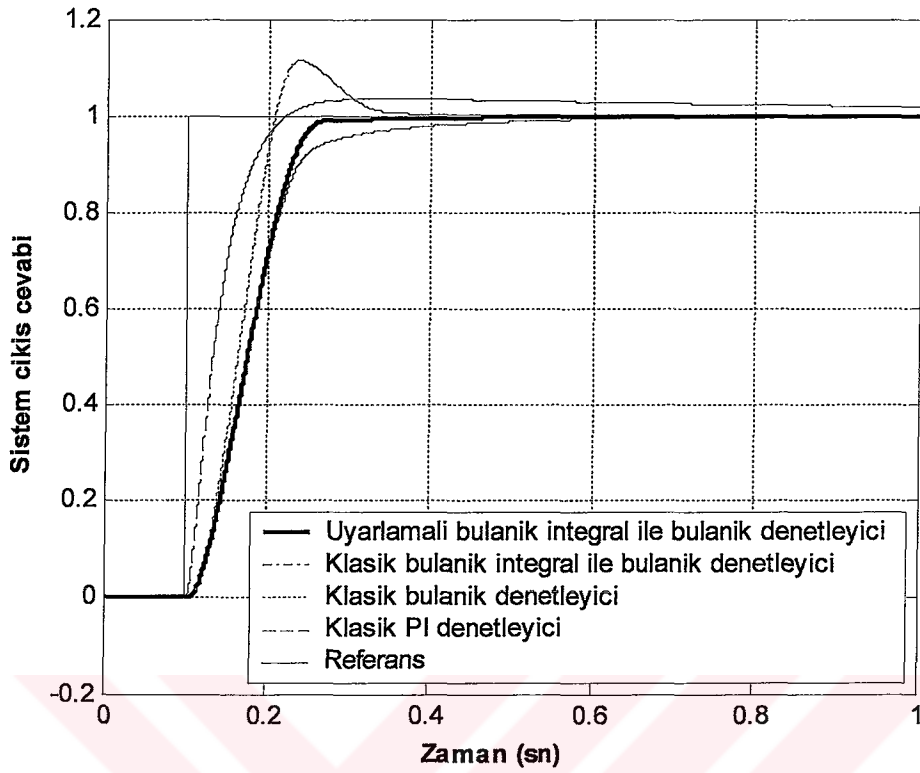
Şekil 3.33. Uyarlamalı bulanık integral için g yoğunluk değeri

Önerilen bulanık integral modelinin kontrol sistemlerindeki etkinliğini göstermek için MATLAB/Simulink ortamında bir bilgisayar benzetimi gerçekleştirilmiştir. Uygulama olarak bulanık denetleyici ile bir doğru akım motorunun pozisyon kontrolü gerçekleştirilmiştir. Bilgisayar benzetimlerinde $T=0.0002$ sn sabit örnekleme zamanı kullanılmıştır.

Şekil 3.34'de sırasıyla 0.5 ve 1 referans değeri için önerilen modelin verdiği cevap diğer modellerle karşılaştırılmaktadır. Bu değisimlerde 360 derece 1 ile normalize edilmiştir. Önerilen modelin klasik PI denetleyici, bulanık denetleyici ve klasik bulanık integralli bulanık denetleyiciden daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.



(a) 0.5 pu referans pozisyon girişi için sonuçlar

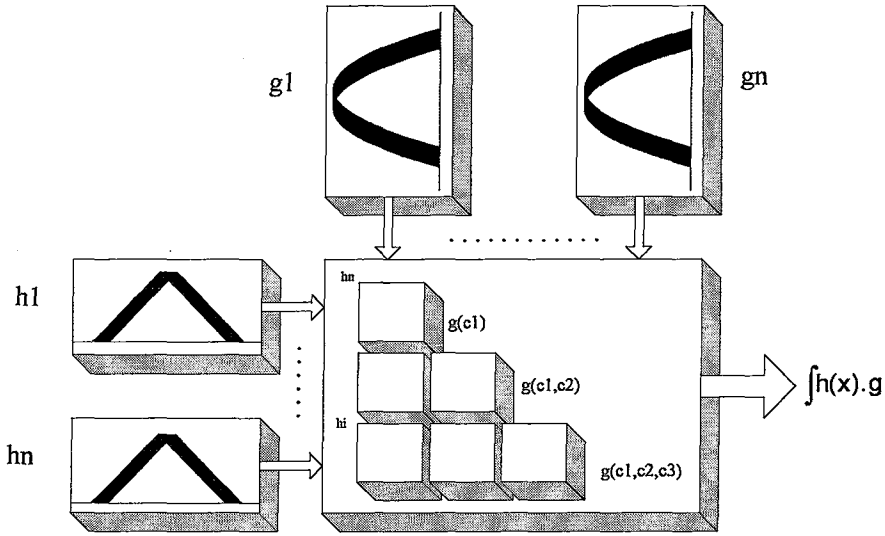


(b) 1 pu referans pozisyon girişı için sonuçlar

Şekil 3.34. Uygulama sonuçları

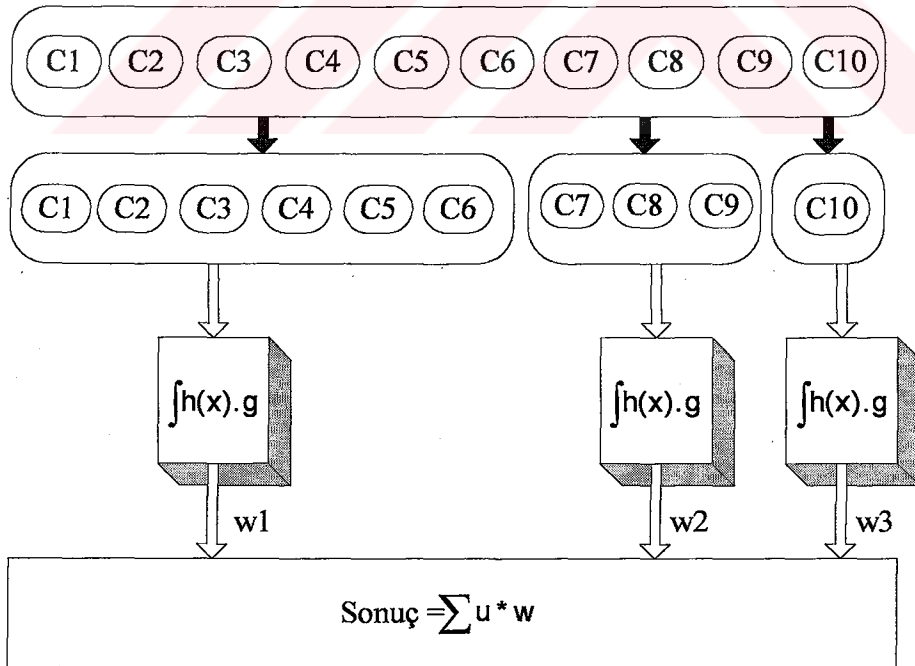
3.3.2. Tip-2 Bulanık Karar Verme

Tip-2 bulanık kümelerin kullanımı gürültü veya karmaşık süreçler gibi belirsizlik derecesi yüksek olduğu zaman etkili hale gelmektedir. Elbette tip-1 bulanık kümeler bir sistemdeki basit süreçler için bulanık karar vermede yeterli olabilir. Ancak kontrol sistemlerinde yüksek nonlineerliğe sahip süreçler vardır. Bu süreçlerin kontrolü için kullanılacak karar verme sistemlerinde tip-2 bulanık kümelerin kullanımı faydalı olacaktır. Karar verme sistemlerinin bir aşaması olan bulanık integral için tip-2 bulanık kümelerin kullanılmasını gösteren bir blok diyagramı şekil 3.35 ile verilmiştir.



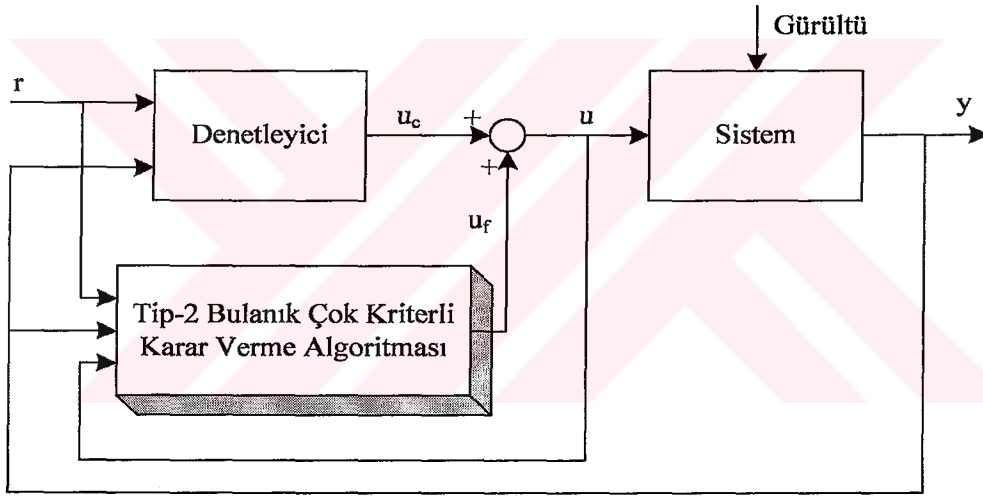
Şekil 3.35. Tip-2 bulanık Choquet integral

Şekil 3.36 ürün işleme için kullanılan bulanık çok kriterli karar verme yönteminin uygulama örneğini göstermektedir [129]. Bu uygulamada bulanık integral tekniği ürün işlemenin toplama faktörünü bulmak için kullanılmıştır. Bu örnek tip-1 bulanık kümeler ile çözülebilir. Fakat bulanık çok kriterli karar verme işleminde tip-1 bulanık kümeler gürültü, kontrol döngüleri ve belirsizliklere sahip olan kontrol sistemleri için yeterli değildir.

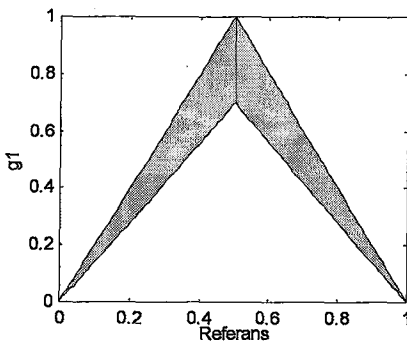


Şekil 3.36. Bulanık çok kriterli karar verme örneği

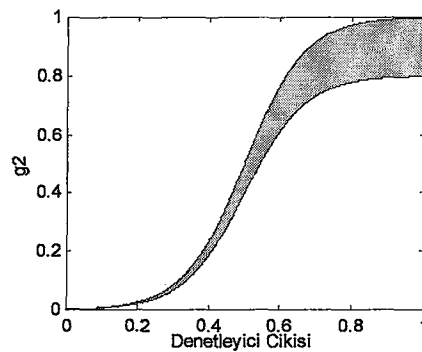
Tip-2 bulanık kümeleri kullanan bir bulanık karar verme sistemi ile oluşturulan bulanık kontrol sistemi şekil 3.37 ile verilmiştir. Şekilde görülen denetleyici sistemi kontrol eden herhangi bir denetleyici tipi olabilir. Şekilde görüldüğü gibi geleneksel denetleyici yapılarından farklı olarak burada gürültülü bir sistemi kontrol etmek için bulanık karar verme sistemi ile denetleyicinin çıkış değeri ayarlanmaktadır. Burada önerilen algoritma sürekli durum hatasını elimine etmek için kullanılır. Sistem için referans giriş, kompanze edilen denetleyici çıkışı ve sistem çıkışı tip-2 çok kriterli bulanık karar verme sisteminin girişlerini oluşturmaktadır. Önerilen algoritmanın performansı şekil 3.38’de gösterilen üçgen ve gauss tip-2 bulanık kümeler kullanılarak başarılmıştır. Bu parametrelerle oluşturulan sistem ile elde edilen bilgisayar benzetimi sonuçları şekil 3.39 ile verilmiştir. Sonuçlardan görüldüğü gibi tip-2 bulanık çok kriterli karar verme algoritması ile elde edilen sonuçlar sistemin oturma zamanı, sürekli durum hatası ve genel performansı açısından kararlıdır.



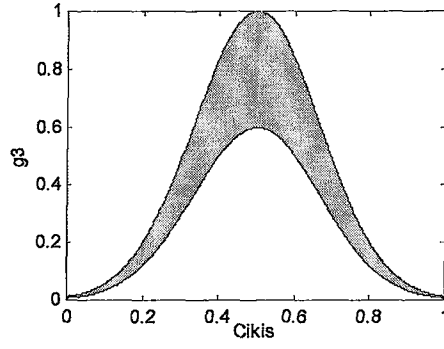
Şekil 3.37. Tip-2 bulanık çok kriterli karar verme algoritması kullanan bulanık denetleyici



(a)

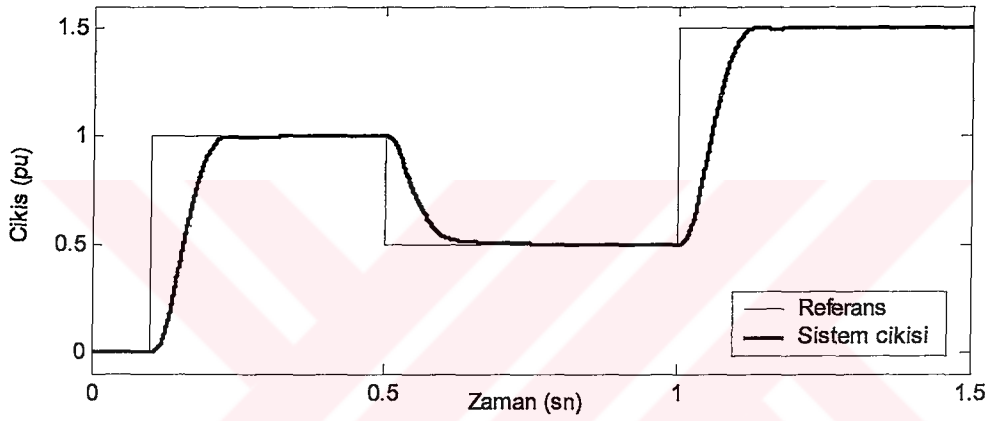


(b)

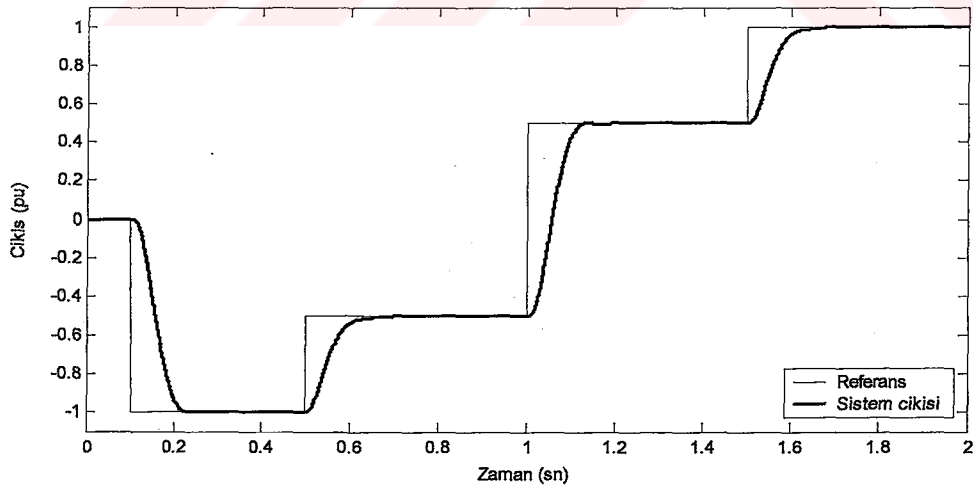


(c)

Şekil 3.38. Bulanık integralde $h(x)$ nesnel ve $g(x)$ öznel değerleri için kullanılan tip-2 bulanık kümeler



(a)



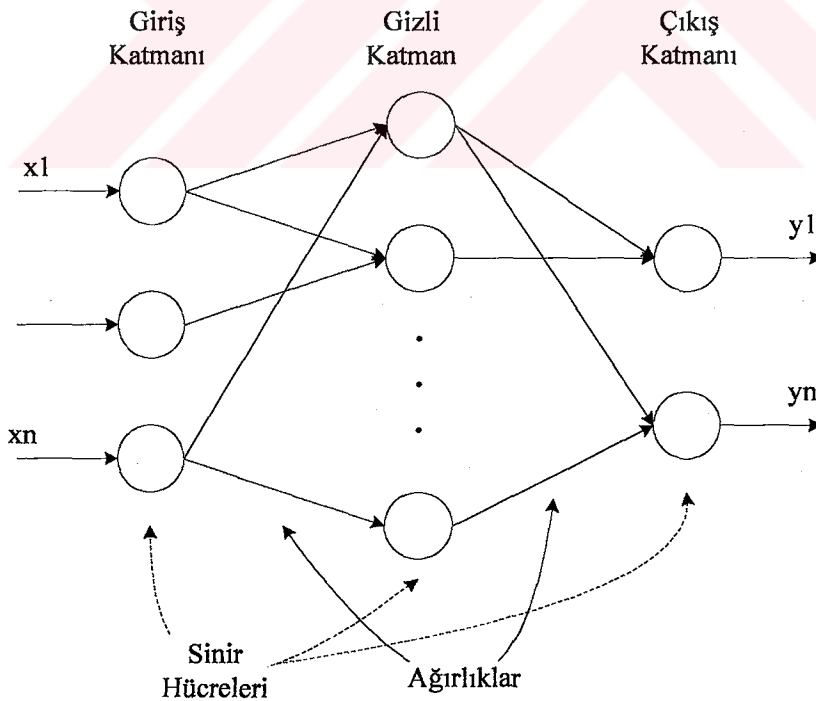
(b)

Şekil 3.39. Önerilen algoritmayı kullanan dc motorun pozisyon kontrolü için bilgisayar benzetim sonuçları

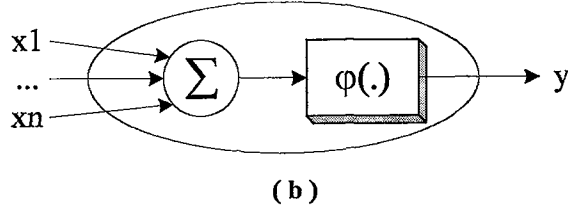
3.4. Çok Katmanlı İleri Beslemeli Sinir Ağları için Tip-2 Bulanık Aktivasyon Fonksiyonu

Yapay sinir ağları karmaşık karar verme süreçlerinde modelden bağımsız yaklaşım yetenekleri dolayısıyla çok geniş alanlarda başarılı olarak uygulanmaktadır. Bilinmeyen ortamlara adapte olabilmek ve öğrenme yeteneklerine sahip olan yapay sinir ağlarının sinir hücreleri katmanlar ve ağırlık faktörleri elemanlarından oluşurlar. Genellikle deneme yanılma yolu ile yapısı belirlenen popüler yapay sinir ağları geriye yayılım öğrenme algoritması kullanılarak eğitilirler. Bu algoritma sinir hücreleri arasındaki ağırlıkları ayarlamak için gradient-descent öğrenme tekniğini kullanır. Geriye yayılım algoritmasının dezavantajlarından birisi yavaş yakınsama hızıdır. Yakınsama hızını geliştirmek için literatürde farklı çözümler sunulmuştur [138]. Yakınsama hızını geliştirmek için yaklaşımlardan birisi sinir hücreleri için daha iyi bir aktivasyon fonksiyonu seçmektir [139].

Aktivasyon fonksiyonunun seçimi öğrenme algoritmasının performansı için önemlidir. Geriye yayımlı yapay sinir ağı için aktivasyon fonksiyonu bazı önemli karakteristiklere sahip olmalıdır. Bunlar süreklilik türevlenebilirlik ve monoton olarak azalmamadır. Bununla birlikte aktivasyon fonksiyonunun türevinin kolay hesaplanabilir olması da istenir. Sigmoid, radyal tabanlı ve lineer fonksiyonlar yaygın aktivasyon fonksiyonlarıdır [2, 62].



(a)



Şekil 3.40. a) Çok katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağı yapısı b) Matematiksel sinir hücresi

Şekil 3.40’da görüldüğü gibi aktivasyon fonksiyonu bir sinir hücresi dolayısıyla çok katmanlı bir sinir ağı için önemli ve etkin bir bileşendir. Geriye yayımlı çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları için çok yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının denklemleri ve şekilleri aşağıda verilmiştir [2, 62, 63].

Lineer fonksiyon $\Rightarrow f(x) = x$ (3.22)

Lojistic fonksiyon $\Rightarrow f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ (3.23)

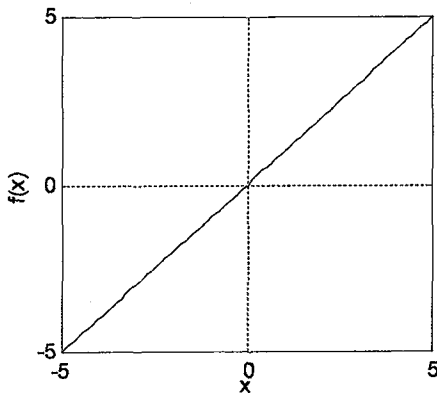
Sigmoid fonksiyon $\Rightarrow f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$ (3.24)

Adım fonksiyonu $\Rightarrow f(x) = \begin{cases} 1 & x > a \\ 0 & x \leq a \end{cases}$ (3.25)

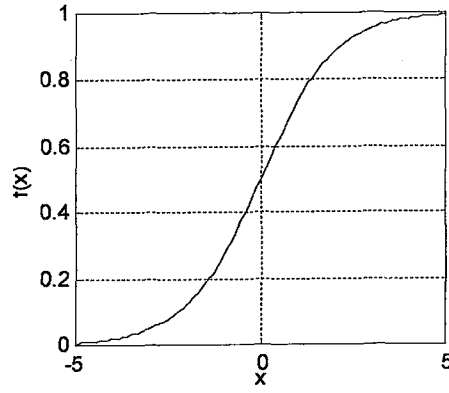
Eşik değer fonksiyonu $\Rightarrow f(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ x & 0 < x < 1 \\ 1 & x \geq 1 \end{cases}$ (3.26)

Sinüs fonksiyonu $\Rightarrow f(x) = \sin(x)$ (3.27)

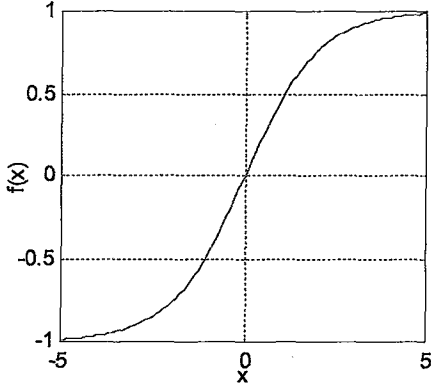
Signum fonksiyonu $\Rightarrow f(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ -1 & \text{Diğer} \end{cases}$ (3.28)



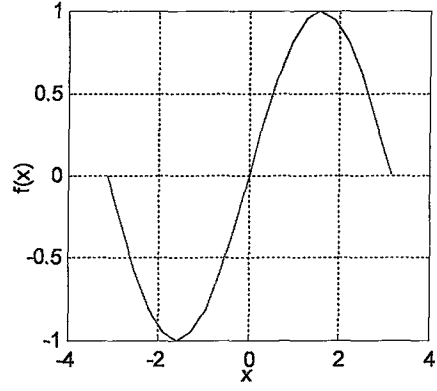
(a) Lineer fonksiyon



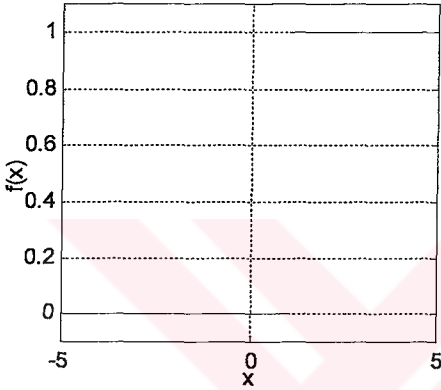
(b) Lojistik fonksiyon



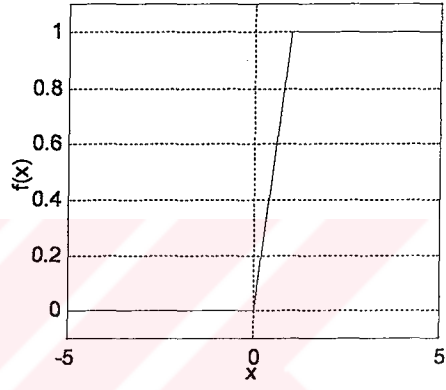
(c) Sigmoid fonksiyon



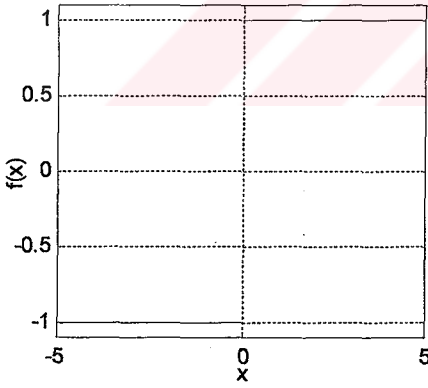
(d) Sinüs fonksiyonu



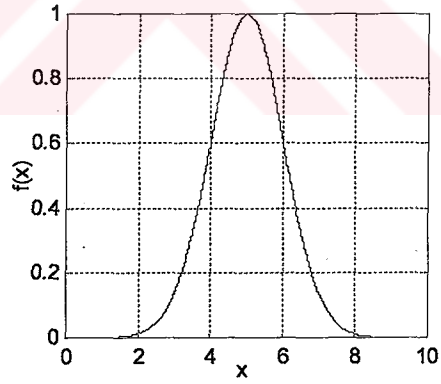
(e) Adım fonksiyonu



(f) Eşik değer fonksiyonu



(g) Signum fonksiyonu



(h) Gauss fonksiyonu

Şekil 3.41. Bazı aktivasyon fonksiyonları

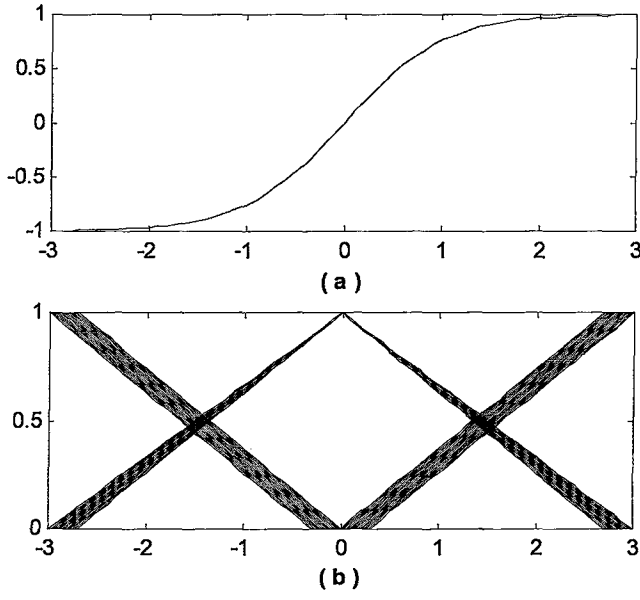
Aktivasyon fonksiyonunun seçimi öğrenme algoritmasının performansını önemli bir şekilde etkileyebilir. Yukarıda bahsedildiği gibi yaygın olarak kullanılan birçok aktivasyon fonksiyonu vardır. Bazı araştırmacılar sinir ağı yapısını basitleştirmek ve yakınsama hızını artırmak için özel aktivasyon fonksiyonları bulmak için araştırmalar yapmıştır. Yu [138] çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağları için iki parametrelili uyarlamalı bir aktivasyon fonksiyonu

önermiştir. Kamruzzaman [139] gizli ve çıkış katmanlarında kullanmak için ters tanjant aktivasyon fonksiyonu sunmuştur. Yapay sinir ağları için bulanık mantık tabanlı bir aktivasyon fonksiyonu [140]'de araştırılmıştır. Sheliker [141] bir sinir hücresi aktivasyon fonksiyonunun değişken parametreleri için sinirsel uyarlamalı filtrelerin duyarlılığını araştırmıştır. Tezin bu kısmında önerilen tip-2 bulanık küme tabanlı aktivasyon fonksiyonunun temel avantajları sinir ağı üzerindeki gürültülü verilerin belirsizliğini elimine etmek ve en yaygın kullanılan sigmoid fonksiyonunun tip-2 bulanık kümelerle modellenerek esnekliğini geliştirmektir. Farklı örnekler ile önerilen algoritmanın etkinliği gösterilmiştir.

3.4.1. Tip-2 Bulanık Aktivasyon Fonksiyonu

Bir aktivasyon fonksiyonu şekil 3.42'de görüldüğü gibi dilsel değişkenler kullanılarak modellenebilir. Bu modelleme için kullanılacak üçgen tip-2 bulanık üyelik fonksiyonlarının etiketleri negatif sıfır ve pozitif dilsel değişkenleridir. Modelleme için sadece üçgen değil gauss gibi üyelik fonksiyonları da kullanılabilir. Ancak bu çözümün hesaplama zamanını artıracaktır. Bu modelleme için gürültü etkilerinin azaltılması, yapının daha esnek olması ve yakınsama hızının artması gibi bazı avantajlar sunması nedeniyle tip-1 bulanık kümeler yerine tip-2 bulanık kümelerin tercih edilmektedir.

Bilindiği gibi bir yapay sinir hücresinin temel işlevi ağırlıklandırılmış giriş sinyallerini toplamak ve sonucu aktivasyon fonksiyonuna uygulamaktır. Genel olarak zorunlu olmasa da bir yapay sinir ağında herhangi bir katmanın bütün sinir hücreleri için aynı aktivasyon fonksiyonu kullanılır. Bu kısımda önerilen tip-2 bulanık mantık tabanlı aktivasyon fonksiyonu herhangi bir katmanda farklı şekillerde kullanılabilir.

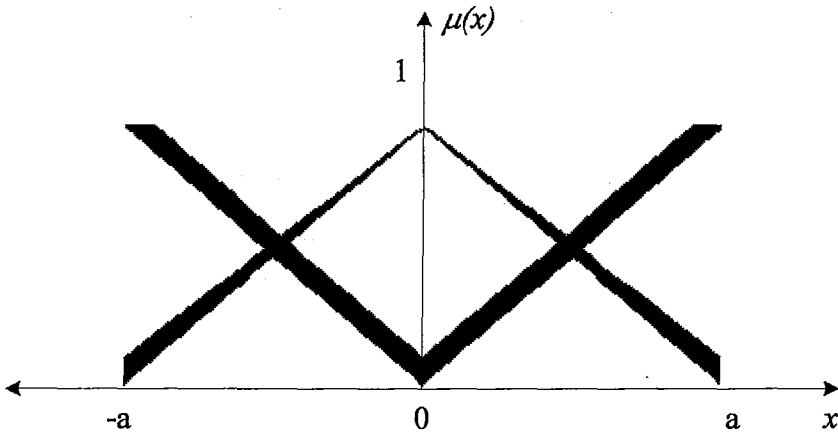


Şekil 3.42. (a) Sigmoid aktivasyon fonksiyonu (b) Sigmoid aktivasyon fonksiyonunu modellemek için kullanılabilcek tip-2 bulanık üyelik fonksiyonları

Belirli bir noktada aktivasyon fonksiyonunun değerini hesaplamak için kullanılabilcek ifade denklem (3.29) ile verilmiştir.

$$f(x) = \frac{1}{a-\sigma} \left(x \mp \sigma \right) + ax \left(1 \mp \frac{x}{a-\sigma} \right) \quad \sigma \in [\sigma_1 \sigma_2] \quad (3.29)$$

$$f'(x) = \mp \frac{1}{a-\sigma} \mp \frac{2ax}{a-\sigma} + a \quad (3.30)$$



Şekil 3.43. Tip-2 bulanık üyelik fonksiyonlarının yapısı

3.4.2. Performans Değerlendirmesi

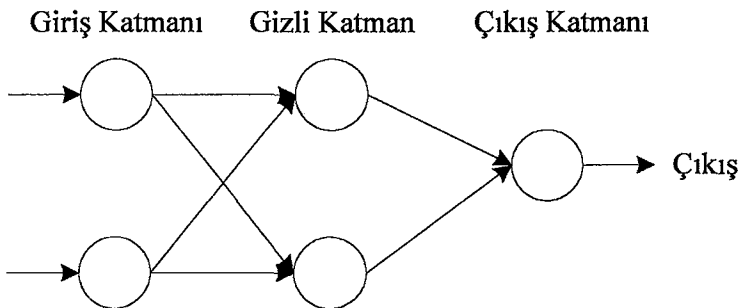
Önerilen tip-2 bulanık mantık tabanlı aktivasyon fonksiyonunun performansını değerlendirmek ve doğrulamak için iki problem göz önüne alınmıştır. Bunlar yapay sinir ağlarında çok genel bir problem olan xor problemi ile vektör kontrollü bir asenkron motorun hız tahmininin yapay sinir ağları kullanılarak yapılmasıdır. Performans karşılaştırılması için aynı öğrenme oranlarında sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Algoritma Matlab paket programı kullanılarak modellenmiştir.

İlk örnek yapay sinir ağlarında çok genel bir problem olan xor problemidir. Burada amaç ikilik giriş vektörünü sınıflandırmaktır. İki girişli ikilik xor probleminin istenilen davranışı için tablo 3.5’de verilen doğruluk tablosundan yararlanılmıştır.

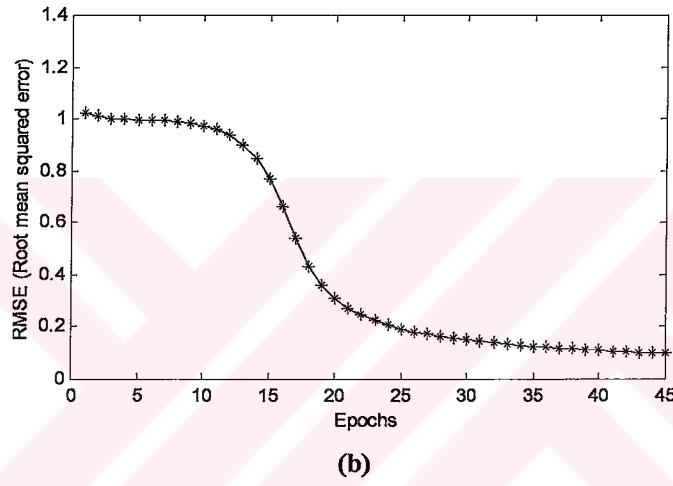
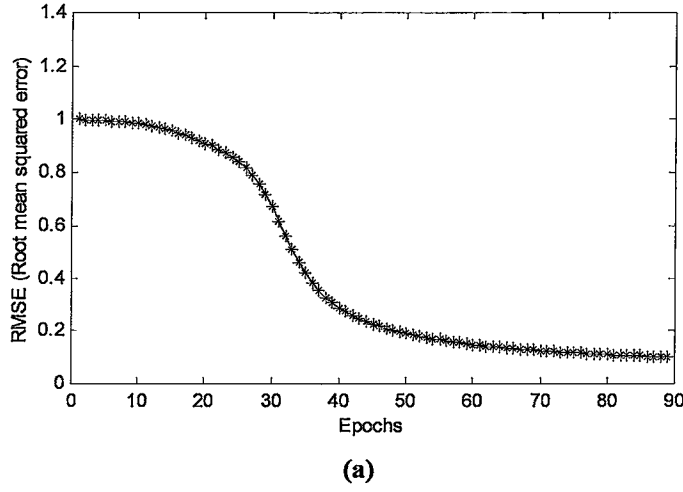
Tablo 3.5. xor probleminin doğruluk tablosu

Girişler		Çıkış
X	Y	Sınıf
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

İki giriş, bir gizli katmanda iki sinir hücresi ve bir çıkış sinir hücresi ile oluşturulan yapay sinir ağı sigmoid ve önerilen tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonlu geriye yayılım algoritması kullanılarak eğitilmiştir. Oluşturulan yapay sinir ağı yapısı şekil 3.44’de görülmektedir. Performans değerlendirme momentum ve öğrenme oranı parametresinin farklı değerleri için yapılmış ve önerilen tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonunun daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Karşılaştırmalı bir sonuç şekil 3.45 ile verilmiştir.



Şekil 3.44. xor problemi için oluşturulan yapay sinir ağı yapısı



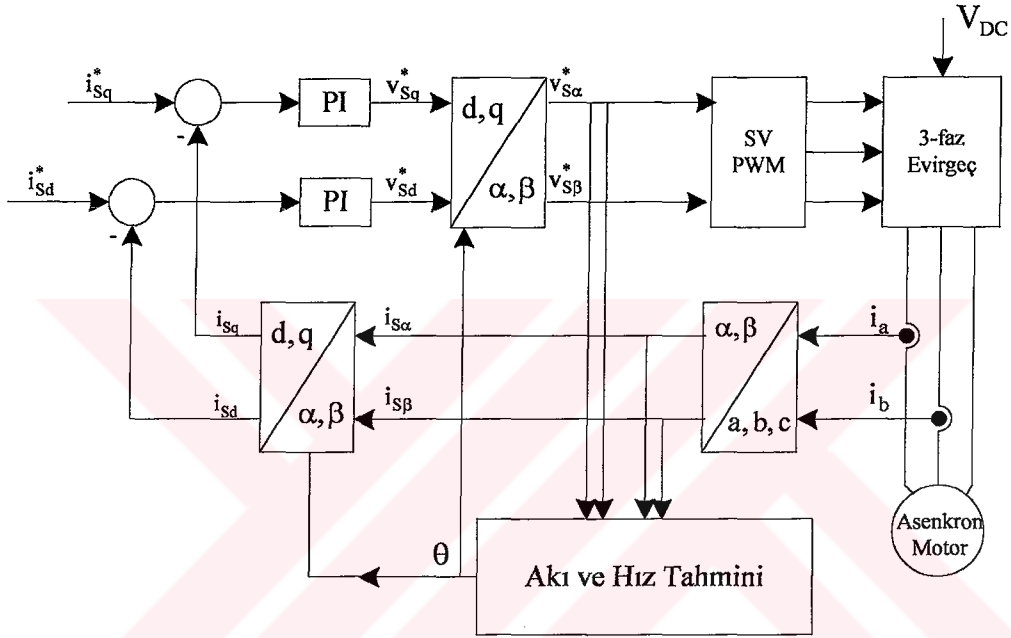
Şekil 3.45. Sigmoid ve önerilen algoritma için öğrenme eğrileri

Şekil 3.45 sigmoid ve önerilen algoritmayı kullanan iki sinir ağı yapısı arasındaki performans karşılaştırılması için öğrenme eğrilerini göstermektedir. Buna göre önerilen tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonu yaklaşımı adım sayısı bakımından sigmoid aktivasyon fonksiyonunu kullanan ağ yapısına göre daha hızlı yakınsama hızına sahiptir. Yapay sinir ağını eğitmek için farklı sonuçlar tablo 3.6’da verilmiştir.

Tablo 3.6. xor problemi için öğrenme adımlarının sayısı

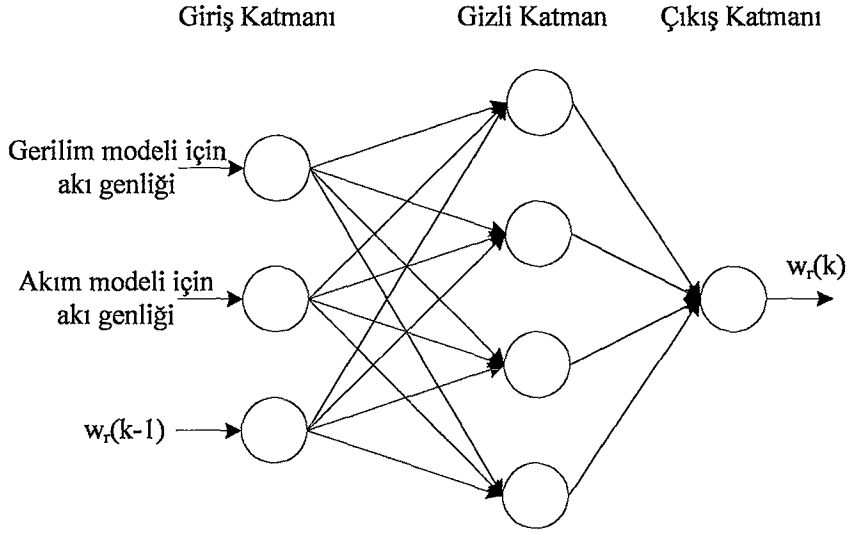
α (Öğrenme adımı)	Adım sayısı	
	Sigmoid	Tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonu
~ 0	1133	124
0.25	208	41
0.5	142	33
0.75	65	28

İkinci örnek vektör kontrollü bir asenkron motorun hız tahmini problemidir. Doğru hız bilgisi asenkron motorun yüksek performans ve hız kontrolü için gereklidir. Bir asenkron motor bağlı değişkenlere sahip, parametreleri zamanla ve koşullarla değişen doğrusal olmayan dinamik bir sistemdir. Yapay sinir ağı ile bir asenkron motorun hız tahmini gerilim modeli ve akım modeli kullanılarak elde edilen akı değerleri ile hesaplanabilir [142, 26]. Şekil 3.46 duyargasız vektör kontrollü bir asenkron motor sürücü için blok diyagramını göstermektedir.

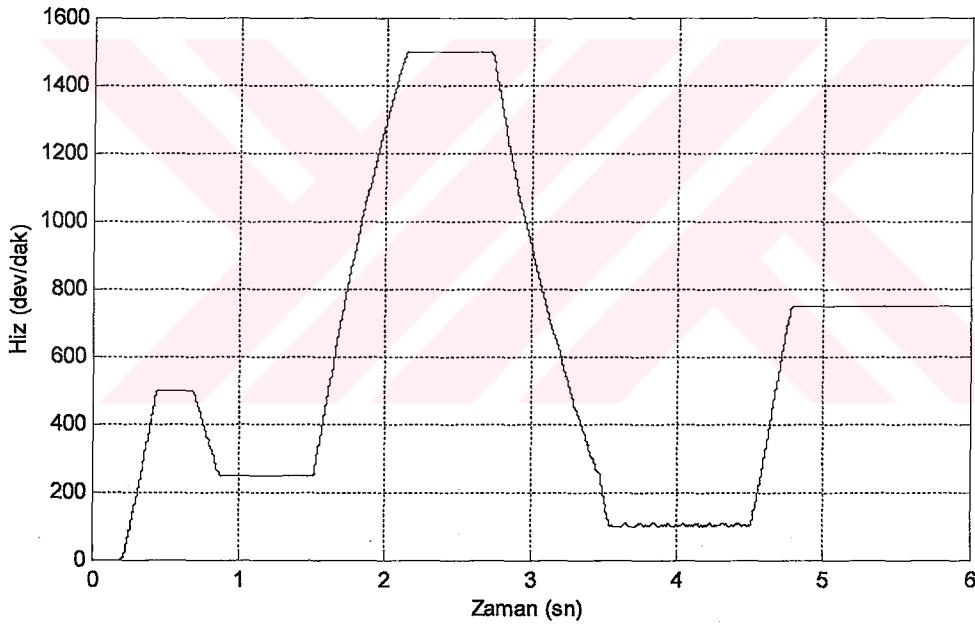


Şekil 3.46. Hız tahmini için yapay sinir ağı kullanan hız duyargasız vektör kontrol algoritması

Tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonu kullanan yapay sinir ağı hız tahmin edicinin yapısı şekil 3.47’de görülmektedir. Görüldüğü gibi yapay sinir ağının girişleri gerilim modeli ve akı modelinin akı genlikleri ve tahmin edilen hızın geciktirilmiş değeridir. Çıkışı ise tahmin edilecek hız değeridir. Böyle bir hız tahmini problemi çözmek için literatürde 5-5-1, 3-10-1, 5-20-1 gibi çeşitli yapılarda yapay sinir ağı kullanılmıştır [143-146]. Buna karşın burada tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonu kullanan yapay sinir ağı modeli ile 3-4-1 yapısında bir ağ yeterli olmaktadır.



Şekil 3.47. Hız tahmini problemi için yapay sinir ağının yapısı



Şekil 3.48. Asenkron motorun yapay sinir ağı ile tahmin edilen hız değişimi

Şekil 3.48 tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonu kullanan hız duyargasız asenkron motor sürücünün farklı çalışma bölgelerinde hız performansını göstermektedir. Bilgisayar benzetim sonuçları göstermektedir ki sistem kararlı ve kontrol performansı iyidir. Tahmin edilen hız gerçek hız ile örtüşmektedir. Tablo 3.7 yapay sinir ağı kullanan hız duyargasız vektör kontrollü asenkron motor sürücünün sürekli durumda referans ve tahmin edilen hız değerlerini göstermektedir.

Tablo 3.7. Tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonu kullanan hız tahmin edicinin performansı

Referans hız (dev/dak)	Tahmin edilen hız (dev/dak)
100	100.1
250	249.8
500	500.25
750	750.7
1500	1499.5

Tezin bu kısmında çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları için tip-2 bulanık aktivasyon fonksiyonu önerilmiştir. Önerilen aktivasyon fonksiyonu kolay gerçekleştirme ve yakınsama hızını artırma gibi avantajlara sahiptir. Algoritma daha çok karmaşık, nonlineerliği yüksek ve fazla sayıda sinir hücresi gerektiren problemler için daha uygundur.



4. SÜRÜCÜ SİSTEM UYGULAMALARI

Bu bölümde yumuşak hesaplama tekniklerinin elektriksel sürücü sistem uygulamaları verilecektir. Bu amaçla ilk olarak evirgeç üzerinden beslenen asenkron motorun akımlarının tahmininde yeni bir bulanık filtre önerilmiştir. İkinci çalışma ise asenkron motorun vektör kontrolü için kullanılan akı tahmininde yeni bir değiştirilmiş bulanık mantık ayarlamalı gerilim modeli önerilmiştir. Son kısımda ise düşük hız bölgelerinde çalışma için akım ve gerilim modeli arasında bulanık mantık geçişli yeni bir algoritma önerilmiştir. Önerilen teknikler hem bilgisayar benzetimi ile hem de deneysel sonuçlarla doğrulanmış ve performansları ortaya konulmuştur.

4.1. Evirgeç Üzerinden Beslenen Asenkron Motor Akımlarının Tahmininde Bulanık Filtre Kullanımı

Temel olarak ölçme sistemlerinde kullanılabilir bilginin iki tipi vardır. Bunlardan birisi ölçme cihazı tarafından ölçülen sayısal bilgi, diğeri ise uzman insanlardan türetilen dilsel bilgilerdir. Sayısal yöntemler keskin ve sonlu veri kümelerini işlerler. Buna karşın gerçek vektörlerdeki ölçülen değerleri sağlamayıp sadece dilsel anlamdaki bilgileri sağlayan keskin sistemler vardır [4]. Gürültülü sinyallerin filtrelenmesi de böyle bir sisteme örnektir.

Gürültü filtreleme sayısal işaret işlemede önemli bir alan oluşturmaktadır. Filtreleme işlemi birçok uygulama alanına sahip olmasına rağmen asenkron makinalardaki kullanımının büyük önemi vardır. Sürücü sistemlerin gün geçtikçe ilerlemesine ve tahmin algoritmalarının yaygınlaşarak duyargasız kontrollerin yapılmasına bağlı olarak sinyaller üzerine gelen hata ve gürültü etkileri iyice ön plana çıkmıştır. Bilindiği gibi sayısal işaret işlemede gerçek zamanlı çalışmalar için gelişmiş mikroişlemciler ve sayısal işaret işlemciler kullanılmaktadır. Böylece artık çok küçük çözüm aralıklarında gerçekleştirmeler yapılmasına karşın hata ve gürültü gibi tahmin edilemeyen büyüklüklerin etkileri için çözümler aranmaktadır. Tahmin algoritmalarının gerçekleştirilmesi için filtrelerin kullanıldığı bilinmektedir. Çünkü istenilen işareti tahmin etmek ile ölçülen bir işareti filtrelemek aynı amaca ulaşmaktadır [147]. Filtreler genellikle çalışılan ortamdaki çıkış ve giriş fonksiyonlarının oranları olarak verilebilen $H(s)$ gibi bir transfer fonksiyonu ile ifade edilebilir. Transfer fonksiyonundaki fonksiyon parametreleri ise istenen filtrenin cinsine ve derecesine göre tasarımıyla uygun olarak seçilmektedir. Öncelikle bu filtrelerden beklenen kararlı olması ve ana işaretin bozulmaya uğramadan işleminden geçirilebilmesidir. Çoğu uygulamada basit filtreler kullanılarak iyi sonuçlar elde edilmesine

rağmen hassasiyetin sistem performansı için oldukça önemli olduğu yerlerde daha karmaşık tasarımlarla oluşturulan filtrelelere ihtiyaç duyulmaktadır.

Motor sürücülerini elektriksel olarak oldukça gürültülü ortamlardır ve pratik olarak kullanılan ölçüm cihazları da bazı hatalar içerirler. Bu nedenle geri besleme sinyalleri gürültü ve hatalar ile bozulur. Bunları elimine ederek sistem performansını artırmak için bilinen filtreleme metotlarından bazıları kullanılabilir. Ancak pratikte geleneksel filtreleme metotlarının gerçekleştirilmesinde bir zaman gecikmesi oluşmaktadır. Bu ise motor kontrolü için gerçek zamanlı işlemlerde kabul edilebilir bir durum değildir. Ayrıca motor sürücülerinde oluşan gürültülerin geleneksel filtreleme metotları kullanılarak azaltılması da zordur ve matematiksel modelini oluşturmak oldukça karmaşıktır.

Bu problemler göz önüne alındığında geri besleme sinyalleri üzerindeki gürültüyü elimine etmek için insan bilgi tabanlı bir algoritma olan bulanık mantık tabanlı filtreler kullanmak oldukça avantajlı görünmektedir. Sinyaller üzerinde herhangi bir gecikme veya faz kaymasına neden olmayan böyle bir filtrenin önemli bir avantajı matematiksel bir modele ihtiyaç göstermemesidir [147, 148].

Bu bölümde evirgeç üzerinden beslenen bir asenkron motorun stator akımları alınarak bunların üzerindeki gürültü ve hataların elimine edilmesi üzerinde çalışılmıştır. Bu akımların düzgün olmasının gereği akı tahmininde kullanılarak asenkron motor kontrolünde sağlayacağı önemli performanstır [26, 149-151]. Akı tahmini için kullanılan stator akımları ne kadar gürültüsüz olursa akı sonucu da daha iyi olacağından asenkron motor sürücünün verimi orantılı olarak artacaktır. Hatasız filtreleme sadece vektör kontrollü sürücüler için gerekli olan akı tahmini için değil, işaret işleme alanının tamamında oldukça önemlidir.

4.1.1. Önerilen Bulanık Filtre

Burada önerilen bulanık filtre yapısı kestirme düzeltme ve üstel düzeltme yöntemlerini birlikte kullanmaktadır.

Kestirme Düzeltme Tahmin Algoritması

Gürültü ve hata içeren ayırık zamanlı bir işareti tahmin etmek için aşağıdaki denklemleri göz önüne alalım.

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_k^- &= \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ + \mathbf{T} \cdot \hat{\mathbf{v}}_{k-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_k^+ &= \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{g}(\mathbf{z}_k, \hat{\mathbf{x}}_k^-)\end{aligned}\tag{4.1}$$

Burada $\hat{x}$ tahmin edilen değerleri, T çözüm adımını, z_k gürültülü sinyali, $\hat{v}$ akım oranı tahminini ve $g(.)$ fonksiyonu ise düzeltme fonksiyonunu gösterir. Yukarıdaki denklemler asıl olarak kestirme-düzeltilme tahmin yapısını temsil etmektedir. Akım oranı tahmini için Taylor serisi açılımları kullanılarak t 'nin kullanılabilir değerleri civarında $x(t)$ 'nin açılımı yapılabilir [152, 153]. Bu durumda,

$$\hat{v}(t) = \left[-\frac{1}{3}\hat{x}(t-3\tau) + \frac{3}{2}\hat{x}(t-2\tau) - 3\hat{x}(t-\tau) + \frac{11}{6}\hat{x}(t) \right] / \tau \quad (4.2)$$

olur. $g(.)$ düzeltme fonksiyonunun matematiksel modelinin çıkarılması çok karmaşıktır [152]. Bunun için bu çalışmada $g(.)$ fonksiyonu yerine bir bulanık mantık sistem kullanılacaktır. Görüleceği gibi $g(.)$ ölçüm ve önceki tahmin değeri arasındaki farka bağlıdır. Böylece $g(.)$ fonksiyonu iki girişe sahip olacaktır [152].

$$\begin{aligned} (\text{giriş } 1)_k &= z_k - \hat{x}_k \\ (\text{giriş } 2)_k &= (\text{giriş } 1)_k - (\text{giriş } 1)_{k-1} \end{aligned} \quad (4.3)$$

Üstel Düzeltme Metodu

Bu yöntem denklem (4.4)'de gösterildiği gibi varsayılan bir y işareti için konvülsiyon toplamı ile t zamanında verilen bir işaretin zaman dizisi üzerindeki sayısal değer etkisi ile ilgilenir [154].

$$\hat{y}(t) = (1-\alpha)^{t+1}y(0) + \sum_{i=0}^t \alpha(1-\alpha)^{t-i}y(i) \quad (4.4)$$

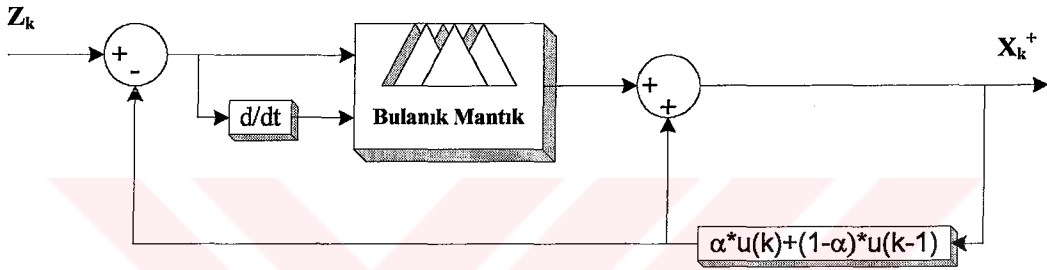
Görüldüğü gibi konvülsiyon toplamı işleminin bir yolu $t=0$ 'da başlayan ağırlıkların toplanması ile 0'dan t 'ye zaman dizisinin değerlerini geometrik olarak azaltılarak verinin küçültülmesidir. Denklem (4.4)'deki $0 < \alpha < 1$ parametresi filtreleme oranını ayarlamak için kullanılan ve genelde deneme yanılma yolu ile bulunan düzeltme sabitidir. Denklem (4.4) için yinelemeli bir formül oluşturulursa aşağıdaki denklem elde edilir.

$$\hat{y}(t)|_{n=1} = (1-\alpha)y(t-1) + \alpha y(t) \quad (4.5)$$

Denklem (4.5) $n=1$ ile elde edilen birinci dereceden düzeltme ifadesidir. Buna göre $n=2$ derece düzeltme ifadesi ise şu şekilde verilebilir.

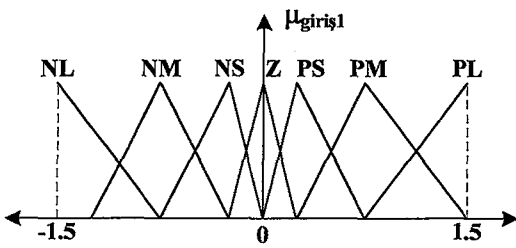
$$\hat{y}(t)|_{n=2} = (1 - \alpha) \cdot \hat{y}(t-1)|_{n=1} + \alpha \cdot \hat{y}(t)|_{n=1} \quad (4.6)$$

Bu kısımda uygulanacak yöntemde basitlik için üstel düzeltme metodunun birinci derecesi kullanılacaktır. Denklem (4.1)'de kullanılan $\hat{v}$ akım oranı tahmini uygulamalara göre değişebilmektedir ve bunun için kompleks işlemlere gerek duymaktadır. Bunu ortadan kaldırmak için üstel düzeltme metodu burada kullanılabilir. Böylece hem daha kolay hem daha performanslı bir yapı elde edilmiş olur ve algoritma sadece bir önceki değeri tutmaya ihtiyaç duyar.

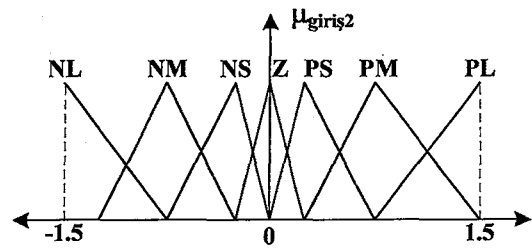


Şekil 4.1. Önerilen bulanık filtrenin yapısı

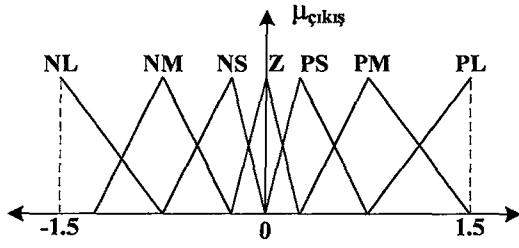
Şekil 4.1'de görülen filtre yapısı için kullanılan bulanık sistemin kural tablosu ve üyelik fonksiyonları Şekil 4.2'de verildiği gibidir. Şekil 4.2(a-c)'den görüldüğü gibi bulanık mantık sistemi giriş ve çıkışları için 7'şer üyelik fonksiyonu kullanmaktadır. Bu üyelik fonksiyonları ve kural tabanının optimizasyonu mümkün ise de bu halde sistem performansı iyi olduğundan ihtiyaç duyulmamıştır. Bu filtre yapısı için bir dezavantaj bulanık mantık sisteminin daha çok hesaplama zamanına sahip olmasıdır ancak günümüzdeki işlemcilerin hızının oldukça ilerlediğini düşünürsek bu dezavantaj olmaktan çıkmaktadır.



(a) "Giriş 1" için üyelik fonksiyonları



(b) "Giriş 2" için üyelik fonksiyonları



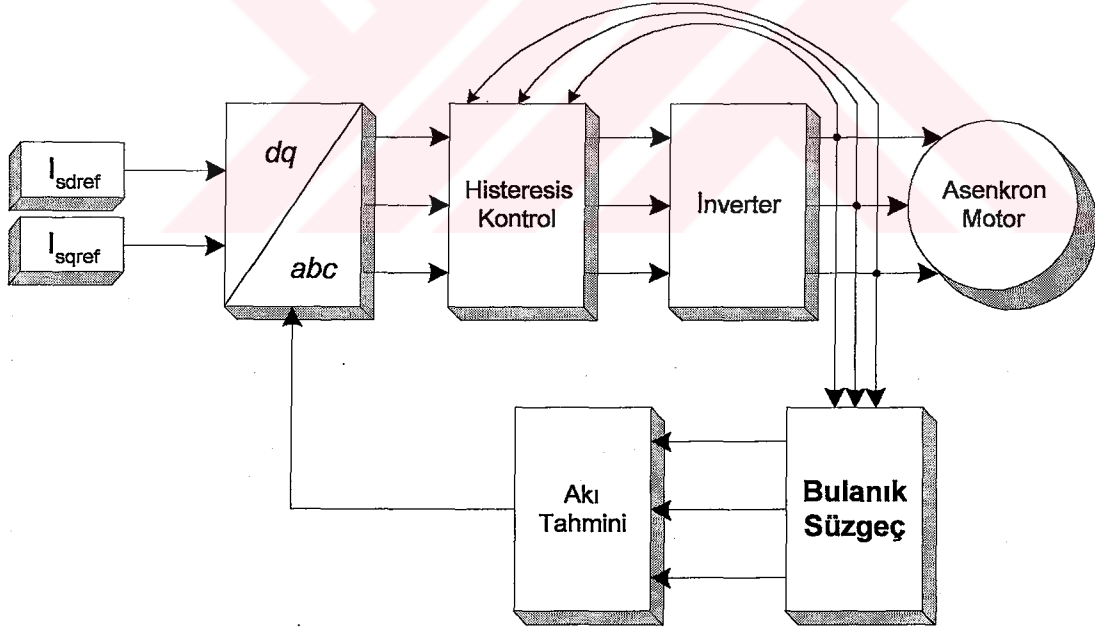
(c) “Çıkış” için üyelik fonksiyonları

		Giriş 2							
			NL	NM	NS	Z	PS	PM	PL
Giriş 1	NL	NL	NL	NM	NM	NS	NS	Z	Z
	NM	NM	NL	NM	NM	NS	NS	Z	PS
	NS	NS	NM	NM	NS	NS	Z	PS	PS
	Z	Z	NM	NS	NS	Z	PS	PS	PM
	PS	PS	NS	NS	Z	PS	PS	PM	PM
	PM	PM	NS	Z	PS	PS	PM	PM	PL
	PL	PL	Z	PS	PS	PM	PM	PL	PL

(d) Kural tablosu

Şekil 4.2. Bulanık filtre için üyelik fonksiyonları ve kural tabanı

Bu ifadelerin gerçekleştirilmesi ile elde edilecek sistemin blok diyagramı şekil 4.3’deki gibi düşünülebilir. Şekil 4.3’de görüldüğü üzere üç referans akım ile motordan alınan akımlar bir histeresis kontrolöre girilerek motor sürülmüş ve motordan alınan akımlar bir bulanık filtreden geçirilerek akı tahmini için kullanılmıştır.

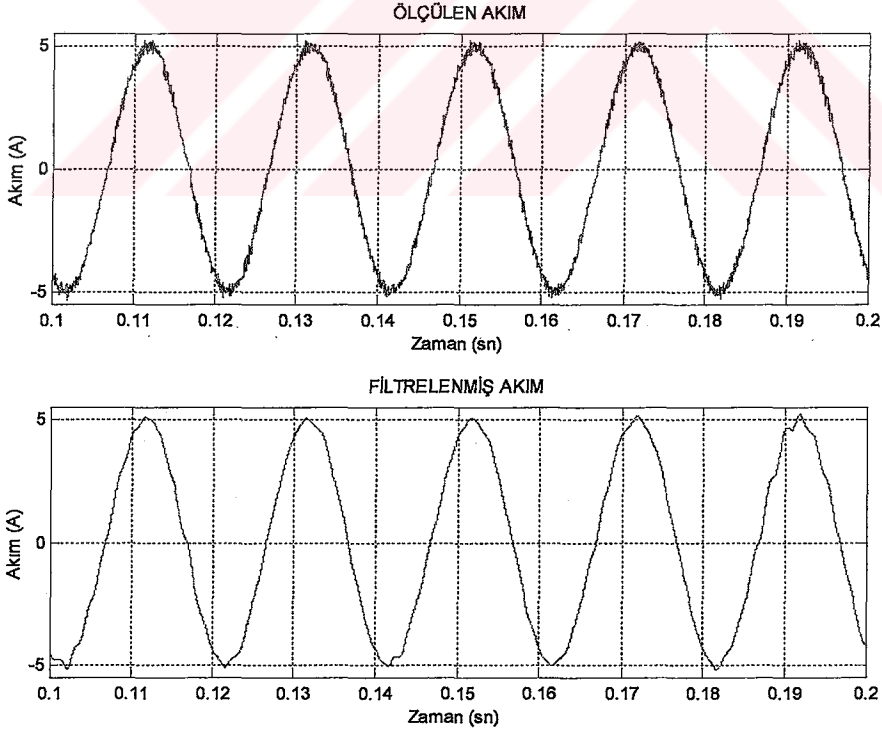


Şekil 4.3. Vektör kontrollü asenkron motorda bulanık filtre kullanımı için blok diyagramı

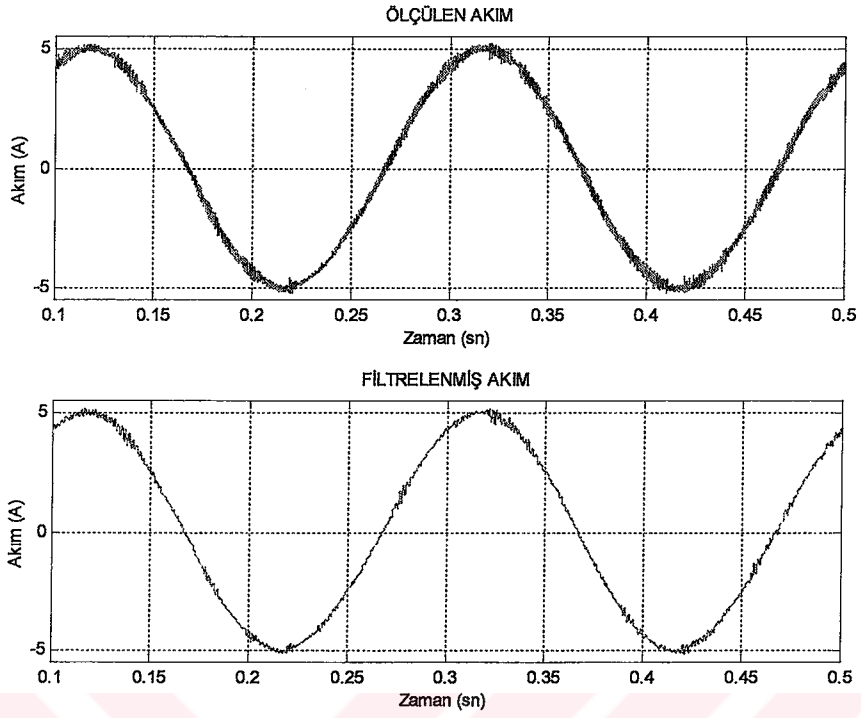
4.1.2. Uygulama Sonuçları

Bu kısımda önerilen bulanık filtre MATLAB/Simulink programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ayrıca gerçek motor akımları için geliştirilen filtre kullanılarak sonuçlar

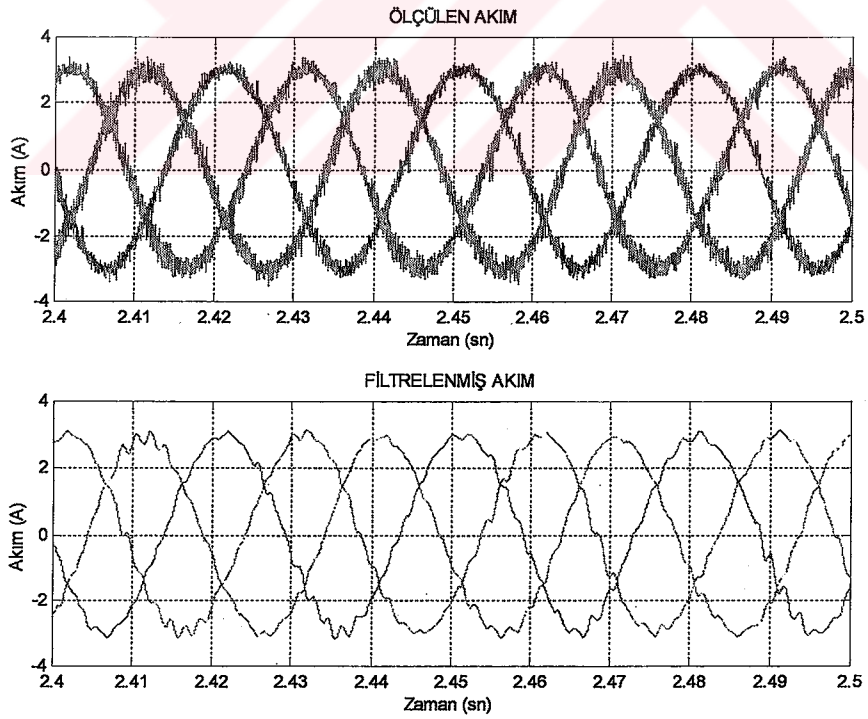
elde edilmiştir. Şekil 4.4’de 50 Hz için bir histeresis kontrollü bir asenkron motorun stator akımları ile bunların bulanık filtreden geçirilmiş halleri gösterilmektedir. Görüleceği üzere iyi bir performans elde edilmiş ve bu Şekil 4.5’de görüldüğü gibi 5 Hz için de doğrulanmıştır. Bulanık filtrenin örnekleme peryodu ile simülasyon adımı $40\ \mu\text{s}$ olarak aynı seçilmiştir. Dikkat edilmesi gereken bir nokta ise şekil 4.4 ve şekil 4.5’den görülen değişimlerin bulanık filtrenin parametrelerinin değiştirilmeden elde edilmesidir. Şekil 4.6(a)’da deneysel olarak histeresis kontrollü bir asenkron motordan alınan akım şekilleri ile bunların bulanık filtreden geçirilmiş değişimleri gösterilmektedir. Şekil 4.6(b) ise filtrenin giriş sinyali ile çıkış sinyali arasında herhangi bir faz ve genlik farkının görünmeyecek kadar az olduğunu açık olarak göstermektedir. Şekil 4.7 gürültülü veri ve ortalama değer yöntemi ile elde edilen sinyali göstermektedir. Burada ortalaması alınacak veri sayısı filtre performansını etkileyeceği gibi yeterli seviyede filtreleme yapma olanağı da mümkün olamayacaktır. Zaman gecikmesi, faz kayması ve genlik hatası gibi problemleri büyük oranda ortadan kaldıran bu filtre yapısının gerçekleştirilmesi oldukça basittir. Ayrıca bu filtrede kullanılan bulanık kontrolörün üyelik fonksiyonları ve kural tabanının optimizasyonu yapılarak daha az kural ve daha iyi ayarlanmış üyelik fonksiyonları ile daha iyi sonuçlar alınması mümkündür [152].



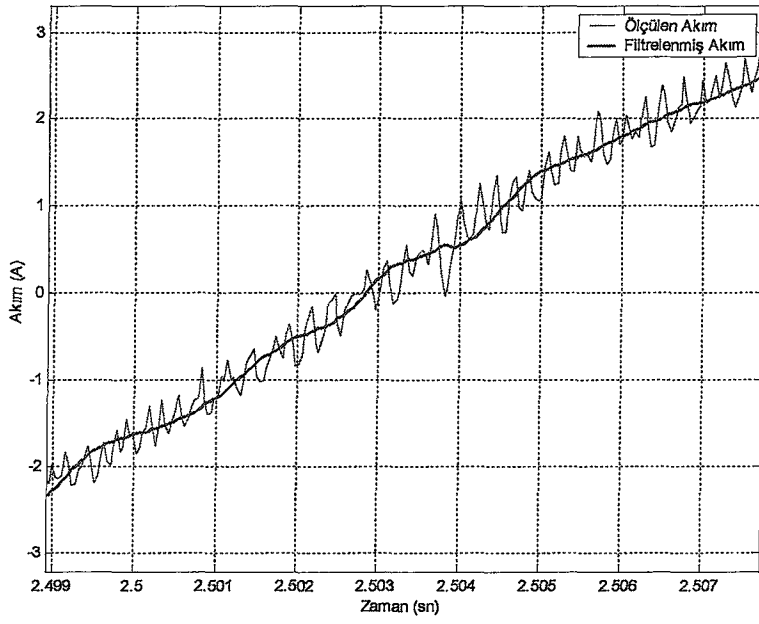
Şekil 4.4. 50 Hz için histeresis kontrollü asenkron motorun stator akımı ve bulanık filtre çıkışı



Şekil 4.5. 5 Hz için histeresis kontrollü asenkron motorun stator akımı ve bulanık filtre çıkışı

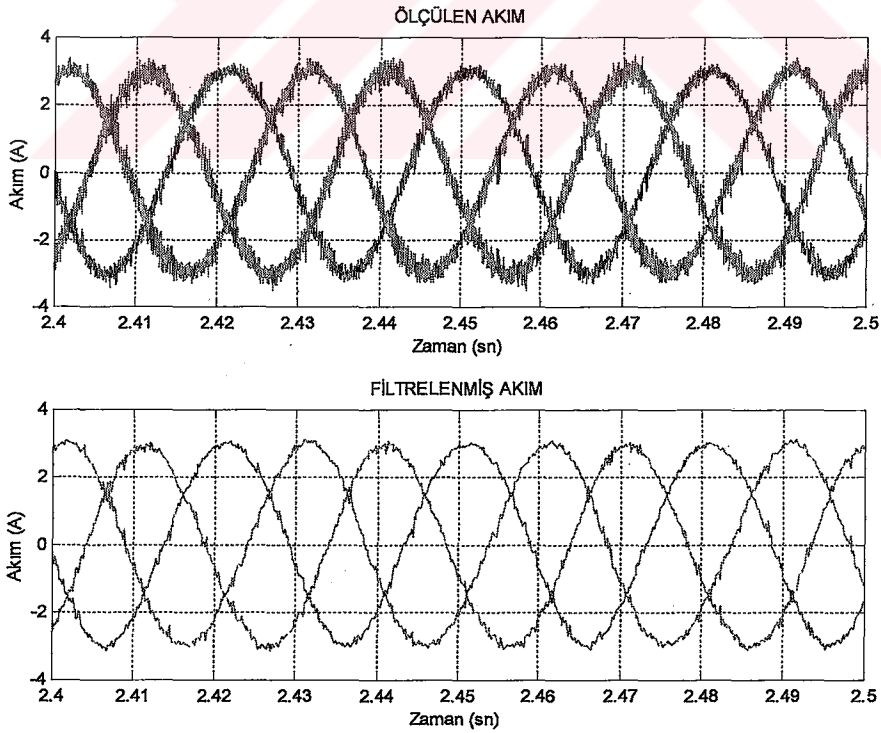


(a)



(b)

Şekil 4.6. Deneyisel olarak alınmış histeresis kontrollü asenkron motorun stator akımları ve bulanık filtre çıkışı



Şekil 4.7. Deneyisel olarak alınmış histeresis kontrollü asenkron motorun stator akımları ve filtre çıkışı

Daha önce yapılan filtre yapılarına göre önerilen bulanık filtrenin üstünlüğü kestirme düzeltme yapısıyla birlikte üstel düzeltme yöntemini kullandığı için daha kolay ve esnek olması ayrıca bulanık mantık sistemiyle gerçekleştirildiği için daha sağlam bir yapıya sahip olmasıdır. Bulanık filtrenin performansının iyi olduğu akımlar üzerindeki gürültü ve hatalar giderilirken genlik ve faz hatalarının ihmal edilecek kadar az olması ile gözlenmiştir. Analog ve sayısal filtrelerdeki faz kayması ve tasarım karmaşıklığı gibi problemlerin bulanık filtrede olmaması büyük bir avantajdır. Bulanık filtrede kullanılan basit parametrelerle filtrenin uyarlanabilirliği sağlanmaya çalışılmıştır. Ancak genetik ve yapay sinir ağları gibi zeki sistemler kullanılarak çok daha iyi sonuçlar alınacağı düşünülmektedir. Bu çalışmada gerçekleştirilen bulanık filtrenin geniş bir frekans aralığına sahip olduğu bilgisayar benzetimlerinde görülmüştür.



4.2. Vektör Kontrollü Asenkron Motorun Stator Akı Tahmini İçin Bulanık Ayarlamalı İntegratör

Çoğu yüksek performanslı elektriksel sürücülerde asenkron motorların geleneksel vektör kontrollü hız veya rotor açısının ölçülmesini gerektirir. Hız ve akı duyargasız vektör kontrollü asenkron motor sürücüler çok popüler hale gelmişlerdir [26, 29]. Asenkron motorun vektör kontrollü için iki genel yöntem vardır. Bu kontrol yöntemleri direkt ve dolaylı vektör kontrol yöntemleridir. Duyargasız vektör kontrolün ana fikri ise akının tahmin edilmesine dayanmaktadır. Akı tahmininin doğruluğu duyargasız vektör kontrollü asenkron motorun performansı için çok önemlidir. Direkt vektör kontrol için yaygın olan iki akı tahmin modeli bulunmaktadır. Bunlardan akım modeli stator akım ölçümünü ve rotor hızını kullanır. Gerilim modeli ise stator gerilim ve akım ölçümlerine ihtiyaç duyar. Hız duyargasız vektör kontrol için daha basit olan akı tahmin modeli gerilim modelidir. Bununla birlikte gerilim modeli dc ofset, stator direnci değişimi gibi bazı bilinen problemlere sahiptir. Bu problemleri çözmek için literatürde farklı çalışmalar bulunmaktadır [155-161]. Bunlardan en basit olanı geri besleme yoluna δ kazancının eklenmesidir [155]. Bu tekniğin gelişimi olarak geri besleme yolunda bulanık denetleyici kullanan teknikler de mevcuttur [150]. Sürüklenme problemini elimine etmenin basit bir yolu [157]'da gösterilmiştir. Ancak bu algoritma sistem için hassasiyeti olan sabit bir sayıya sahiptir. İntegrasyondaki sürüklenmeyi elimine için yapay sinir ağları tabanlı basit uyarlamalı filtreler kullanan teknikler önerilmiştir [159]. Yine integrasyondaki problemlerin üstesinden gelmek için programlanabilir ardışıl bağlı alçak geçiren filtreleri kullanan Bose [161] çalışmasında arka arkaya bağlı ve otuz derece faz kaydıran üç alçak geçiren filtre önermiştir. Bu çözümler faz ve genlik hatası, karmaşıklık ve fazla hesaplama zamanı gibi bazı problemlere sahiptir.

Bu kısımda duyargasız vektör kontrollü asenkron motorlar için bulanık mantık ayarlamalı bir akı tahmin algoritması sunulacaktır. Sunulan akı tahmin algoritmasının gerçekleştirilmesi çok kolaydır. Önerilen yöntemin performansı simülasyon ve deneysel olarak doğrulanmıştır.

4.2.1. Önerilen Bulanık Mantık Ayarlamalı Akı Tahmin Algoritması

Stator akı tahmini için gerilim modeli stator koordinatları kullanılarak aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\Psi_{s\alpha,\beta} = \int (v_{s\alpha,\beta} - R_s i_{s\alpha,\beta}) dt \quad (4.7)$$

Burada $\Psi_{s\alpha,\beta}$, $v_{s\alpha,\beta}$, $i_{s\alpha,\beta}$, R_s sırası ile stator akısı, stator gerilimi ve stator akımıdır ve stator sargı direncidir [162].

Buradaki açık integrasyon sürüklenmelere sebep olduğu için geri besleme yoluna δ kazancı eklenmektedir [150]. δ geri beslemeli algoritmanın transfer fonksiyonu aşağıdaki gibi verilebilir.

$$F(s) = \frac{1}{s + \delta} \quad (4.8)$$

Denklem (4.8)'de görüldüğü gibi DC ofset probleminin çözmek için yaygın bir teknik saf integratör yerine birinci dereceden alçak geçiren bir filtre kullanmaktır. Fakat bu çözüm özellikle filtrenin kesme frekansından daha düşük frekans bölgelerinde genlik ve faz açısı hatalarına sahip olacaktır. Akı tahminin için kullanılacak integratör saf bir integratör ile aynı fonksiyonu göstermelidir. Bunun için alçak geçiren filtreye seri olarak birinci derece yüksek geçiren bir filtre eklenebilir.

$$\psi_s = \frac{s + \delta}{s} \frac{1}{s + \delta} (v_s - R_s i_s) \quad (4.9)$$

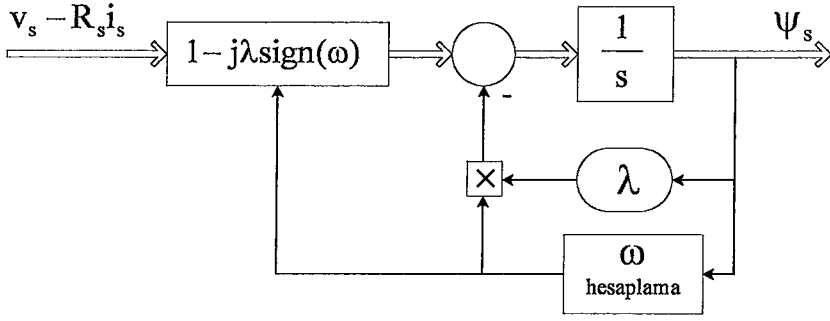
Denklem (4.9)'de eğer $s = j\omega$ ve $\delta = \lambda|\omega|$ yerine yazılırsa denklemin yeni şekli aşağıdaki gibi elde edilebilir.

$$\psi_s = [1 - j\lambda \text{sign}(\omega)] \frac{(v_s - R_s i_s)}{s + \lambda|\omega|} \quad (4.10)$$

Denklem (4.10)'un integral şekli denklem (4.11) ile gösterilebilir.

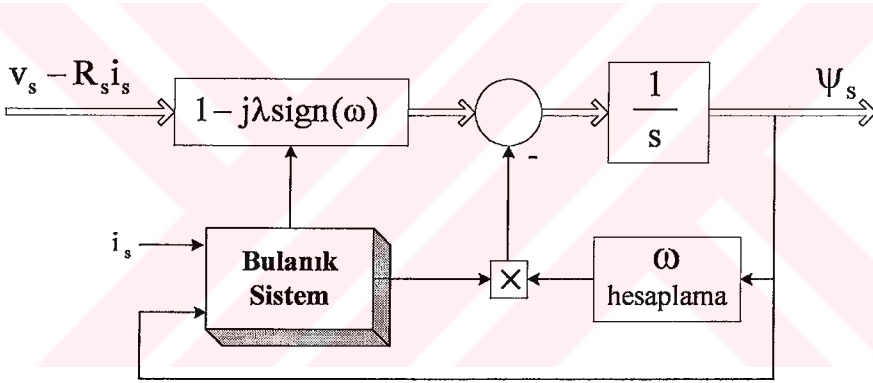
$$\psi_s = \int ([1 - j\lambda \text{sign}(\omega)](v_s - R_s i_s) - \lambda|\omega|\psi_s) dt \quad (4.11)$$

Denklem (4.11)'de λ pozitif bir tamsayıdır ve genel olarak [0.1 0.5] aralığında seçilir [157]. Burada λ sabiti farklı motorlara ve farklı yük koşullarına göre değişebilir. $\lambda=0$ için model saf integratör özelliği gösterirken λ 'nın küçük değerleri için geçici durum davranışı iyidir. Denklem (4.11) ile verilen modelin blok diyagramı şekil 4.8'de görülmektedir.



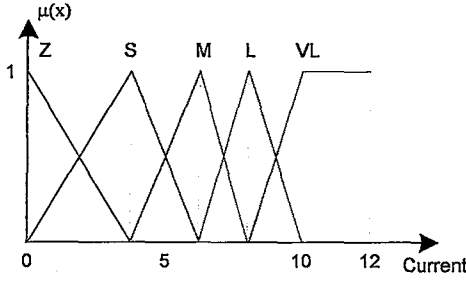
Şekil 4.8. Değiştirilmiş integratör algoritması [157]

Bu integratör algoritması saf integratörün sürüklenme ve kararlılık problemini elimine edebilir. Algoritma çok basit olmasına karşın λ 'nın değerine çok duyarlıdır ve dolayısıyla sağlam değildir. Bunun için sistemi uyarlanabilir hale getirmek için λ 'nın değerinin hesaplanmasında bulanık mantık kullanılabilir. Şekil 4.9 bulanık mantık ayarlamalı değiştirilmiş integratör algoritmasının blok diyagramını göstermektedir [163].

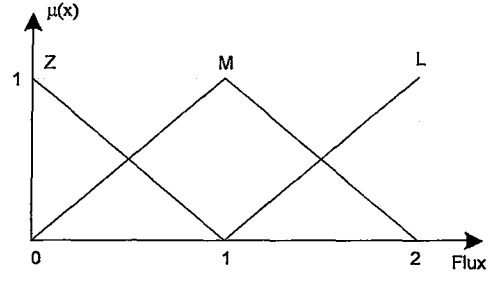


Şekil 4.9. Bulanık mantık ayarlamalı integratör

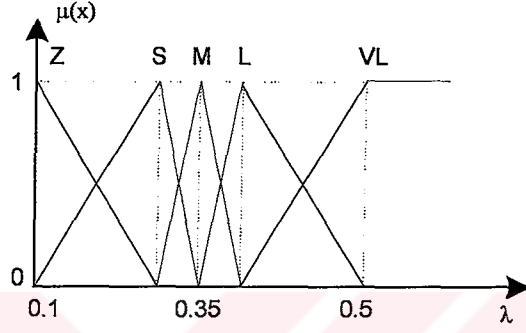
Şekil 4.9'da görüldüğü gibi bulanık mantık sisteminin girişleri akım ve akının genliğidir. Çıkışı ise $[0 \ 0.5]$ aralığında değişen λ 'dır. Bulanık sistemin performansı girişlerde akım ve akı için sırası ile 5 ve 3 üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak başarılmıştır. Çıkış değişkeni λ için ise yine üçgen 5 üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Bu üyelik fonksiyonları şekil 4.10'da görülmektedir. Daha iyi performans için üyelik fonksiyonlarının sayısı artırılabilir. Ancak bu daha fazla hesaplama zamanı demektir. Şekil 4.10(d) bulanık sistemin giriş/çıkış değişimini göstermektedir.



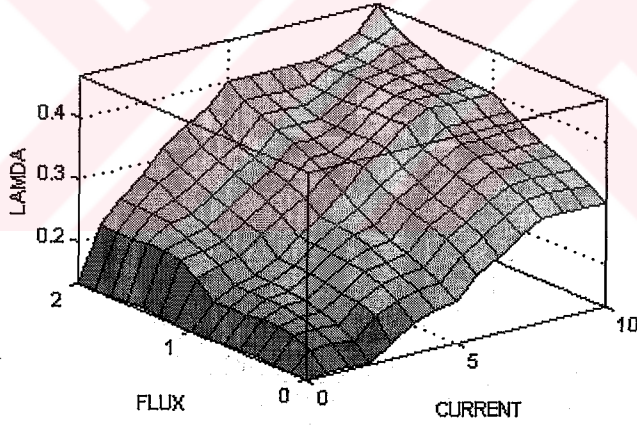
(a) “current” giriş değişkeni için üyelik fonksiyonları



(b) “flux” giriş değişkeni için üyelik fonksiyonları



(c) “λ” çıkış değişkeni için üyelik fonksiyonları



(d) Bulanık kuralların değişimi

Şekil 4.10. İntegratör için kullanılan bulanık mantık sistemin üyelik fonksiyonları ve kural değişimi

4.2.2. Bilgisayar Benzetimi ve Deneysel Sonuçlar

Önerilen algoritmanın performansı ilk olarak Matlab/Simulink ve Fuzzy Logic Toolbox kullanılarak bilgisayar benzetimleri ile araştırılmıştır. Bilgisayar benzetimleri ve deneysel çalışmalarda kullanılan motorun parametreleri ek-1’de verilmiştir. Bilgisayar benzetimleri için asenkron motorun d-q modeli kullanılmıştır. Yıldız bağlı sincap kafesli asenkron motor için matematiksel model aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$u_{sd} = R_s i_{sd} - \omega_s \psi_{sq} + p \psi_{sd} \quad (4.12)$$

$$u_{sq} = R_s i_{sq} + \omega_s \psi_{sd} + p \psi_{sq} \quad (4.13)$$

$$0 = R_r i_{rd} - \omega_k \psi_{rq} + p \psi_{rd} \quad (4.14)$$

$$0 = R_r i_{rq} + \omega_k \psi_{rd} + p \psi_{rq} \quad (4.15)$$

$$T_e = \frac{3}{2} \frac{P}{2} \frac{L_m^2}{L_r} i_{sd} i_{sq} \quad (4.16)$$

$$T_e = J \frac{d\omega_r}{dt} + B\omega_r + T_L \quad (4.17)$$

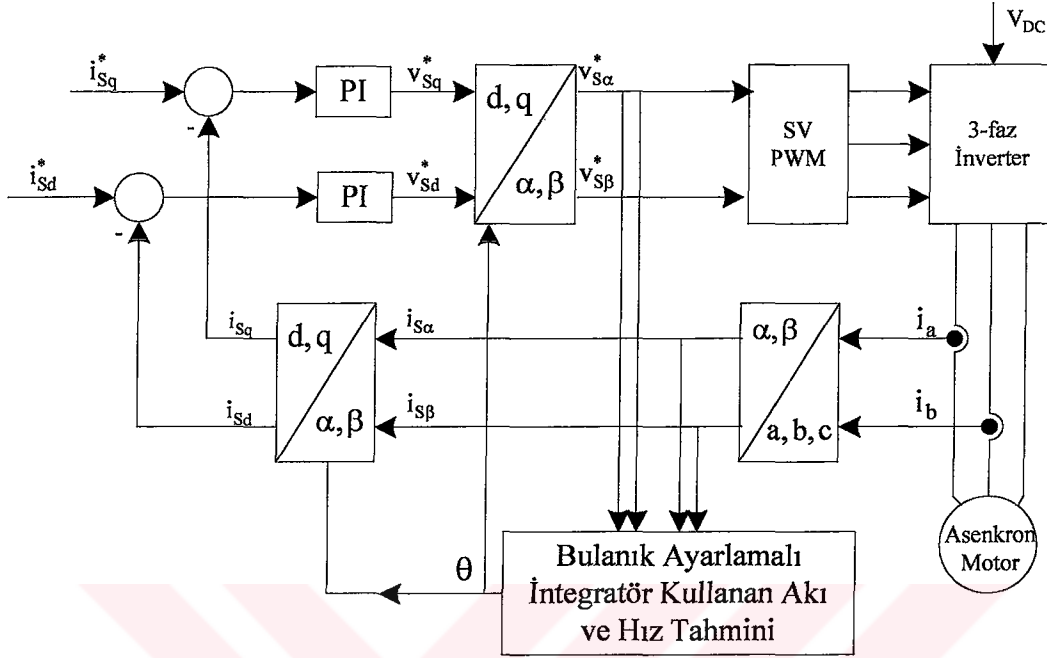
$$\frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r \quad (4.18)$$

Şekil 4.9’da görüldüğü gibi ω çıkış değişkeni ψ ’nin açısal frekansıdır ve bu denklem (4.19)’da verildiği gibi hesaplanabilir [164]. Ancak basitlik için daha doğru olan stator akı hız tahminine göre önerilen bulanık mantık ayarlamalı integratörde denklem (4.20) ile verilen rotor akı hız tahmini kullanılabilir.

$$\omega_s = \dot{\theta} = \frac{\hat{\psi}_{sd} \hat{\dot{\psi}}_{sq} - \hat{\psi}_{sq} \hat{\dot{\psi}}_{sd}}{\hat{\psi}_{sd}^2 + \hat{\psi}_{sq}^2} \quad (4.19)$$

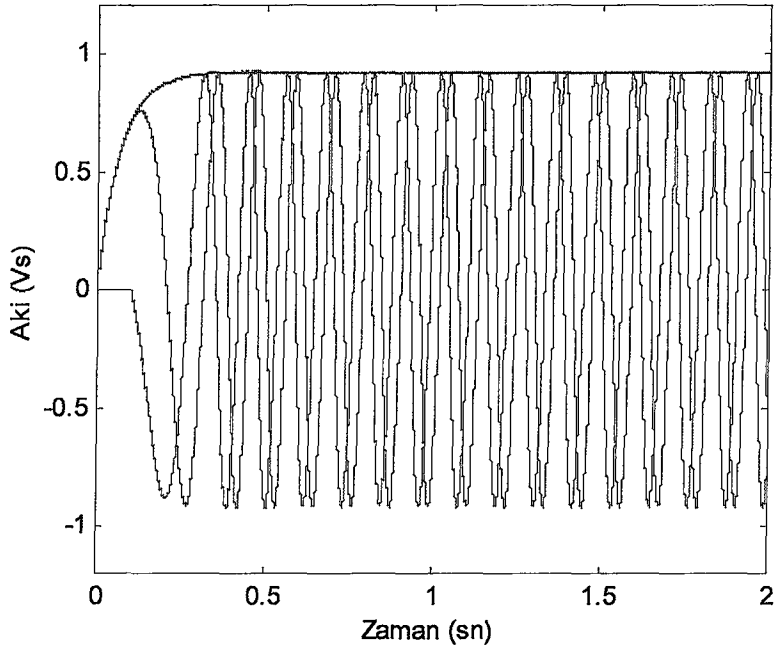
$$\omega = \frac{d}{dt} \left(\tan^{-1} \left(\frac{\psi_\beta}{\psi_\alpha} \right) \right) \quad (4.20)$$

Bu çalışmada önerilen yöntemin çalışmasını doğrulamak için bir asenkron motor sürücü sistemi oluşturulmuştur. Şekil 4.11’de sürücü sistemin blok şeması verilmiştir. Bu sisteme alan yönlendirmeli kontrol uygulanmıştır. Motoru sürme devresi olarak SVPWM ile kontrol edilen IGBT evirgeç kullanılmıştır. Sistemde sayısal kontrol kartı olarak DS1102 dSPACE GmbH kullanılmıştır. Kontrol kartının işlemcisi TMS320C31 olup 32 bit, floating-point ve 60ns komut çevrimine sahiptir. Ayrıca DS1102 dijital kontrol kartında 4 adet analog-dijital çevirici (2 adet 12 bit, 2 adet 16 bit), 4 adet 12 bit dijital-analog çevirici ve 2 adet artımsal encoder bulunmaktadır. Bu deney setinde akım ve gerilim bilgilerini ölçmek için LEM duyargalar kullanılmıştır. Gerilim bilgisi ölü zaman etkilerini içeren evirgecin anahtarlama pozisyonundan elde edilir.

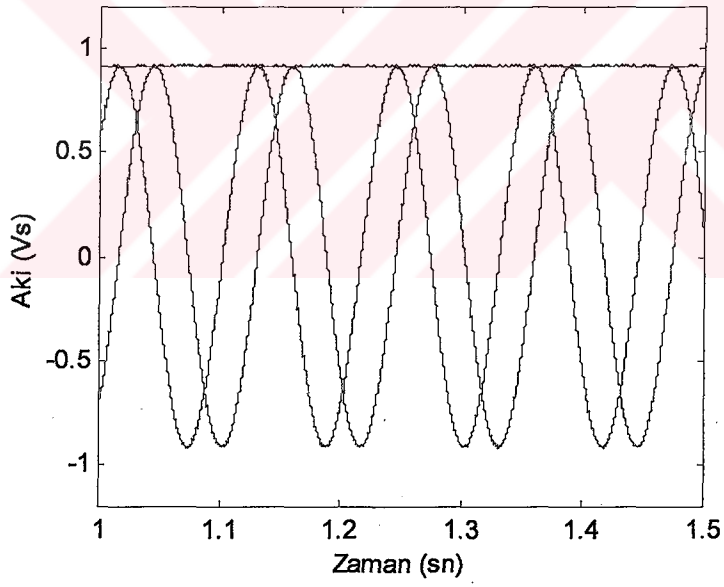


Şekil 4.11. Vektör kontrollü asenkron motorun blok diyagramı

Önerilen akı tahmin edicinin geçici ve sürekli durum performansı bilgisayar benzetimleriyle gösterilmiştir. Önerilen algoritmanın δ geri beslemeli integratör ile karşılaştırılması için bilgisayar benzetimi sonuçları şekil 4.12 ve şekil 4.13 ile verilmiştir. Bilgisayar benzetimleri ve deneysel sonuçlar için d-q referans akımları $i_{sd}=2.4$ ve $i_{sq}=1.532$ olarak alınmıştır.

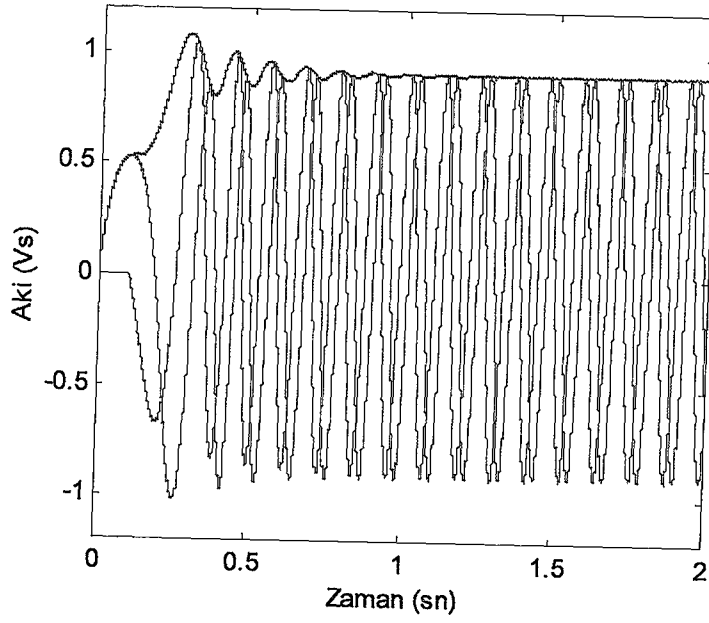


(a)

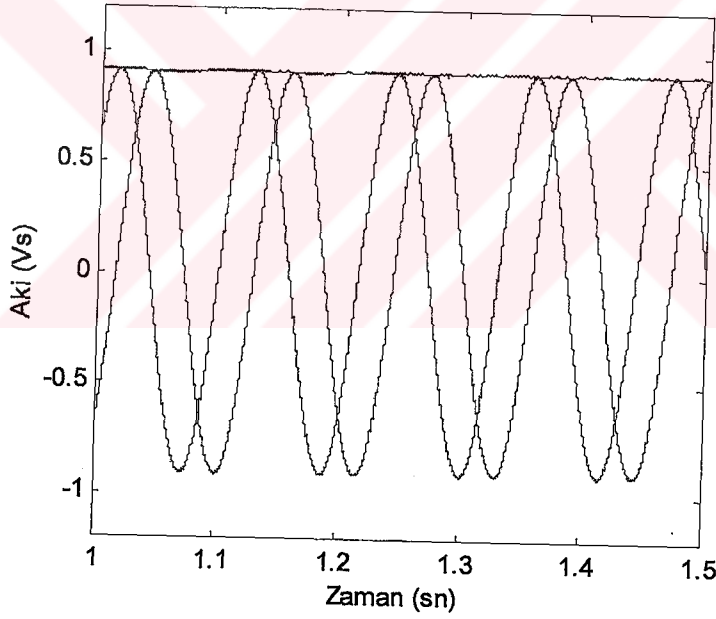


(b)

Şekil 4.12. Önerilen algoritma için benzetim sonuçları ($\omega=55$ rad/s)



(a)

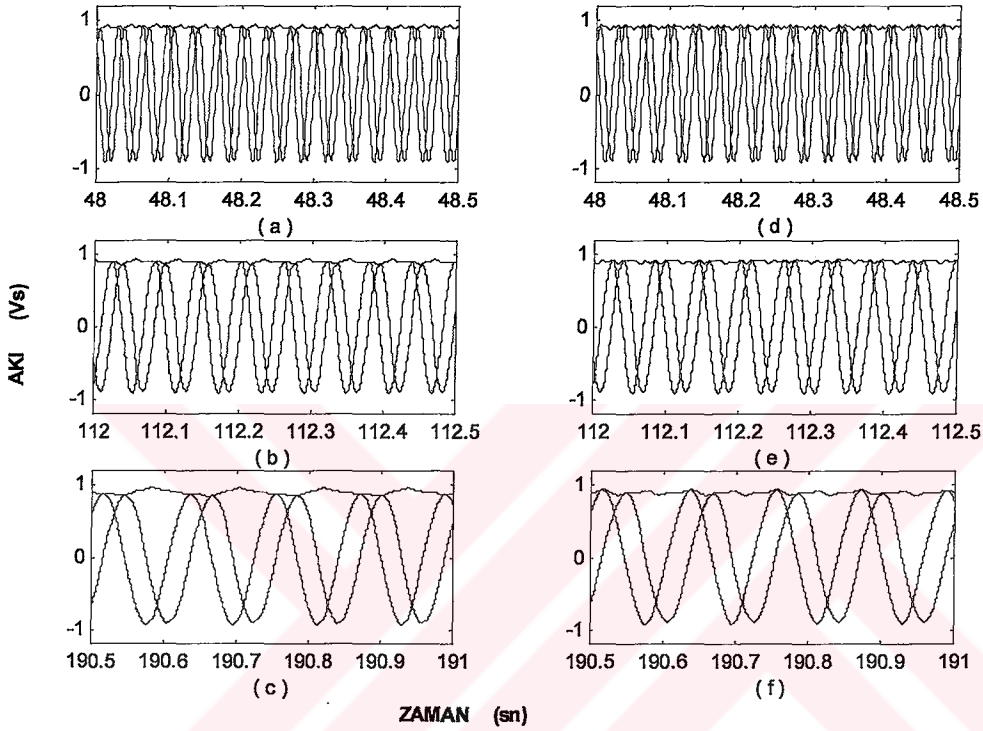


(b)

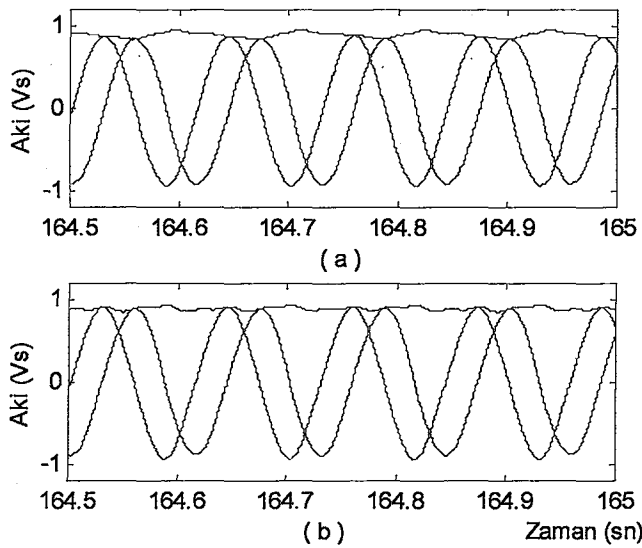
Şekil 4.13. δ geri beslemeli integratör için benzetim sonuçları ($w=55$ rad/s)

Şekil 4.12 ve şekil 4.13 önerilen algoritma ve δ geri beslemeli integratör kullanılarak elde edilen benzetim sonuçları ile akıların davranışları incelenmiştir. Şekil 4.12 bulanık ayarlamalı integratör algoritması için akı tahminini göstermektedir. Şekillerde görüldüğü gibi akıların geçici davranışı bulanık ayarlamalı integratör için daha iyidir. Önerilen bulanık ayarlamalı akı tahmin algoritması daha hızlı cevap ve oturma zamanı bakımından daha iyi performans göstermiştir.

δ geri beslemeli integratör ile hesaplanan akı değişimi bazı açılı hatalarına sahiptir. Şekil 4.14(a, b, c) ve şekil 4.14(d, e, f) önerilen algoritma ve ardışıl bağılı alçak geçiren filtre için farklı hızlarda deneysel sonuçları göstermektedir. Şekil 4.14-4.16'dan görüldüğü gibi bulanık ayarlamalı integratör ile elde edilen sonuçlarda akı değişimi daha düzgündür.

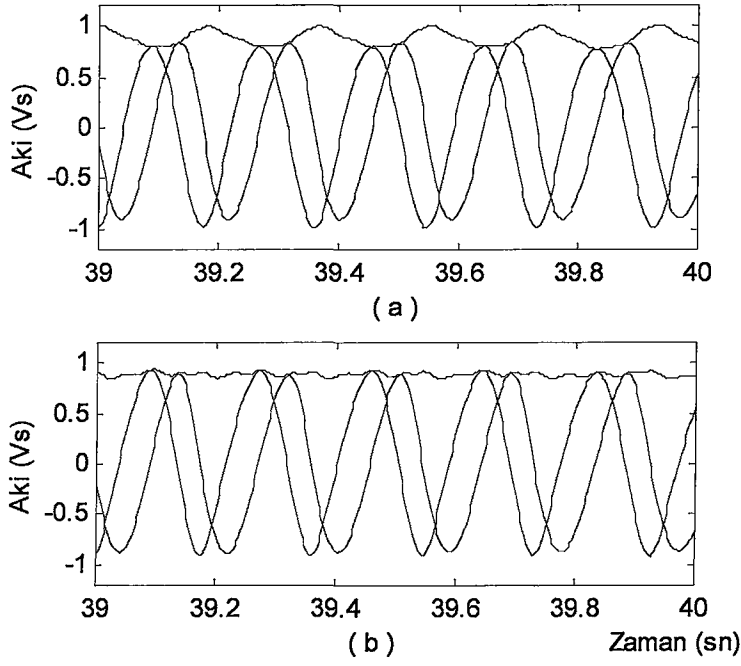


Şekil 4.14. Üç farklı frekansta önerilen algoritma ve kaskad bağılı alçak geçiren filtre yöntemi için deneysel sonuçlar



Şekil 4.15. Deneysel sonuçlar ($w=55$ rad/sn)

(a) Kaskad bağılı alçak geçiren filtre yöntemi (b) Önerilen bulanık ayarlamalı integratör



Şekil 4.16. Deneysel sonuçlar ($w=32$ rad/sn)

(a) Kaskad bağlı alçak geçiren filtre yöntemi (b) Önerilen bulanık ayarlamalı integratör

Bilgisayar benzetimi ve deneysel sonuçlar akı tahmininde bilinen yöntemlerin performansını geliştirmek için önerilen bulanık mantık ayarlamalı akı tahmininin sunduğu avantajları göstermiştir. Önerilen algoritma ile farklı motor tiplerine göre herhangi bir parametre değiştirmeksizin stator akı tahmini başarılı olarak yapılabilir. Saf integratörün sürüklenme ve kararlılık problemi elimine eden algoritma gerçekleştirilmesi oldukça basit ve sağlamdır.

4.3. Hız Duyargasız Vektör Kontrollü Asenkron Motor Sürücülerinde Düşük Hız Bölgesi İçin Akı Modelleri Arasında Yeni Bir Bulanık Kural Tabanlı Geçiş Algoritması

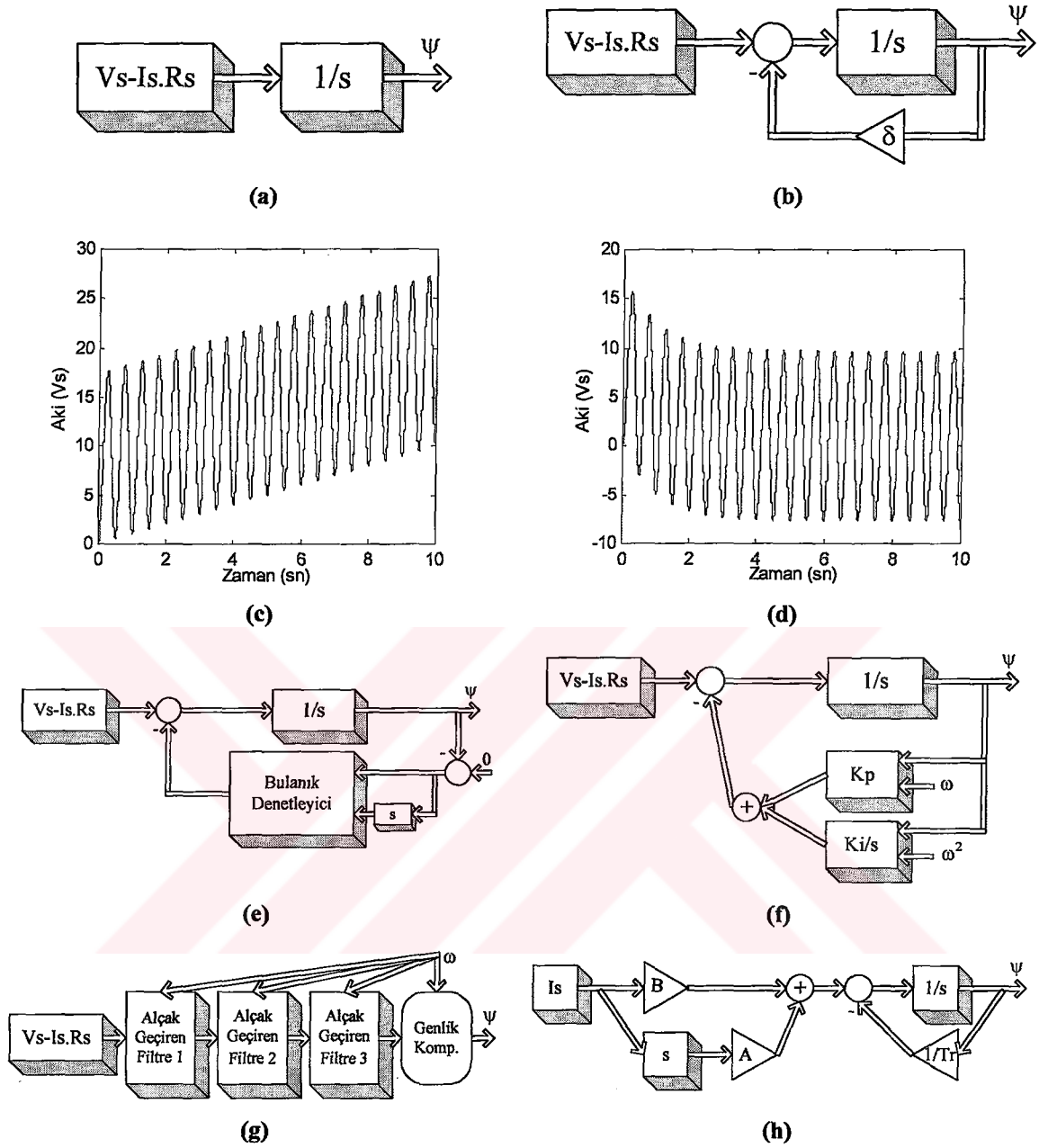
Alan yönlendirmeli kontrol asenkron motor sürücülerde yüksek kontrol performansı sağlamak için geniş olarak kullanılmaktadır [26, 43]. Stator alan yönlendirmesi için iki temel teknik vardır. Bunlar direkt ve dolaylı alan yönlendirme. Hız ve akı duyargasız vektör kontrollü asenkron motor sürücüler önceki kısımda bahsedildiği gibi son zamanlarda çok daha cazip hale gelmiştir [166]. Direkt vektör kontrol duyargasız sürücülerde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Duyargasız vektör kontrollü asenkron motor sürücünün başarısı stator akı genliği ve açısının doğru tahmin edilmesine bağlıdır [167]. İki akı tahmin modeli bulunmaktadır. Stator akım ölçümü ve rotor hızını kullanan akım modeli motor parametrelerine daha çok bağımlı olduğundan daha az tercih edilir. Gerilim modeli ise stator gerilimi ve akımını kullanmaktadır. Duyargasız vektör kontrolde akı tahmini için gerilim modeli kolaylıkla kompanze edilebilen stator direncinin değişimine bağlı olduğundan daha çok tercih edilir [168]. Üç fazlı sincap kafesli bir asenkron motor için gerilim modeli ile elde edilebilecek stator koordinatlarındaki stator akıları aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\psi_{s\alpha,\beta} = \int (v_{s\alpha,\beta} - R_s i_{s\alpha,\beta}) dt \quad (4.21)$$

Denklem (4.21)'de $\psi_{s\alpha,\beta}$, $v_{s\alpha,\beta}$, $i_{s\alpha,\beta}$ stator akısı stator gerilimi ve stator akıdır. R_s ise stator sargı direncini göstermektedir. Gerilim modeli herhangi bir geri beslemeye sahip olmadığı için bu açık integrasyon ifadesi bazı hatalardan dolayı akıda sürüklenmelere neden olur. Sayısal olarak gerçekleştirilen akı integrasyonundaki hatalar aşağıdaki nedenlerden kaynaklanabilir.

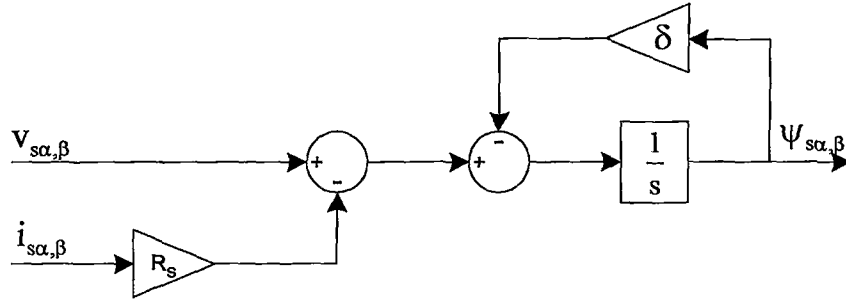
- İntegrasyon metodu ve integrasyon adım büyüklüğü,
- Akım ve gerilim ölçümlerindeki hatalar ve ofsetler,
- Motor sıcaklığının değişimi ve motora uygulanan akımın frekansından dolayı motor parametrelerindeki değişimler,
- İşlemcinin sınırlı sayıdaki bit uzunluğu ve komutların çalışma süresi.

Bu hatalardan dolayı denklem (4.21)'deki açık integrasyon akıda sürüklenme denilen ve şekil 4.17(c)'de gösterilen durum oluşur. Bu durumu önlemek için en basit yöntem şekil 4.17(b)'deki gibi geri besleme yoluna bir kazanç eklemektir. Böylece akı değişimi şekil 4.17(d)'de gösterildiği gibi kararlı hale gelecektir.



Şekil 4.17. Akı tahmini için kullanılan bazı teknikler

Sürüklenme problemini çözmek için literatürde birçok çalışma yapılmıştır [149]. Bu çalışmaların bazılarının blok diyagramı şekil 4.17(b, e-g) ile verilmiştir. Görüldüğü gibi bazılarında integrasyon algoritmasına bir δ geri beslemesi eklenmiş [155], geri besleme yolunda bir bulanık denetleyici kullanılmış [150] veya filtrelerle giriş değişiminin 90 derece faz kaydırılması sağlanmıştır [169]. Bunlardan δ geri beslemeli integratörün blok diyagramı şekil 4.18’de verilmiştir.



Şekil 4.18. δ geri beslemeli gerilim modeli blok diyagramı

Gerilim modeli stator gerilim ve akım ölçümleri ile stator direncine duyarlıdır ve bu model hız bilgisi gerektirmez. Stator direnci özellikle düşük hızlarda önem kazanacaktır. Çünkü düşük hızlarda motora uygulanan düşük gerilimin yanında bu direnç üzerindeki gerilim düşümü önemli hale gelecektir. Literatürde stator direncinin düzeltilmesi için birçok çalışma yapılmıştır [170-172]. Sıfır hızda stator akınsı tahmin etmek için gerilim modelinin kullanılması mümkün değildir.

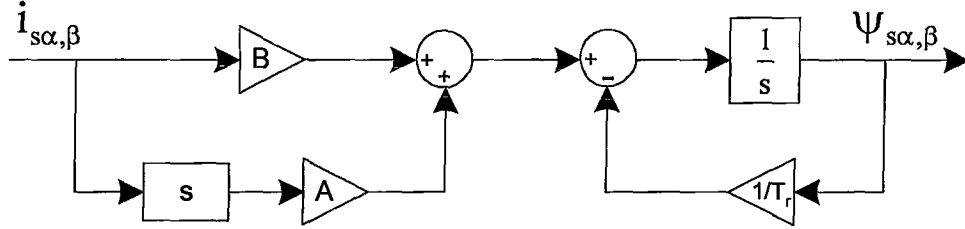
$$F(s) = \frac{1}{s + \delta} \quad (4.22)$$

Denklem (4.22) gerilim modelinin transfer fonksiyonunu vermektedir. Denklemden açıkça görülmektedir ki frekans değeri $j\omega \gg \delta$ olduğu zaman integratör fonksiyonunun davranışı daha iyi olacaktır. Bununla birlikte hem geçici durumda hem de sürekli durumlarda $j\omega$ değeri δ değeri ile karşılaştırılabilecek kadar küçük olduğu zaman faz ve genlik hataları oluşacak ve bu da integratörün performansını etkileyecektir.

Akım modeli açık integrasyon içermez ancak bu model rotor parametrelerinin bilgisini ve akı hesaplama sırasında motor hızının ölçülmesini gerektirir. Bununla birlikte akım modeli $\omega_r=0$ 'da kullanıldığında sonuç olarak denklem (4.23) elde edilir. Görüldüğü gibi bu ifade motor hızından bağımsızdır. Literatürde Blaschke Modeli'de denilen bu denklem sadece çok düşük hızlarda geçerlidir [11]. Akım modeli gerilim modeli gibi integratör işlemi içermesine rağmen kendinden geri beslemeye sahip olduğu için gerilim modelinde oluşan açık integrasyon problemleri bu modelde oluşmaz.

$$\frac{d\psi_{s\alpha,\beta}}{dt} = -\frac{1}{T_r} \psi_{s\alpha,\beta} + A \frac{di_{s\alpha,\beta}}{dt} + B i_{s\alpha,\beta} \quad (4.23)$$

Denklem (4.23)'de $B = \frac{L_s \cdot R_r}{L_r}$, $A = L_{ls} + \frac{L_m}{L_r} \cdot L_{lr}$, $T_r = \frac{L_r}{R_r}$, T_r rotor zaman sabiti, L_s stator indüktansı, L_r rotor indüktansı, L_{ls} stator kaçak indüktansı, L_{lr} rotor kaçak indüktansı, L_m ortak indüktans ve R_r rotor direncidir.



Şekil 4.19. Rotor hız terimi ihmal edilmiş akım modelinin blok diyagramı

Şekil 4.19 akım modelinin blok diyagramını göstermektedir. Buna göre bu modelin transfer fonksiyonu denklem (4.24) ile verilebilir.

$$F(s) = \frac{As + B}{s + 1/T_r} \quad (4.24)$$

Akım modelinin bu tanımı sadece çok düşük hız işlemlerinde kullanılabilir.

4.3.1. Düşük Hız Çalışması için İki Akı Modelinin Birleştirilmesi

Denklem (4.21) ve (4.23)'de görüldüğü gibi gerilim ve akım modelinde giriş değişkeni olarak stator akım ve/veya stator gerilim ölçümleri kullanılarak akı tahmin edilir. Bundan dolayı bu ölçümler yüksek performans ve kararlı çalışma için doğru olmalıdır. Ancak stator gerilim ve akımlarında bazı ölçüm ve ofset hataları vardır. Bu hataların kaynakları evirgecin doğrusal olmayan karakteristikleri, evirgecin ölü tanımlı durumları, darbe genişlik modülatörünün zaman ve genlik ayırıklaştırma hataları, stator gerilimindeki ofsetler, akım ölçüm kanallarının kazanç ayarsızlığı, akım ayırıklaştırma hataları, ve anahtarlama harmonikleridir [166]. Bunun için stator α fazı için gerilim ve akım vektörleri ile stator direnci aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$\hat{v}_{s\alpha} = v_{s\alpha} + v_z \quad (4.25)$$

$$\hat{i}_{s\alpha} = i_{s\alpha} + i_z \quad (4.26)$$

$$\hat{R}_s = R_s + \Delta R_s \quad (4.27)$$

Denklemlerde $\hat{v}_{s\alpha}$, $\hat{i}_{s\alpha}$ ve $\hat{R}_s$ sırasıyla stator gerilimi stator akımı ve stator direncinin tahmin edilen değerleridir. v_z ve i_z stator gerilimi ve akımında oluşabilecek hataları ΔR_s ise stator direnci hatalarını modellemektedir.

Bu hatalar türev ve integral işlemlerinde başlangıç değer problemlerine sebep olacaktır. Genel olarak hesaplamalarda bu başlangıç değerleri ihmal edilir. Ancak bu değerler akı tahmininde önemlidir. Denklem (4.28) başlangıç değeri göz önüne alınmış türev işlemini göstermektedir.

$$L \left\{ \frac{dy}{dt} \right\} = sy + y(0) \quad (4.28)$$

Denklem (4.25)-(4.28) göz önüne alındığında gerilim ve akım modeli akı denklemleri denklem (4.29)-(4.31)'de görüldüğü gibi tekrar yazılabilir.

$$\hat{\psi}_{s\alpha,\beta} = \frac{1}{s + \delta} (v_{s\alpha,\beta} - R_s i_{s\alpha,\beta}) - \psi_{s\alpha,\beta}(0) + v_z - i_z \Delta R_s \quad (4.29)$$

$$\frac{d\psi_{s\alpha,\beta}}{dt} = -\frac{1}{T_r} \psi_{s\alpha,\beta} + A \frac{di_{s\alpha,\beta}}{dt} + B i_{s\alpha,\beta} - (\omega_r + \Delta\omega_r)(\psi_{s\beta,\alpha} - A i_{s\beta,\alpha}) \quad (4.30)$$

$$\hat{\psi}_{s\alpha,\beta} = \frac{(As + B)i_{s\alpha,\beta}}{s + 1/T_r} + \frac{(As + B)i_z + A i_{s\alpha,\beta}(0) + \psi_{s\alpha,\beta}(0) - (\omega_r + \Delta\omega_r)(\psi_{s\beta,\alpha} - A i_{s\beta,\alpha})}{s + 1/T_r} \quad (4.31)$$

Bilindiği gibi bir asenkron motor tarafından üretilen moment aşağıdaki denklem ile verilebilir.

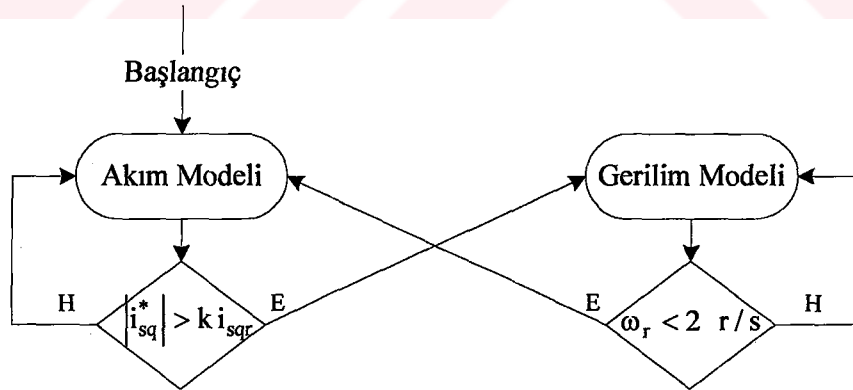
$$T_e = \frac{3}{2} \frac{P}{L_r} \frac{L_m}{L_r} (\psi_{r\alpha} i_{s\beta} - \psi_{r\beta} i_{s\alpha}) \quad (4.32)$$

Yukarıda bahsedilen hatalar ve bu hatalarla ilişkili denklemler göz önüne alınırsa, akım ve gerilim modelinin akı genlikleri farklı olacak ve dolayısıyla asenkron motor tarafından üretilen moment etkilenecektir.

Gerilim modeli 0.5 Hz'in altında başarısızdır. Bundan dolayı istenilen başlama momentini üretmek için V/f_s , I_s/f_{s1} gibi başka yöntemler kullanılmalıdır [30, 174]. Fakat bu iyi bir çözüm değildir çünkü skalar kontrol yöntemlerinin dinamik moment cevapları kötüdür. Bunun için diğer bir akı tahmin yöntemi olarak akım modeli seçilir. Akım modeli sıfır hızdan alan zayıflatma hızına kadar kullanılabilir ancak bu model bazı dezavantajlara sahiptir. Bunların en önemlisi akım modeli hız duyargası ve rotor zaman sabiti bilgisini gerektirmesi dolayısıyla fazladan maliyet getirmesidir.

Bu tez çalışmasının bu kısmında bu problemlere bir çözüm sağlamak amacıyla iki modeli birlikte kullanan yeni yaklaşım önerilmektedir. Bunun için asenkron motor düşük hızlarda başarılı olan akım modeli ile başlatılacak ve belirli bir hızda yüksek hızlarda daha başarılı olan gerilim modeline geçilecektir. Ancak bu algoritmada yukarıda bahsedilen farklı nedenlerden dolayı gerilim modeli ile akım modeli kullanılarak elde edilen akı değerleri arasında farklılık olabilir. Bundan dolayı modeller arasında yapılacak keskin bir geçiş durumunda moment üzerinde sıçramalar oluşacaktır. Akı genlik farkının modellenmesi onun başlangıç değerlerinin gerektirmesinden dolayı çok zor bir iştir.

Bose [175] düşük hızlarda bir akı referansı kullanmış ve $t_d \cdot i_{qs}^* = k$ ile verilen bir zaman gecikmesi ile geçişi sağlamıştır. Başlama durumunda kontrol algoritması akım modelinden akı değerlerini alır ve verilen zaman gecikmesi ile gerilim modeline taşır. Bu yöntem için blok diyagramı şekil 4.20 ile verilmiştir.



Şekil 4.20. Akım ve gerilim modeli arasında geçiş için bir algoritma [175]

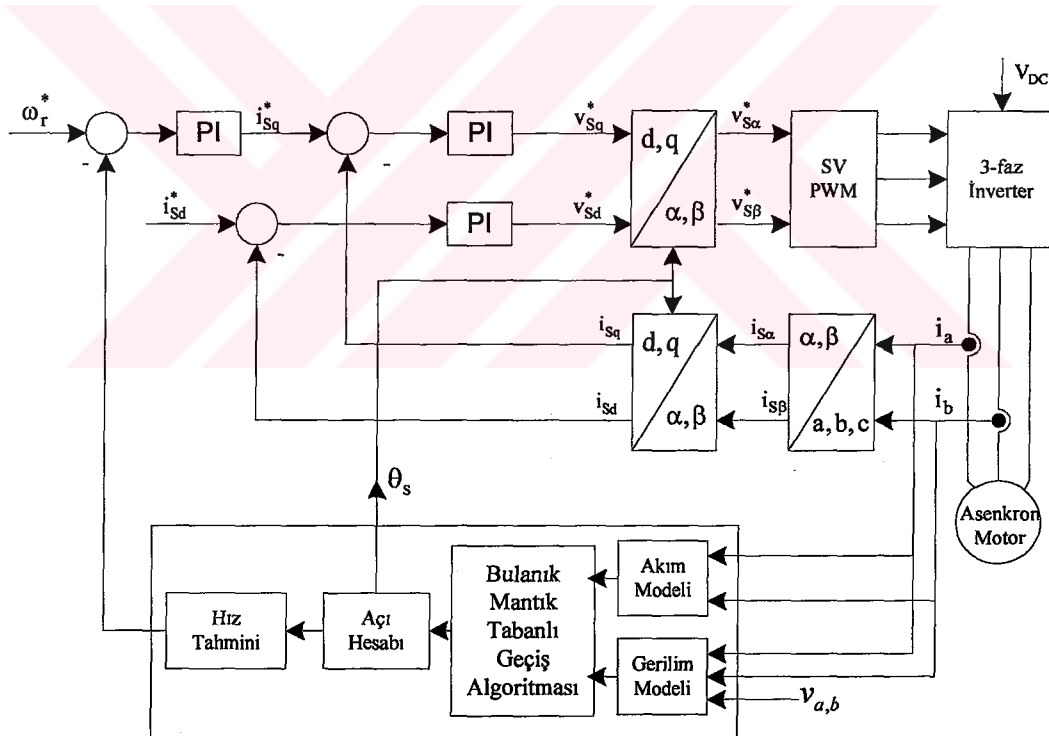
Bu yöntemin gerçekleştirilmesi ile moment cevabı geçiş sırasında hala sıçramalara sahip olacaktır. Bose'nin diğer bir çalışmasında akı tahmini için programlanabilir üç katmanlı alçak geçiren filtre yöntemi kullanılmıştır [176]. Bu yöntem geçiş sırasında moment sıçramalarını elimine etmek için ileri besleme kontrolünü içerir. Bu zaman gecikmesi kompanzasyonlu ileri beslemeli kontrol algoritması sadece bahsedilen üç katmanlı alçak geçiren filtreli akı tahmini

için geçerlidir. Yöntemde her alçak geçiren filtrenin çıkışları olarak stator akısının d ve q bileşeninin tersi yönünde türetilen alçak geçiren filtrelerin girişleri filtrelerin önceki çıkış değerlerinden elde edilmektedir.

Andreescu [177] çalışmasında düzgün bir geçiş için stator akısının birleştirilmiş gerilim-akım modeline dayanan bir akı tahmin edici kullanmıştır. Bu çalışmada gerilim modeli yüksek hızlar için kullanılırken akım modeli düşük hızlar için kullanılmıştır. Bu iki model arasındaki düzgün geçiş akım hatasını kullanan bir PI denetleyici ile ayarlanmıştır.

Akım modeli ve gerilim modeli düşük hız bölgesinde akım modeli, yüksek hız bölgesinde ise gerilim modeli kullanılarak etkin olarak birleştirilebilir. Ancak yukarıda bahsedildiği gibi geçiş sırasında karar mekanizması için etkin bir matematiksel model tanımlamak oldukça zordur. Tezin bu kısmında akım ve gerilim modeli arasındaki geçiş için bulanık mantığın kullanılmasına dayanan yeni bir yaklaşım sunulacaktır.

Şekil 4.21 bulanık mantık tabanlı geçiş algoritmasını kullanan stator akı yönlendirmeli vektör kontrollü asenkron motor sürücü sisteminin blok diyagramını göstermektedir. Bu sürücü herhangi bir hız duyargası kullanmamaktadır.



Şekil 4.21. Düşük hız çalışması için bulanık kural tabanlı geçiş algoritması kullanan vektör kontrol algoritmasının blok diyagramı

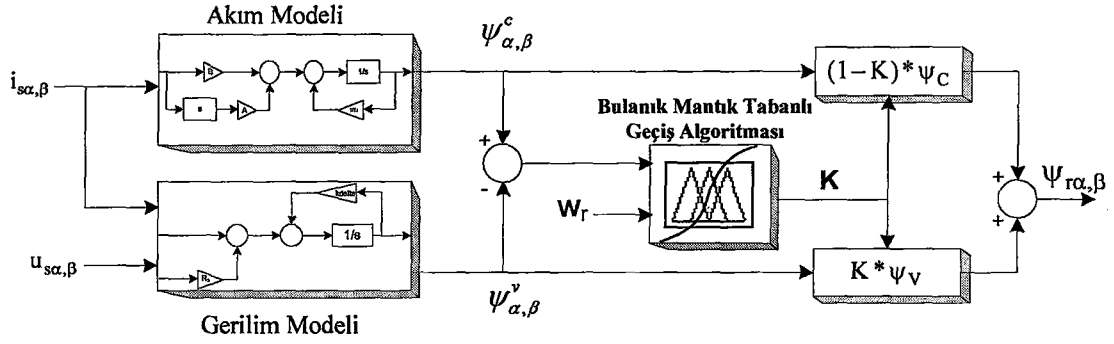
4.3.2. Akım ve Gerilim Modellerinin Birleştirilmesi İçin Önerilen Bulanık Mantık Tabanlı Geçiş Algoritması

Yukarıda bahsedildiği gibi motor akım modeli ile başlayacak ve sonra gerilim modeline geçecektir. Bu geçiş sırasında moment cevabında bazı sıçranalar oluşacaktır, çünkü geçiş sırasında akım modeli ve gerilim modeli ile elde edilen akı değerleri arasında başlangıç değer problemi vardır. Akım modeli ile elde edilecek akının genliği geçiş sırasında gerilim modeli ile elde edilecek akının genliği eşit değildir. Stator akısının değişimi moment üzerinde sıçramalara neden olacaktır. Bir matematiksel model kullanılarak akım modeli ve gerilim modeli arasında bu başlangıç değerinin doğru olarak hesaplanması mümkün değildir, çünkü duyarga etkileri, evirgeçteki ölü zaman etkileri ve sayısal işaret işlemcinin örnekleme zamanı gibi bazı olayların bir matematiksel modelde gözlenmesi kolay değildir.

Tezin bu bölümünde bu iki model arasında moment üzerinde herhangi bir sıçrama oluşturmayacak bulanık mantık tabanlı bir geçiş algoritması önerilmiştir. Akı tahmini için denklem (4.33) ile verilen ve bulanık mantık sistem tarafından elde edilen bir değer kullanılacaktır.

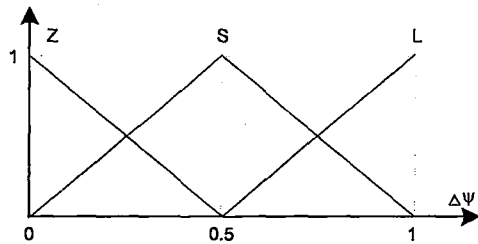
$$\psi = (1 - K) * \psi_{akim} + K * \psi_{geri lim} \quad (4.33)$$

Şekil 4.22’de görüldüğü gibi bulanık denetleyicinin girişleri hız ve ψ_{akim} ve $\psi_{geri lim}$ arasındaki fark ve çıkışı ise $[0, 1]$ arasında değişen K sabitidir. Geçiş elbetteki akı genlikleri arasındaki minimum fark ile yüksek hızda oluşacaktır. K sabit değeri düşük hızlarda düşük değerler alır ve o zaman akım modelinden elde edilen akı değerleri toplam akı üzerinde daha etkin olur. Yüksek hızlarda ise K değeri yüksek değerler alarak gerilim modeli ile elde edilen akının toplam akı üzerindeki etkisini artırır. K sabitinin değişimi bulanık denetleyici ile elde edildiği için akım modeli ve gerilim modeli arasındaki geçiş yumuşak olacak ve moment üzerinde herhangi bir sıçrama olmayacaktır.

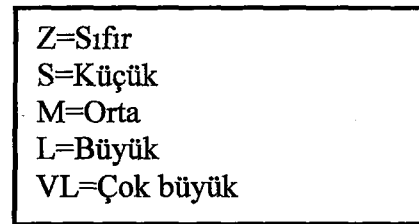


Şekil 4.22. Akım ve gerilim modeli arasında bulanık mantık tabanlı geçiş algoritması için blok diyagramı

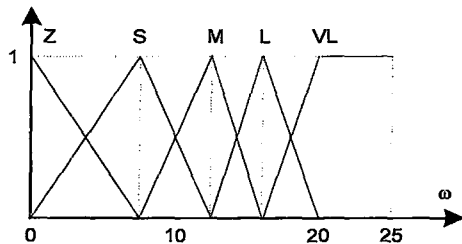
Bulanık denetleyicinin performansı şekil 4.23’de görüldüğü gibi birinci giriş akı değişimi için 3 ve ikinci giriş hız için 5 üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak başarılmıştır. Çıkış değişkeni K için ise yine 5 üçgen üyelik fonksiyonu tercih edilmiştir. Üyelik fonksiyonları çoğunlukla daha yüksek performans elde etmek için düşük hız bölgelerinde yoğunlaştırılmıştır. Daha iyi sonuçlar için üyelik fonksiyonlarının sayısı artırılabilirse de bu hesaplama zamanını artıracığından ve seçilen sayıdaki üyelik fonksiyonları kabul edilir bir performans sağladığından gerek kalmamıştır. Şekil 4.23(g) bulanık denetleyicinin giriş çıkış değişimini özetlemektedir. Verilen kural tabanındaki bulanık kurallar uzman bilgisi ile deneme yanılma yöntemi kullanılarak elde edilmiştir. Bilgisayar benzetimi için Matlab/Simulink ve Fuzzy Logic Toolbox kullanılmıştır.



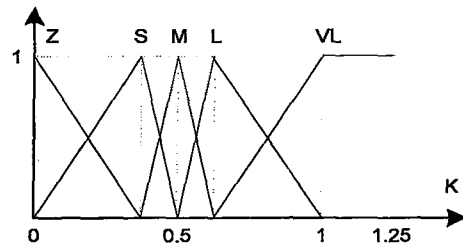
(a) Giriş değişkeni “akı değişimi” için üyelik fonksiyonları



(b)



(c) Giriş değişkeni “hız” için üyelik fonksiyonları



(d) Çıkış değişkeni K için üyelik fonksiyonları

		Hız				
		Z	S	M	L	VL
Akı	Z	S	M	L	VL	VL
	S	Z	S	M	L	VL
	L	Z	Z	S	M	L

(e) Kural tablosu

Tip: Mamdani

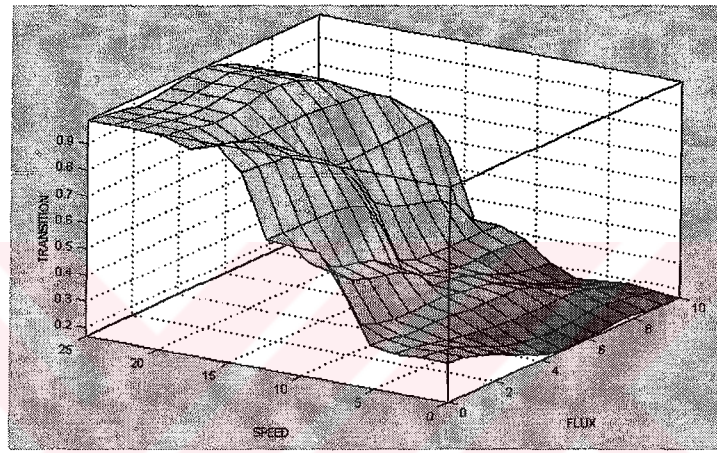
Çıkarım : min

Birleştirme: max

Durulama : Ağırlık merkezi

$$y = \frac{\sum \mu(x).u(x)}{\sum \mu(x)}$$

(f)



(g) Kuralların giriş-çıkış değişimi

Şekil 4.23. Bulanık denetleyicinin parametreleri

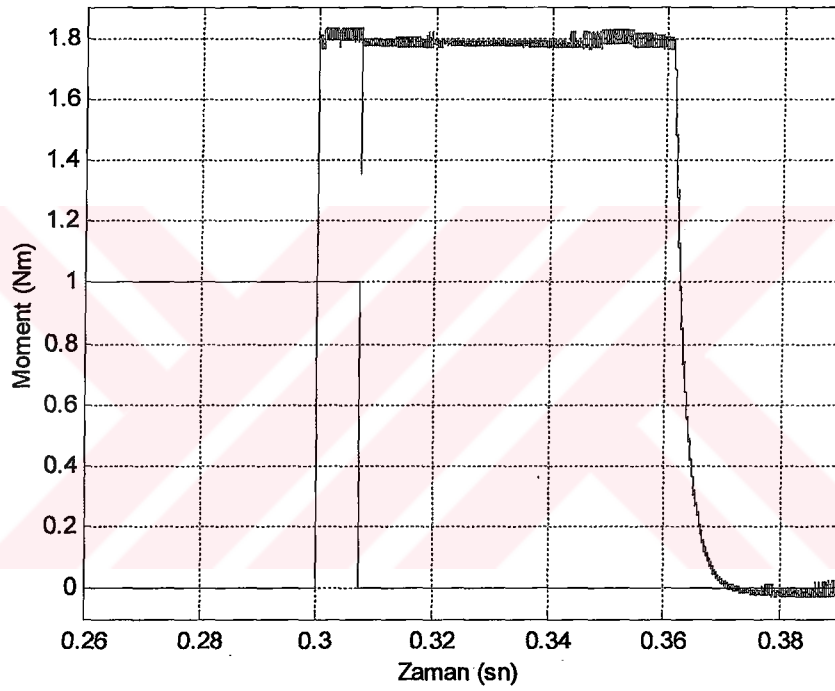
4.3.3. Bilgisayar Benzetimi ve Deneysel Sonuçlar

Önerilen bulanık mantık tabanlı geçiş algoritmasının performansını göstermek için değişik bilgisayar benzetimleri Matlab/Simulink kullanılarak yapılmış ve bu sonuçları doğrulamak için önceki kısımda bahsedilen deney seti kullanılmıştır. Deney setinde kullanılan vektör kontrol algoritması 100 µs yürütme zamanı tüketirken bulanık kural tabanlı geçiş algoritması yaklaşık olarak 20 µs yürütme zamanı almıştır. Bilgisayar benzetimi ve deneysel sonuçlar için kullanılan motorun parametreleri ek-1'de verilmiştir.

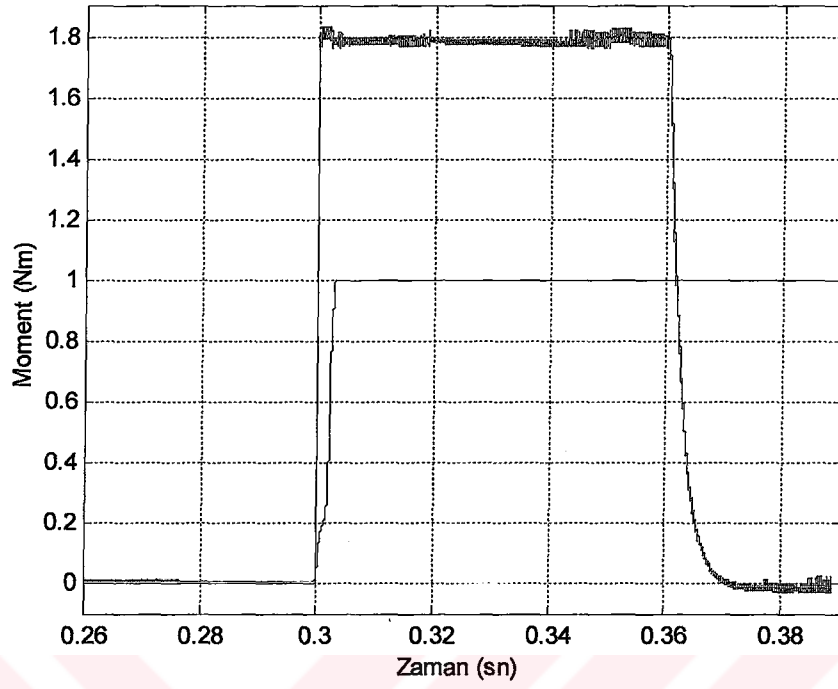
İlk bilgisayar benzetimi nominal hızı 1500 dev/dak olan motor 100 dev/dak hızda çalışırken elde edilmiştir. Şekil 4.24 (a) ve (b) her iki algoritma için moment cevaplarını göstermektedir. Klasik geçiş ([175]'de önerilen zaman gecikmeli geçiş algoritması) için moment üzerindeki sıçramanın bulanık kural tabanlı geçiş algoritması için olmadığı açık bir şekilde görülmektedir.

İkinci bilgisayar benzetim sonuçları motor 10 dev/dak hızda çalışırken alınmıştır. Şekil 4.25 (a) ve (b)'de görüldüğü gibi klasik geçiş algoritmasını kullanan sistem için motorun hız ve moment cevaplarının her ikisi de geçişten sonra kararsız çalışma durumuna geçmişlerdir. Diğer taraftan bulanık kural tabanlı geçişli sistemde herhangi bir salınım görülmemekte ve sistem kararlı şekilde çalışmaktadır. Bu sonuçlar şekil 4.25 (c-d)'de görülmektedir.

Klasik ve bulanık mantık geçişli sistemlerin performansını karşılaştırmak için elde edilen deneysel sonuçlar şekil 4.26'da verilmiştir. Bu şekillerde görüldüğü gibi bulanık kural tabanlı geçiş algoritmasını kullanan asenkron motor sürücü sistem klasik geçiş algoritmasına göre çok daha iyi hız ve moment cevabına sahiptir.

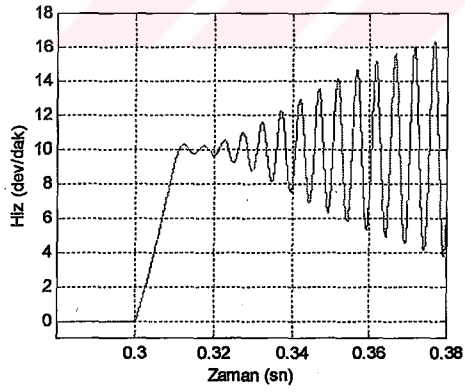


(a) Klasik geçiş

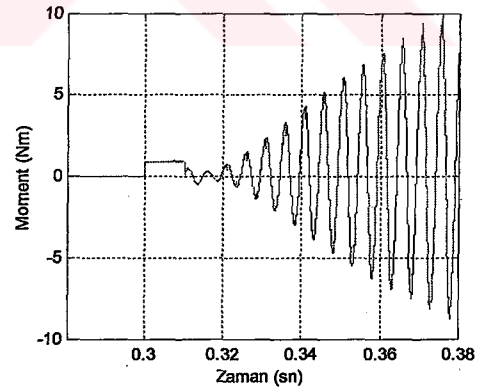


(b) Bulanık kural tabanlı geiş

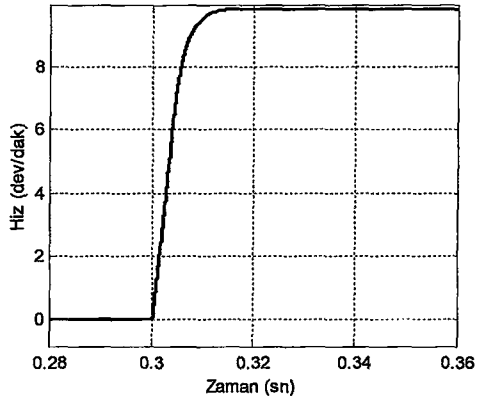
Şekil 4.24. $I_{sd}=3$ A ve 100 dev/dak. hız referansı için klasik ve bulanık geişli hız kontrollü asenkron motor sürücünün deneysel sonuçları



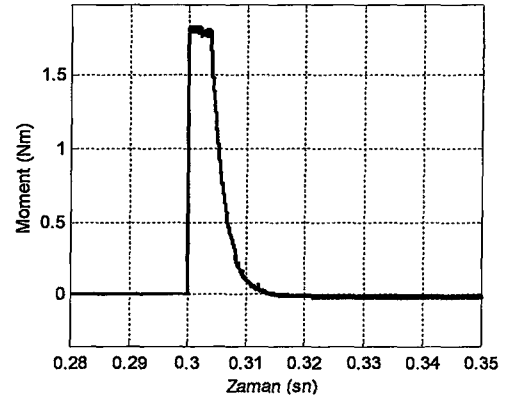
(a) Klasik geiş için hız cevabı



(b) Klasik geiş için moment cevabı

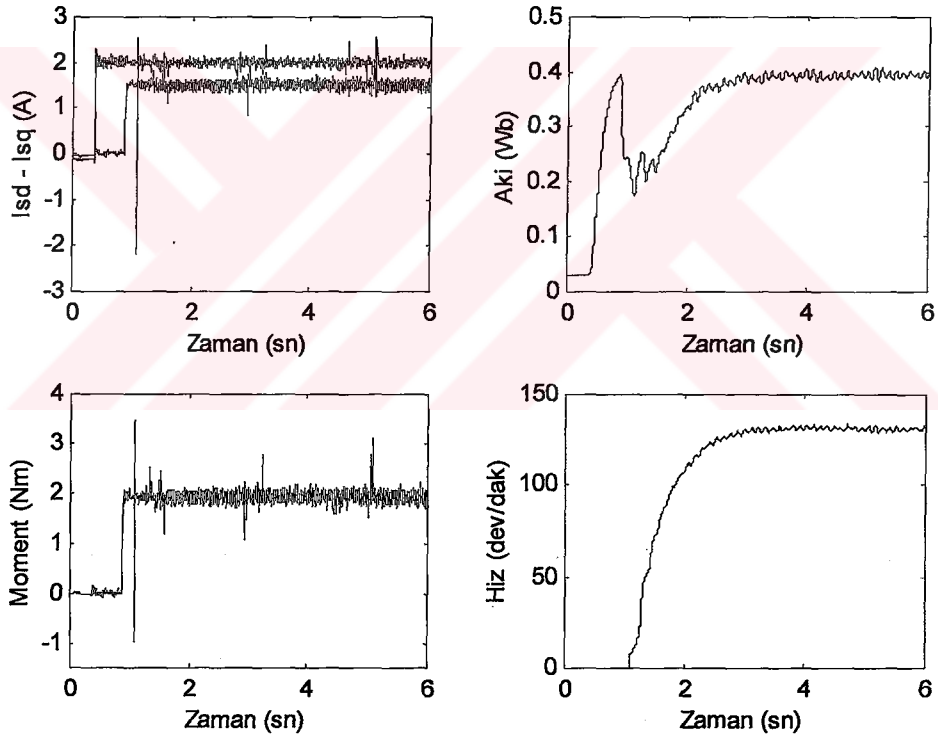


(c) Bulanık geçiş için hız cevabı

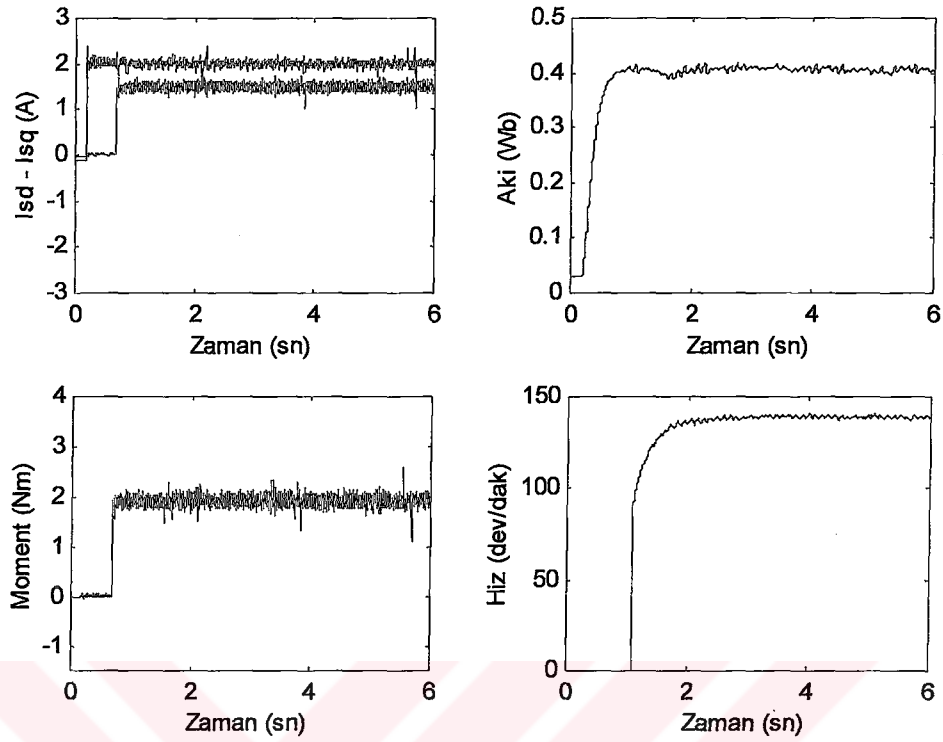


(d) Bulanık geçiş için moment cevabı

Şekil 4.25. 10 dev/dak hız referansı için hız kontrollü asenkron motor sürücünün hız ve moment cevabı



(a) Klasik geçiş



(b) Bulanık kural tabanlı geiş

Şekil 4.26. TRACE yazılımı ile alınan klasik ve bulanık geiş için deneysel sonuçlar

Tezin bu kısmında hız duyargasız vektör kontrollü asenkron motor sürücü için akı tahmininde kullanılan akım modeli ve gerilim modeli arasında yeni bir bulanık mantık tabanlı düzgün geiş algoritması önerilmiştir. Motor bir bulanık denetleyici yardımıyla önce akım modeli ile başlatılmakta sonra gerilim modeline geilerek bu modelle devam edilmektedir. Modeller arasındaki bu geiş yaklaşımının performansı bilgisayar benzetimi ve deneysel sonuçlarla doğrulanmıştır. Sonuçlardan görüleceği üzere önerilen yaklaşımın performansı oldukça iyidir.

5. SONUÇLAR

Yumuşak hesaplama uygulama alanı çok hızlı olarak gelişen, akıllı hesaplamayı temel alan teknikler bütünüdür. Son yıllarda birçok bilim ve mühendislik alanı için uygulanmış ve geliştirilmiştir. Özellikle son on yılda kazanılan tecrübeler farklı yumuşak hesaplama modellerini kullanmanın daha etkili olabileceğini göstermektedir. Günümüzde kontrol, karar verme, sınıflandırma, işaret görüntü ve ses işleme, kimya, ilaç, bilgi mühendisliği, ağ ve dağıtık hesaplama, elektro-hidrolik sistemler, hata belirleme, iletişim ve daha birçok alanda çok sayıda uygulamalarla kullanılmakta ve bu uygulamalar her geçen gün artmaktadır. Özellikle endüstriyel ve ticari uygulamalarda zamanlama problemlerinden model kestirimi ve denetimine kadar büyük bir alanda etkindir. Yumuşak hesaplama geleneksel bilgi güdümlü çıkarım sistemleri veya saf veri güdümlü sistemler için dezavantajları yok eden alternatif bir yaklaşım vermektedir. Farklı uygulamalarda farklı tekniklerin kullanımına izin veren yumuşak hesaplama ayrıca aynı probleme farklı çözümler de sağlayabilmektedir.

Yumuşak hesaplama tekniklerinin gücü çok açık olsa da geleneksel hesaplama tekniklerinin her zaman kullanılacağı inkar edilemez bir gerçektir. Ancak bu iki hesaplama tekniğinin birlikte kullanılması birçok uygulamadan görüldüğü ve ileride görüleceği gibi daha performanslı ve verimli olacaktır.

Gelecekte yumuşak hesaplama teknikleri muhakkak ki daha çok gelişecek ve yeni algoritmalar eklenecektir. Burada vurgulanması gereken nokta ise gelişen teknoloji ile güçlenen bilgisayar işlemcilerinin geleneksel hesaplama tekniklerine göre daha çok hesaplama zamanı gerektiren yumuşak hesaplama tekniklerinin yaygın kullanılmasındaki büyük etkisidir. Bu gelişmelerle daha güçlü çözümler sağlayabilecek yumuşak hesaplama teknikleri daha çok uygulamada kullanılacağı da açıktır.

5.1. Ana Sonuçlar

Bu tez çalışmasında, yumuşak hesaplama tekniklerinin teorisi çalışılmış, bu teknikler için yeni yaklaşımlar sunulmuş ve yumuşak hesaplama tekniklerinin elektriksel sürücü sistemlerde uygulaması gerçekleştirilmiştir. Bu bakımdan tez çalışması üç yönde ele alınabilir.

Teorik araştırma bölümünde yumuşak hesaplama kavramının ne olduğu, hangi yöntemleri içerdiği ve bu yöntemlerin kısaca açıklaması yapılmıştır. Matematiksel dünya ile dilsel dünya arasında bir arabirim olan yumuşak hesaplama kavramı içerisinde bulanık hesaplama, sinirsel hesaplama, evrimsel hesaplama, olasılıksal hesaplama, kaotik hesaplama, kaba hesaplama, makina öğrenmesi, destek vektör makinalar, yapay bağışık sistemler ve veri

madenciliği verilebilir. Bu teknikler hızla gelişmekte ve biyotik sistemler gibi bunlardan başka teknikler de geliştirilmeye çalışılmaktadır. Bu yönüyle yumuşak hesaplama daima gelişmeye açık bir kavramdır.

Tezin teorik geliştirme bölümünde yumuşak hesaplama tekniklerinin geliştirilmesi için dört yeni yaklaşım sunulmuştur. Bu yaklaşımlar şu şekilde özetlenebilir.

- Birinci öneri bulanık denetleyiciler için daha az kural sayısı kullanarak gerçekleştirilen ve blok tabanlı bulanık denetleyiciler olarak adlandırılan yaklaşımdır. Geliştirilen yöntem özellikle gerçek zamanlı uygulamalar için ve hesaplama zamanının önemli olduğu uygulama alanlarında son derece etkindir. Blok tabanlı bulanık denetleyicilerin kullanılması ile geleneksel bulanık denetleyicilere göre yaklaşık %50 hesaplama zamanı azaltılabilmektedir. Gerçekleştirilmesi çok kolay olan bu yaklaşımın performansı uygulama sonuçları ile doğrulanmıştır.
- İkinci geliştirme bulanık mantık sistemler için önerilen üç yeni üyelik fonksiyonunu içermektedir. Bu üyelik fonksiyonlarından özellikle sentis modülasyonlu üyelik fonksiyonu belirsizlikler ve gürültü için bilinen tip-1 bulanık üyelik fonksiyonlarına göre daha yüksek performans sağlamaktadır. Önerilen diğer parabolik ve ters parabolik üyelik fonksiyonları ise daha çok kontrol sistemleri için etkili yaklaşımlardır. Önerilen üyelik fonksiyonlarının etkinliği bilgisayar benzetim sonuçları ile gösterilmiştir.
- Yumuşak hesaplama tekniklerinde önerilen üçüncü geliştirme, çok kriterli bulanık karar verme sistemleri için farklı yaklaşımlardır. Bu tip karar verme sistemlerinin bir aşaması olan performans fonksiyonu için kullanılan bulanık integralde tip-1 ve tip-2 bulanık kümeler kullanılarak karar verme sistemlerinin kontrol sistemlerindeki etkisi arttırılmaya çalışılmıştır. İlk olarak bilinen bulanık integral yapısının nesnel ve öznel fonksiyonlarından klasik olarak sabit seçilen öznel değer önerilen yaklaşımla tip-1 bulanık küme seçilerek uyarlamalı bulanık integral yapısı oluşturulmuştur. İkinci adımda ise hem nesnel hem öznel değerler için tip-2 bulanık kümeler kullanılarak sistem belirsizlik ve gürültüye karşı sağlamlaştırılmıştır. Bu yaklaşımların tamamının performansları uygulama sonuçları ile doğrulanmış ve etkinliği ortaya konmuştur.
- Bu tez çalışmasında yumuşak hesaplama teknikleri için önerilen son yaklaşım yapay sinir ağlarında tip-2 bulanık kümelerin kullanılmasını içermektedir. Önerilen geliştirme ile yapay sinir ağlarının aktivasyon fonksiyonu tip-2 bulanık kümelerle modellenmiş ve etkinliği artırılarak sinir ağının yakınsama

hızı artırılmaya çalışılmıştır. Bu yaklaşımın bir amacı ise karmaşık ve yüksek nonlineerliğe sahip sistemleri modelleyen yapay sinir ağında kullanılan sinir hücrelerinin sayısını azaltabilmektir. Önerilen yaklaşım bilgisayar benzetimleriyle XOR problemi ve vektör kontrollü asenkron motorun hız kontrolü için doğrulanmıştır.

Yumuşak hesaplama tekniklerinin etkinliğini artırmak için önerilen bu yaklaşımlar asıl olarak yumuşak hesaplamanın kontrol sistemleri için kullanılmasında hesaplama zamanı, sağlamlık ve basitlik gibi avantajlar sunmak için verilmiştir.

Bu tez çalışmasının yumuşak hesaplama tekniklerinin elektriksel sürücü sistem uygulamalarını amaçlayan bölümü ise üç farklı yeni yaklaşımdan oluşmaktadır. Bu uygulamaların tamamı karmaşıklığı ve nonlineerliği çok yüksek olan duyargasız vektör kontrollü asenkron motor sürücüsünde çalışılmıştır. Bu bölümde yapılan çalışmalar şöyle özetlenebilir.

- İlk olarak vektör kontrollü asenkron makina için önemli olan akımlar üzerindeki gürültüyü azaltmak için bulanık mantık tabanlı bir filtre gerçekleştirilmiştir. Kestirme-düzeltilme yöntemi ve üstel düzeltme yönteminin birlikte kullanılarak bulanık mantık modeli oluşturulan ve temeli tahmin algoritmasına dayanan bu filtre, basit gerçekleştirme ve etkinlik gibi avantajlar sunmaktadır. Önerilen bulanık filtrenin performansı bilgisayar benzetimi ve deneysel sonuçlarla alınan stator akımları üzerinde doğrulanmıştır.
- Sürücü sistem uygulamalarının ikincisi yine asenkron motorun vektör kontrolü için gerekli sağlam bir akı tahmin algoritması oluşturmaktır. Önerilen yaklaşım stator akısını bulmak için kullanılan ve alçak geçiren filtre özelliği gösteren gerilim algoritmasının saf integratör davranışı göstermesi için yüksek geçiren filtrenin eklenmesi ile oluşan toplam sistemde parametre ayarlaması yapan bir bulanık mantık sistemin kullanılmasını temel almaktadır. Önerilen algoritmanın etkinliği bilgisayar benzetimi ve deneysel sürücü sistem sonuçları ile ortaya konulmuştur.
- Yapılan son çalışma ise duyargasız vektör kontrollü asenkron makinanın düşük hız bölgelerinde çalışması için kullanılabilecek yeni bir yöntemi içermektedir. Bu yöntemde akı tahmini için kullanılan ve yüksek hızlarda iyi performans sağlayan gerilim modeli ile düşük hızlarda iyi performans sağlayan akım modelinin bulanık mantık kullanılarak birleştirilmesine dayanmaktadır. Asenkron Motor ilk olarak akım modeli kullanılarak başlatılmakta ve yumuşak bir geçiş için bulanık mantık sistem kullanılarak hız ve akı değişimine göre

gerilim modeline geçmektedir. Amaç bu geçiş sırasında moment üzerinde oluşabilecek sıçramaları engellemektir. Önerilen yöntemin performansı bilgisayar benzetimi ve deneysel uygulama sonuçları ile doğrulanmıştır.

Dünyada en fazla kullanılan motor tipi olan asenkron motorun kontrolünde çok popüler vektör kontrolün performansının geliştirilmesi için önerilen bu yöntemler sadece yumuşak hesaplama tekniklerinin uygulanabilirliğini göstermekle kalmamakta, aynı zamanda asenkron motor sürücüler için yeni ve geliştirici teknikler sunmaktadır.

Sonuç olarak bu tez çalışmasında temel yumuşak hesaplama teorisi çalışılmıştır. Buna karşın yumuşak hesaplama tekniklerinin yeteneklerini geliştirmek, pratikte uygulamak için daha uygun hale getirmek ve bu teknikleri kullanarak elektriksel sürücü sistemlerde bazı problemleri çözmek için yukarıda özetlenen bazı teorik ve pratik geliştirmeler yapılmıştır. Önerilen yöntemlerin geçerliliğini göstermek için farklı uygulamalarla bilgisayar benzetimi ve deneysel sonuçlar elde edilmiştir. Yumuşak hesaplama tekniklerinde yapılan geliştirmeler için sadece bilgisayar benzetimleri verilmesine karşın önerilen yöntemlerin etkinliğini göstermek açısından yeterli görünmektedir.

5.2. Sonraki Çalışmalar

Tezin farklı kısımlarında açıklandığı gibi yumuşak hesaplamayı oluşturan metodolojiler birçok avantaja sahip olmasına karşın birçok da dezavantaja sahiptir. Bu tez çalışmasında bazı dezavantajları ortadan kaldırmak için bazı yöntemler sunulmuştur. Ancak görüldüğü gibi bu tezde birçok bileşene sahip olan yumuşak hesaplama kavramının sadece iki bileşeni ele alınmaktadır. Bu nedenle sonraki çalışmalarda ileri yumuşak hesaplama yöntemlerinin önerilmesi için araştırmalar yapılacaktır. Aynı şekilde sürücü sistemler için de farklı yumuşak hesaplama tekniklerinin uygulanması ile yapılması düşünülen çalışmalar vardır. Bu tez sonrasında yapılması düşünülen çalışmalar şu şekilde özetlenebilir:

- Bu tez çalışmasında önerilen sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonu tip-2 bulanık üyelik fonksiyonuna eşdeğer bir performans vermek amacıyla geliştirilmiştir. Sonraki çalışmalarda hedef karmaşık olan ve çok fazla hesaplama zamanı gerektiren tip-2 bulanık sistemlerin performansını sağlamak için sinüs modülasyonlu üyelik fonksiyonunu kullanan tip-1 bulanık mantık sistemler oluşturmaktır.
- Yapılması düşünülen ikinci çalışma özellikle blok tabanlı yapay sinir ağlarına dayanan yeni sinir ağı modelleri oluşturmak ve eğitim algoritmaları geliştirmektir. Özellikle modelleme, kontrol, sınıflandırma, işaret işleme ve tanıma gibi birçok

alanda çok fazlaca kullanılan yapay sinir ağıları için şu anki bilinen dezavantajlarını ortadan kaldıracak yeni modeller bir ihtiyaçtır.

- Sonra yapılması düşünülen en önemli çalışma her geçen gün gelişen yumuşak hesaplama tekniklerine yeni bir yöntem ilave edebilmek olacaktır.
- Duyargasız vektör kontrollü asenkron motor sürücülerde çalışma durumuna göre farklı modülasyon tekniklerini birlikte kullanmak için yumuşak hesaplama tekniklerini kullanmak daha sonra yapılması düşünülen çalışmalar arasındadır.
- Bilindiği gibi hız duyargasız vektör kontrol algoritmalarında hız tahmini yapılarak bir hız kapalı döngüsü oluşturulmaktadır ve böyle bir sürücü sistem akım ve gerilim duyargaları kullanmaktadır. Sonraki çalışmalarda yapılması düşünülen uygulamalardan birisi de hız tahmini yapmadan ve akım ölçücülerini kullanmaksızın yumuşak hesaplama yöntemlerini kullanarak sadece motorun stator gerilimi ile motorun akımlarını tahmin etmektir. Böylece hız kontrolü için hız tahmini yapılmasına gerek kalmayacak ve akım duyargaları kullanılmayacaktır.

KAYNAKLAR

1. Aliev R.A., Aliev R.R., 2000, *Soft Computing and Its Applications*, World Scientific, 444p.
2. Jang J.S. R., Sun C.T., Mizutani E., 1997, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Prentice Hall, 614p.
3. Fortuna L., Rizzotto G., Lavorgna M., Nunnari G., Xibilia M.G., Caponetto R., 2001, *Soft Computing New Trends and Applications*, Springer-Verlag:
4. Ovaska S.J., Sztandera L.M., 2002, *Soft Computing in Industrial Electronics*, Physica-Verlag.
5. Russell S., Norvig P., 1995, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Prentice Hall, New Jersey USA, 932p.
6. Kaynak O., Zadeh L.A., Türkşen B., Rudas I.J., 1998, *Computational Intelligence: Soft Computing and Fuzzy-Neuro Integration with Applications*, Springer-Verlag NATO ASI Series, Germany, 540p.
7. Bonissone P., 2000, Hybrid Soft Computing Systems: Where Are We Going?, Proceedings of the 14th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI 2000), Berlin, Germany, 739-746.
8. Kecman V., 2001, *Learning and Soft Computing*, Massachusetts Institute of Technology.
9. Zadeh L.A., 1996, The Role of Soft Computing and Fuzzy Logic in the Conception, Design, Development of Intelligent Systems, Plenary Speaker, Proceedings of the International Workshop on Soft Computing Industry, Muroran, Japan.
10. Moussa A.S., 2003, The Implementation Of Intelligent Qos Networking By The Development And Utilization Of Novel Cross-Disciplinary Soft Computing Theories And Techniques, PhD Dissertation, The Florida State University, 189p.
11. Abraham A., Jain R., 2004, Soft Computing Models for Network Intrusion Detection Systems, *Soft Computing in Knowledge Discovery: Methods and Applications*, Studies in Fuzziness and Soft Computing, Springer Verlag, Chapter 16.
12. Dote Y, Ovaska J, 2001, Industrial Applications of Soft Computing, Proceedings of the IEEE, vol. 89, no. 9, 1243-1265, September.
13. Zilouchian A., Jamshidi M., 2001, *Intelligent Control Systems Using Soft Computing Methodologies*, CRC Press, USA.
14. Novak V., Perfilieva I., Nguyen H.T., Kreinovich V., 2004, Research on Advanced Soft Computing and Its Applications, Springer Verlag, *Soft Computing*, 8, 239-246.

15. Monostori L., Hornyak, J., Egresits C., Viharos Z.J., 1998, Soft Computing and Hybrid AI Approaches to Intelligent Manufacturing, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Proceedings. 11th International Conference on Industrial & Engineering Applications of Artificial Intelligence & Expert Systems, Castellon, Spain, 763-774.
16. Chen Y., 2001, Hybrid Soft Computing Approach to Identification and Control of Nonlinear Systems, Phd Dissertation, Graduate School of Science and Technology, Kumamoto University, Chinese, 172p.
17. Karray F.O., De Silva C., 2004, *Soft Computing and Intelligent Systems Design: Theory, Tools and Applications*, Pearson Addison Wesley, England, 560p.
18. Sinha N.K., Gupta M.M., 2000, *Soft Computing & Intelligent Systems: Theory & Applications*, Academic Press, USA, 639p.
19. Gao X., 1999, Soft Computing Methods for Control and Instrumentation, Phd Dissertation, Helsinki University of Technology, Espoo.
20. Ramik J., 2001, Soft Computing: Overview and Recent Developments in Fuzzy Optimization, Ostravska University, 192p.
21. Zadeh L.A., 1993, Fuzzy Logic, Neural Networks and Soft Computing, Proc. of the IEEE International Workshop on Neuro-Fuzzy Control, 1, Japan.
22. Bonissone P.P., 1997, Fuzzy Logic and Soft Computing: Technology Development and Applications, General electric CRD, USA, 69p.
23. Tetamanzi A., Tomassini M., 2001, Soft Computing: Integrating Evolutionary, Neural and Fuzzy Systems, Springer Verlag, Germany, 328p.
24. Gimenez R.B., 1995, High Performance Sensorless Vector Control of Induction Motor Drives, Phd Thesis, University of Nottingham, England, 255p.
25. Ilas C., 1995, Real Time Identification of Induction Motor Drives, PhD Thesis, Polytechnic University of Bucharest, Romania, 180p.
26. Bose B.K., 2002, *Modern Power Electronics and AC Drives*, Prentice Hall PTR, New Jersey USA, 711p.
27. Boldea I., Nasar S.A., 1999, *Electric Drives*, CRC Press LLC, USA, 411p.
28. Texas Instruments, Digital Signal Processing Solution for AC Induction Motor, Application Report, 1996.
29. Vas P., 1998, *Sensorless Vector and Direct Torque Control*, Oxford University Press, New York USA, 729p.
30. Holtz J., 2002, Sensorless Control of Induction Motor Drives, Proceedings of IEEE, vol. 90, no. 8, pp. 1359-1394.

31. Akın E., 1994, Stator Akısı Üzerinden Asenkron Motorun Rotor Akısı Alan Yönlendirmesi İçin Bir Yöntem, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 178s.
32. Akın B., 2003, State Estimation Techniques for Speed Sensorless Field Oriented Control of Induction Motors, MS Thesis, The Middle East Technical University, Turkey, 190p.
33. Akın M., 2002, Bir Vektör Kontrol Yönteminin Uygulama Hız Sınırlarının Genişletilmesi İçin Yöntem Geliştirme, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, 191s.
34. Can H., 2003, Vektör Kontrollü Asenkron Motorun Düşük Hız Çalışması, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi.
35. Pujol A.A., 2000, Improvements in Direct Torque Control of Induction Motors, Phd Dissertation, Technical University of Catalonia, Spain, 195p.
36. Hinkkanen M., 2004, Flux Estimators for Speed Sensorless Induction Motor Drives, Phd Thesis, Helsinki University of Technology, Finland, 46p.
37. Bowes S.R., Sevinç A., Holliday D., 2004, New Natural Observer Applied to Speed Sensorless DC Servo and Induction Motors, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 51, no. 5, pp. 1025-1032.
38. Leppanen V.M., Luomi J., 2004, Speed Sensorless Induction Machine Control for Zero Speed and Frequency, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 51, no. 5, pp. 1041-1047.
39. Lascu C., Trynadowski A.M., 2004, A Sensorless Hybrid DTC Drive for High-Volume Low-Cost Applications, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 51, no. 5, pp. 1048-1055.
40. Tajima H., Guidi G., Umida H., 2002, Consideration About Problems and Solutions of Speed Estimation Method and Parameter Tuning for Speed-Sensorless Vector Control of Induction Motor Drives, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 38, issue 5, pp. 1282 – 1289.
41. Holtz J., Quan J., 2002, Drift and Parameter Compensated Flux Estimator for Persistent Zero Stator Frequency Operation of Sensorless Controlled Induction Motors, 37th IAS Annual Meeting IEEE Industry Application Conference, vol. 3, pp. 1687-1694.
42. Chun T.W., Choi M.K., Bose B.K., 2001, A Novel Start-up Scheme of Stator Flux Oriented Vector Controlled Induction Motor Drive Without Torque Jerk, Thirty-Sixth IAS Annual Meeting IEEE Industry Applications Conference, vol. 1, pp. 148-153.
43. Vas P., 1999, *Artificial-Intelligence-Based Electrical Machines and Drives: Application of Fuzzy, Neural, Fuzzy-Neural, and Genetic-Algorithm-Based Techniques*, Oxford University Press, New York USA, 625p.

44. Zhao J., Bose B.K., 2004, Neural-Network-Based Waveform Processing and Delayless Filtering in Power Electronics and AC Drives, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 51, no. 5, pp. 981-991.
45. Kim S.H., Park T.S., Yoo J.Y., Park G.T., 2001, Speed Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using Neural Network Speed Estimation, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 48, no. 3, pp. 609-614.
46. Lorenz R.D., 1999, Advances in Electric Drive Control, International Electric Machines and Drives Conference IEMDC'99, Seattle, pp. 9-18.
47. Denai M.A., Attia S.A., 2002, Fuzzy and Neural Control of an Induction Motor, International Journal Applied Mathematic Computing Science, vol. 12, no. 2, pp. 221-233.
48. Pinto J.O.P., Bose B.K., da Silva L.E.B., 2001, A Stator-Flux-Oriented Vector Controlled Induction Motor Drive with Space Vector PWM and Flux-Vector Synthesis by Neural Networks, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 37, no. 5, pp. 1308-1318.
49. Zadeh L.A., 1994, Soft Computing and Fuzzy Logic, IEEE Software no. 6, pp. 48-56.
50. Zadeh L.A., 1965, Fuzzy Sets, Information and Control, no. 8, pp. 338-353.
51. Zimmermann H.J., 2001, *Fuzzy Set Theory and Its Applications*, Kluwer Academic Publishers, USA, 514p.
52. Kosko B., 1997, *Fuzzy Engineering*, Prentice Hall, USA, 550p.
53. Mendel J.M., 2001, *Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions*, Prentice Hall, New Jersey USA, 555p.
54. Wang C.H., Cheng C.S., Lee T.T., 2004, Dynamical Optimal Training for Interval Type-2 Fuzzy Neural Network (T2FNN), IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, vol. 34, no. 3, pp. 1462-1477.
55. Mendel J.M., John, R.I.B., 2002, Type-2 Fuzzy Sets Made Simple, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 10, no. 2, pp. 117-127.
56. Wu H., Mendel J.M., 2002, Uncertainty Bounds and Their Use in the Design of Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 10, no. 5, pp. 622-639.
57. Karnik N.N., Mendel J.M., Liang Q., 1999, Type-2 Fuzzy Logic Systems, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 7, no. 6, pp. 643-658.
58. Johnson J., Picton P., 1995, *Mechatronics, Designing Intelligent Machines Volume 2: Concepts in Artificial Intelligence*, The Open University, United Kingdom, 376p.
59. Reznik L., 1997, *Fuzzy Controllers*, Newness, England, 287p.

60. Baykal N., Beyan T., 2004, *Bulanık Mantık İlke ve Temelleri*, Bıçaklar Kitabevi, Ankara, 413s.
61. Nascimento C.L., 1994, Artificial Neural Networks in Control and Optimization, Phd Thesis, University of Manchester in Faculty of Technology, 209p.
62. Fausett L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice Hall New Jersey USA, 461p.
63. Öztemel E., 2003, *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 232s.
64. Efe M.Ö., Kaynak O., 2000, *Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları*, Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul, 148s.
65. Haykin S., 1999, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice-Hall, 840p.
66. Zurada J.M., 1992, *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing, 760p.
67. Moon S.W., Kong S.G., 2001, Block Based Neural Networks, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 12, no. 2, pp. 307-317.
68. Cordon O., Herrera F., Hoffmann F., Magdalena L., 2001, *Genetic Fuzzy Systems: Evolutionary Tuning and Learning of Fuzzy Knowledge Bases*, World Scientific Publishing, 462p.
69. Konar A., 2000, Artificial Intelligence and Soft Computing: Behavioral and Cognitive Modeling of the Human Brain, CRC Press, USA.
70. Alligood K.T., Sauer T.D., Yorke J.A., 1997, *An Introduction to Chaos Dynamical Systems*, Springer-Verlag.
71. Tsui A.P.M., 1999, Smooth Data Modelling and Stimulus-Response via Stabilisation of Neural Chaos, Phd Thesis, University of London, England, 199p.
72. Clayton K., 1997, Basic Concepts in Nonlinear Dynamics and Chaos, Society for Chaos Theory in Psychology and the Life Sciences, Marquette University, Wisconsin.
73. Suykens J.A.K., Gestel T.V., Brabanter J., Moor B., 2002, Vandewalle, *Least Squares Support Vector Machines*, World Scientific Publishing, 294p.
74. Wan V., 2003, Speaker Verification using Support Vector Machines, Phd Thesis, University of Sheffield, United Kingdom, 108p.
75. Paliouras G., 1993, Scalability of Machine Learning Algorithms, Master Thesis, University of Manchester, 165p.
76. Mitchell T.M., 1997, *Machine Learning*, The McGraw-Hill Companies, Singapore, 414p.
77. Alpaydin E., 2004, *Introduction to Machine Learning*, The MIT Press, 400p.
78. Zaiane O.R., 1999, Introduction to Data Mining, Lecture Notes, University of Alberta.
79. Han J., Kamber M., 2001, *Data Mining: Concepts and Techniques*, Academic Press, 500p.

80. Mitra S., Acharya T., 2003, *Data Mining: Multimedia, Soft Computing and Bioinformatics*, John Wiley and Sons. Inc., USA, 401p.
81. Lee J.Y., 2005, Introduction to Data Mining, Lecture Notes, Colorado School of Mines.
82. Daugupta D., 1999, *Artificial Immune Systems and Their Applications*, Springer-Verlag, Germany, 306p.
83. Timmis J., Bentley P., Hart E., 2003, *Artificial Immune Systems*, Springer-Verlag, Germany, 297p.
84. De Castro L.N., Timmis J., 2002, *Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach*, Springer-Verlag, 364p.
85. Jensen R., 2004, Combining Rough and Fuzzy Sets for Feature Selection, Phd Thesis, University of Edinburgh, United Kingdom, 221p.
86. Lang N. C., 2003, A Tolerance of Rough Set Approach to Clustering Web Search Results, Master Thesis, Warsaw University, Poland, 77p.
87. Munakata T., Pawlak Z., 1996, Rough Control Application of Rough Set Theory to Control, Proceedings of Fourth European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, vol. 1, pp. 209 – 218, Aachen, Germany.
88. Chouchoulas A., 1999, A Rough Set Approach to Text Classification, Master Thesis, University of Edinburgh, United Kingdom, 99p.
89. Aldridge C.H., 1998, A Theory of Empirical Spatial Knowledge Supporting Rough Set Based Knowledge Discovery in Geographic Databases, Phd Thesis, University of Otago, Dunedin, New Zeland, 361p.
90. Qhrn A., 1999, Discernibility and Rough Sets in Medicine: Tools and Applications, Norwegian University of Science and Technology, Norway, 223p.
91. Tsoukalas L.H., Uhrig R.E., 1997, *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering (Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communications and Control Series)*, Wiley Interscience, 587p.
92. Chang X., Lilly J.H., 2004, Evolutionary Design of a Fuzzy Classifier From Data, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part B: Cybernetics, vol. 34, no. 4, pp. 1894-1906.
93. Last M., Eyal S., 2005, A Fuzzy Based Lifetime Extension of Genetic Algorithms, Elsevier, Fuzzy Sets and Systems, no. 149, pp. 131-147.
94. Leung F.H.F., Lam H.K., Ling S.H., Tam P.K.S., 2003, Tuning Of The Structure And Parameters Of A Neural Network Using An Improved Genetic Algorithm, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 14, issue 1, pp. 79-88.

95. Rovithakis G.A., Maniadakis M., Zervakis M., 2004, A Hybrid Neural Network/Genetic Algorithm Approach to Optimizing Feature Extraction For Signal Classification, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part B, vol. 34, issue 1, pp. 695-703.
96. Jiang N., Zhao Z., Ren L., 2003, Design of Structural Modular Neural Networks with Genetic Algorithm, Advances in Engineering Software, vol. 34, issue 1, pp. 17-24.
97. Lin C.F., Wang S.D., 2002, Fuzzy Support Vector Machines, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 13, issue 2, pp. 464-471.
98. Mitra S., Pal S.K., Mitra P., 2002, Data Mining in Soft Computing Framework: A Survey, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 13, issue 1, pp. 3-14.
99. Jonic S., Jankovic T., Gajic V., Popvic D., 1999, Three Machine Learning Techniques for Automatic Determination of Rules to Control Locomotion, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 46, issue 3, pp. 300-310.
100. Bonissone P.P., Chen Y., Goebel K., Khedkar P.S., 1999, Hybrid Soft Computing Systems: Industrial And Commercial Applications, Proceedings of the IEEE, vol. 87, issue 9, pp. 1641-1667.
101. Passino K.M., Yurkovich S., 1998, *Fuzzy Control*, Addison-Wesley.
102. Ross T.J., 2004, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, John Wiley and Sons.
103. Sun Y.L., Er M.J., 2004, Hybrid Fuzzy Control of Robotic Systems, IEEE Trans. on Fuzzy Systems, vol. 12, issue 2, pp. 230-235.
104. Tuan H.D., Apkarian P., Narikiyo T., Kanota M., 2004, New Fuzzy Control Model And Dynamic Output Feedback Parallel Distributed Compensation, IEEE Trans. on Fuzzy Systems, vol. 12, issue 1, pp. 13-21.
105. Velez-Diaz D., Yu T., 2004, Adaptive Robust Fuzzy Control of Nonlinear Systems, IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics Part B, vol. 34, issue 3, pp. 1596-1601.
106. Baykal N., Beyan T., 2004, *Bulanık Mantık Uzman Sistemler ve Denetleyiciler*, Bıçaklar Kitabevi, Ankara, 509s.
107. Golea N., Golea A., Benmahammed K., 2002, Fuzzy model reference adaptive control, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 10, no. 4, pp. 436-444.
108. Sim K.B., Byun K.S., Lee D.W., 2004, Design of Fuzzy Controller Using Schema Coevolutionary Algorithm, IEEE Trans. on Fuzzy Systems, vol. 12, issue 4, pp. 565-570.
109. Yeh Z.M., 1999, A Systematic Method for Design of Multivariable Fuzzy Logic Control Systems, IEEE Trans. on Fuzzy Systems, vol. 7, no. 6, pp. 741-752.
110. Kim J., Kim K., 1997, Multicriteria Fuzzy Control Using Evolutionary Programming, Elsevier, Information Science, Intelligent Systems, 103, pp. 71-86.

111. Belarbi K., Titel F., 2000, Genetic Algorithm For The Design of a Class of Fuzzy Controllers: An Alternative Approach, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 8, no. 4, pp. 398-405.
112. Moser B., Navara M., 2002, Fuzzy Controllers with Conditionally Firing Rules, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 10, no. 3, pp. 340-348.
113. Koczy L.T., Hirota K., 1997, Size Reduction by Interpolation in Fuzzy Rule Bases, *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics Part B*, vol. 27, issue 1, pp. 14-25.
114. Song F., Smith S.M., 2000, A Simple Weight Based Fuzzy Logic Controller Rule Base Reduction Method, *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, pp. 3799-3799.
115. Tao C.W., 2002, A Reduction Approach for Fuzzy Rule Bases of Fuzzy Controller, *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics Part B*, vol. 32, issue 5, pp. 668 – 675.
116. Yam Y., Baranyi P., Yang C.T., 1999, Reduction of Fuzzy Rule Base via Singular Value Decomposition, *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 7, issue 2, pp. 120-132.
117. Yongquan Y., Bi Z., Guokun Z., Haixia P., 2002, A Real-Time Method to Tune Rules Base of Fuzzy Control System, *Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Fuzzy Systems FUZZ-IEEE'02*, vol. 1, pp. 425-430.
118. dSPACE, 1996, DS1102 User's Guide, Germany, 62p.
119. The Mathworks Inc., 1992, The Student Edition of MATLAB Student User Guide, Prentice Hall.
120. Zadeh L.A., 1975, The Concept of a Linguistic Variable And Its Application to Approximate Reasoning, *Information Sciences*, vol. 8, pp. 43-80.
121. Juuso E.K., 2004, Integration of Intelligent Systems in Development of Smart adaptive Systems, Elsevier, *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 35, pp. 307-337.
122. Bağış A., 2003, Determining Fuzzy Membership Functions with Tabu Search-An Application to Control, Elsevier, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 139, pp. 209-225.
123. Himavathi S., Umamaheswari B., 2001, New Membership Functions for Effective Design and Implementation of Fuzzy Systems, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part A: systems and Humans*, vol. 31, no. 6, pp. 717-723.
124. Nandi A.K., Pratihari D.K., 2004, Automatic Design of Fuzzy Logic Controller Using a Genetic Algorithm-to Predict Power Requirement and Surface Finish in Grinding, Elsevier, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 148, pp. 288-300.
125. Wang H., Kwong S., Jin Y., Wei W., Man K.F., 2005, Multi Objective Hierarchical Genetic Algorithm for Interpretable Fuzzy Rule Based Knowledge Extraction, Elsevier, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 149, pp. 149-186.

126. Zhao J., Bose B.K., 2002, Evaluation of Membership Functions for Fuzzy Logic Controlled Induction Motor Drive, 28th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society(IECON 02), vol. 1, pp. 229-234.
127. Mendel J.M., 2001, *Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions*, Prentice Hall, New Jersey USA, 555p.
128. Bellman R.E., Zadeh L.A., 1970, Decision-Making in a Fuzzy Environment, *Management Science*, vol. 17, no. 4, pp. 141-164.
129. Chiou H., Tzeng G., 2002, Fuzzy Multiple-Criteria Decision-Making Approach for Industrial Green Engineering, *Springer-Verlag, Environmental Management*, vol. 30, no. 6, pp. 816-830.
130. Beom H.R., Koh K.C., Cho H.S., 1994, Behavioral Control in Mobile Robot Navigation Using Fuzzy Decision Making Approach, *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, vol. 3, pp. 1938-1945.
131. Lou H.H., Huang Y.L., 2003, Hierarchical Decision Making for Proactive Quality Control: System Development for Defect Reduction in Automotive Coating Operations, *Elsevier Pergamon, Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 16, pp. 237-250.
132. Kuo Y., Yeh C., Chau R., 2003, A Validation Procedure for Fuzzy Multiattribute Decision Making, *The 12th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, FUZZ '03*, vol. 2, pp. 1080–1085.
133. Sousa J.M.C., Kaymak U., 2002, *Fuzzy Decision Making in Modeling and Control*, World Scientific.
134. Calvo T., Mesiar R., Yager R.R., 2004, Quantitative Weights and Aggregation, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 12, no. 1, pp. 62-69.
135. Grabisch M., Murofushi T., Sugeno M., 2000, *Fuzzy Measures And Integrals: Theory And Applications*, Physica-Verlag.
136. Grabisch M., 1996, The Application of Fuzzy Integrals in Multicriteria Decision Making, *European Journal of Operational Research*, vol. 89, pp. 445-456.
137. Wang Z., Klir G.J., 1992, *Fuzzy Measure Theory*, Plenum Publishing Corporation, Newyork, USA, 354p.
138. Yu C.C., Tang Y.C., Liu B.D., 2002, An Adaptive Activation Function for Multilayer Feedforward Neural Networks”, *Proceedings of IEEE TENCON'02*, pp 645-650.
139. Kamruzzaman J., Aziz S.M., 2002, A Note on Activation Function In Multilayer Feedforward Learning, *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '02)*, vol. 1, pp. 519-523.

140. Soria-Olivas E., Martin-Guerrero J.D., Camps-Valls G., Serrano-Lopez A.J., Calpe-Maravilla J., Gomez-Chova L., 2003, A Low Complexity Fuzzy Activation Function for Artificial Neural Networks, *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 14, no. 6, pp. 1576-1579.
141. Sherliker W., Krcmar I.R., Bozic M.M., Mandic D.P., 2002, On Sensitivity of Neural Adaptive Filters with Respect to The Slope Parameter of a Neuron Activation Function, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing Proceedings (ICASSP '02)*, vol. 1, pp. I/1061-I/1064.
142. Kim S., Park T., Yoo J., Park G., 2001, Speed Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using Neural Network Speed Estimation, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 48, no. 3, pp. 609-614.
143. Özer A.B., Akın E., 2001, Artificial Neural Network Based Speed Estimator for Vector Controlled Induction Motor, *Eleco'2001*, pp. 281-286.
144. Tooqer R.S., Bayindir N.S., 2003, Speed Estimation of an Induction Motor Using Elman Neural Network", *Elsevier, Neurocomputing*, vol. 55, pp. 727-730.
145. Huang S., Huang C., Lin Y., 1998, Sensorless Speed Identification of Vector Controlled Induction Drives via Neural Network Based Estimation, *Elsevier, Electric Power System Research*, vol. 48, pp. 1-10.
146. Bharadwaj R.M., Parlos A.G., 2003, Neural State Filtering For Adaptive Induction Motor Speed Estimation, *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 17, no. 5, pp. 903-924.
147. Mahapatra S., Nayak S.K., Sabat S.L., 2001, Neuro Fuzzy Model for Adaptive Filtering Of Oscillatory Signals, *Elsevier, Measurement*, vol. 30, pp 231-239.
148. Cheok A.D., Ertugrul N., 1999, Use of Fuzzy Logic for Modelling, Estimation and Prediction in switched Reluctance Motor Drives, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 46, no. 6, pp. 1207-1224.
149. Karaköse M., 2001, Elektrik Motorlarında Fiziksel Büyüklüklerin Tahmininde Bulanık Mantık Kullanımı, Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 53s.
150. Akın E., Karaköse M., Can H., 2002, A New Fuzzy Controller Based on Integrator Algorithm for Stator Flux Estimation in Induction Motors, *Electric Power Components and Systems*, vol. 30, no. 52.
151. Karaköse M., Akın E., 2002, Evirgeç Üzerinden Beslenen Asenkron Motor Akımlarının Tahmininde Bulanık Süzgeç Kullanımı, *ELECO'2002*, Bursa.
152. Simon D., 2000, Design and Rule Base Reduction of a Fuzzy Filter for the Estimation of Motor Currents, *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 25, pp. 145-167.

153. Simon D., El-Sherief H., 1995, Fuzzy Logic for Digital Phase-Locked Loop Filter Design, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 3, no. 2, pp. 211-218.
154. Costa Branco P.J., Dente J.A., 2000, A Fuzzy Relational Identification Algorithm and Its Application to Predict the Behaviour of a Motor Drive System, Elsevier, Fuzzy Sets And Systems, vol. 109, pp. 343-354.
155. Can H., Akin E., Ertan H.B., 2002, A New Integration Algorithm for Flux Estimation Using Voltage Model, International Journal Of Computations & Mathematics in Electrical & Electronic Engineering, vol. 21, issue 3.
156. Luukko J., Niemela M., Pyrhonen J., 2003, Estimation of The Flux Linkage in a Direct-Torque-Controlled Drive, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 50, no. 2.
157. Hinkkanen M., Luomi J., 2003, Modified Integrator for Voltage Model Flux Estimation Of Induction Motors, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 50, no. 4.
158. Harnefors L., Jansson M., Ottersten R., Pietilainen K., 2003, Unified Sensorless Vector Control of Synchronous and Induction Motors, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 50, no. 1.
159. Cirrincione M, Pucci M, Cirrincione G, Capolino G, 2004, A New Adaptive Integration Methodology for Estimating Flux in Induction Machine Drives, IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 19, no. 1.
160. Hu J., Wu B, 1998, New Integration Algorithms for Estimating Motor Flux Over a Wide Speed Range, IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 13, no. 5.
161. Bose B.K., Patel N.R., 1997, A Programmable Cascaded Low-Pass Filter-Based Flux Synthesis for a Stator Flux Oriented Vector Controlled Induction Motor Drive, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 44, no. 1.
162. Krause P.C., 1986, *Analysis of Electric Machinery*, McGraw-Hill Inc.
163. Karaköse M., Akın E., 2004, A Fuzzy Tuned Integrator for Stator Flux Estimation of Vector Controlled Induction Motor, ACEMP'2004, İstanbul, Turkey.
164. Holtz J., 1998, Sensorless Position Control of Induction Motors-An Emerging Technology, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 45, no. 6.
165. Hu J., Wu B, 1998, New Integration Algorithms For Estimating Motor Flux Over A Wide Speed Range, IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 13, no. 5.
166. Holtz J., Quan J., 2002, Drift And Parameter Compensated Flux Estimator For Persistent Zero Stator Frequency Operation Of Sensorless Controlled Induction Motors, IEEE IAS Annual Meeting, Pittsburgh.

167. Hurst D.K., Habetler T.G., Griva G., Profumo F., 1998, Zero-Speed Tachless IM Torque Control: Simply A Matter Of Stator Voltage Integration, *IEEE Transactions on Industrial Applications*, vol. 34, no. 4, 790-795.
168. Holtz J., 1996, *Methods for Speed Sensorless Control of AC Drives*, Sensorless Control of AC motors, IEEE Press Book.
169. Pinto J.O.P., Bose B.K., De Silva L.E.B., 2001, A Stator Flux Oriented Vector Controlled Induction Motor Drive with Space Vector PWM and Flux Vector Synthesis by Neural Networks, *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 37, no. 5, pp. 1308-1318.
170. Jeon S.H., Oh K.K., Choi J.Y., 2002, Flux Observer With Online Tuning Of Stator And Rotor Resistances For Induction Motors, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 49, no. 3, pp. 653-664.
171. Bose B.K., Patel N.R., 1998, Quasi-Fuzzy Estimation of Stator Resistance of Induction Motor, *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 13, no. 3, pp. 401-409.
172. Guidi G., Umida H., 2000, A Novel Stator Resistance Estimation Method For Speed Sensorless Induction Motor Drives, *IEEE Transactions on Industrial Applications*, vol. 36, issue 6, pp. 1619-1627.
173. Leonhard W., 2001, *Control Of Electrical Drives*, Springer Verlag.
174. Ertan H.B., Üçtuğ M.Y., Colyer R., Consoli A., 2000, *Modern Electrical Drives*, Kluwer Academic Publisher.
175. Bimal K. Bose, Nitin R, Patel, Kaushik Rajashekara, 1997, A Start-Up Method For A Speed Sensorless Stator-Flux-Oriented Vector-Controlled Induction Motor Drive, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 44, no. 4.
176. Chun T, Choi M, Bose B.K., 2003, A Novel Start-Up Scheme Of Stator Flux Oriented Vector Controlled Induction Motor Drive Without Torque Jerk, *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol 39, pp. 776-782.
177. Andreescu G.D., 1996, Robust Direct Torque Vector Control System With Stator Flux Observer For PM-SM Drives, *Proceedings of OPTIM 96, Brasov, Romania*, pp. 1441.

ÖZGEÇMİŞ

Mehmet KARAKÖSE

mkarakose@firat.edu.tr

- 1976 Elazığ'da doğdu.
- 1991-1994 Elazığ Mehmet Akif Ersoy Lisesinden mezun oldu.
- 1994-1998 Fırat Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümünden bölüm birincisi olarak mezun oldu.
- 1998-2001 Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği anabilim dalında "Elektrik Motorlarında Fiziksel Büyüklüklerin Tahmininde Bulanık Mantık Kullanımı" konulu tez çalışması ile Yüksek Lisansı tamamladı.
- 2001-... Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği anabilim dalında doktora öğrenimine başladı.
- 1999-... Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümünde araştırma görevlisi olarak çalışmaktadır.

Bazı Yayınları:

- Akın E., Karaköse M., A New Fuzzy Rule Based Transition Algorithm Between Flux Models for Speed Sensorless Vector Controlled Induction Motor Drives at Low Speed Region, Electric Power Components and Systems, 2005.
- Akın E., Kaya M., Karaköse M., A Robust Integrator Algorithm with Genetic Based Fuzzy Controller Feedback for Direct Vector Control, Elsevier, Computers and Electrical Engineering, 29, 379-394, Mart, 2003.
- Akın E., Karaköse M., Can H., A New Fuzzy Controller Based on Integrator Algorithm for Stator Flux Estimation in Induction Motors, Electric Power Components & System, Vol. 30, No. 5, Mayıs, 2002.
- Karaköse M., Kaya M., Akın E., Design of a Fuzzy Controller Using a Genetic Algorithm for Stator Flux Estimation, Springer Verlag, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2074, 272-280, 2001.
- Orhan A., Akın E., Karaköse M., DSP Implementation Of Fuzzy Controlled Magnetic Levitation System, Springer Verlag, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2206, 950-958, 2001.
- Karaköse M., Akın E., Type-2 Fuzzy Activation Function for Multilayer Feedforward Neural Networks, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 3762-3767, The Netherlands, Ekim, 2004.
- Karaköse M., Akın E., A Fuzzy Tuned Integrator for Stator Flux Estimation of Vector Controlled Induction Motor, ACEMP'2004, İstanbul, Turkey, Mayıs, 2004.
- Karaköse M., Akın E., Type-2 Fuzzy Multicriteria Decision-Making Approach for Control Systems, The 4th International Symposium on Intelligent Manufacturing Systems, Sakarya, TURKEY, Eylül, 2004.
- Karaköse M., Akın E., Block Based Neural Filter and Controller, TMT 2005, Antalya, Türkiye, 2005.
- Karaköse M., Akın E., Novel Membership Functions to Improve Performance of Fuzzy Systems, ICCSE'05, Turkey, 2005.
- Karaköse M., Akın E., Block Based Fuzzy Controllers, INISTA 2005, İstanbul, Türkiye, 2005.
- Karaköse M., Akın E., Gerçek Zamanlı Çalışma İçin Kural Tabanlı Ayarlamalı Yeni Bir Bulanık Kontrol Sistem Yapısı, ASYU-INISTA 2004, İstanbul, Mayıs, 2004.
- Karaköse M., Akın E., Yumuşak Hesaplama Ve Klasik Hesaplamanın Elektriksel Sürücü Sistemleri İçin Birleştirilmesi, ELECO 2004, BURSA, Aralık, 2004.
- Karaköse M., Akın E., Tip-1 Bulanık Sistemlerde Tip-2 Bulanık Girişler, ELECO 2004, BURSA, Aralık, 2004.
- Karaköse M., Akın E., Evirgeç Üzerinden Beslenen Asenkron Motor Akımlarının Tahmininde Bulanık Süzgeç Kullanımı, ELECO 2002, Bursa, 2002.
- Karaköse M., Akın E., AA Motorların Stator Akılarının Tahmininde Kullanılan Yeni Bir Bulanık Kontrollü Integrator Algoritması, TOK 2000, Ankara, 2000.
- Akın E., Karaköse M., Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Eğitiminde Sanal Laboratuvarların Kullanımı, Elektrik, Elektronik, Bilgisayar Mühendislikleri Eğitimi 1. Ulusal Sempozyumu, Ankara, 2003.
- Karaköse M., Akın E., Yumuşak Hesaplama, Türkiye Bilişim Ansiklopedisi, 2005. (Kabul edildi).
- Karaköse M., Akın E., Bulanık ve Sinirsel Bulanık Kontrol, Türkiye Bilişim Ansiklopedisi, 2005. (Kabul edildi).

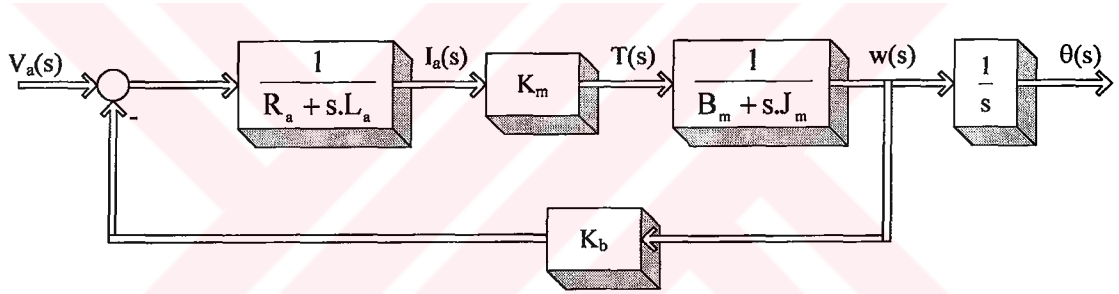
EK-1

Bilgisayar Benzetimi ve Deneysel Sonuçlar İçin Kullanılan DC ve AC Motorların Parametreleri

Tez çalışmasında kullanılan armatür kontrollü DC motorun blok diyagramı şekil 1’de verilmiştir. Buna göre transfer fonksiyonu denklem (1) ile verilen bu DC motorun parametreleri tablo 1’de görülmektedir [110].

$$G(s) = \frac{\theta(s)}{V_a(s)} = \frac{K_m}{s[(R_a + sL_a)(B_m + sJ_m) + K_m K_b]} \quad (1)$$

$$= \frac{2.2}{s(8.96 \times 10^{-6} s^2 + 7.27 \times 10^{-3} s + 0.945)}$$



Şekil 1. Armatür kontrollü DC motor için blok diyagramı

Tablo 1. Tez çalışmasında kullanılan dc motorun parametreleri

DC motor parametreleri	
L_a	5.27 mH
R_a	3.9 Ω
J_m	0.0017 Kgfc $m^{-1}sec^{-2}$
B_m	0.121 Kgfc $m^{-1}sec^{-1}$
K_m	2.2 Kgfc $m^{-1}A^{-1}$
K_b	22.5 Vkrpm $^{-1}$

Tez çalışmasında kullanılan iki asenkron motorun parametreleri tablo 2 ve tablo 3’de verilmiştir.

Tablo 2. Bölüm 4.2 için kullanılan üç fazlı asenkron motorun parametreleri

Motor parametreleri	
Güç	1 kW
Hat gerilimi	220 V
Kutup sayısı	2
Stator direnci	4.67 Ω
İndirgenmiş rotor direnci	6.1 Ω
Stator kaçak indüktansı	0.0117 H
Rotor kaçak indüktansı	0.0117 H
Karşılıklı indüktans	0.375 H
Rotor ataleti	0.00113 kgm ²

Tablo 3. Bölüm 4.2 dışındaki bölümlerde kullanılan üç fazlı asenkron motorun parametreleri

Motor parametreleri	
Güç	2.5 Hp
Hat gerilimi	220 V
Kutup sayısı	4
Stator direnci	2.8 Ω
İndirgenmiş rotor direnci	2.2 Ω
Stator kaçak indüktansı	0.0151 H
Rotor kaçak indüktansı	0.0151 H
Karşılıklı indüktansı	0.2151 H
Rotor ataleti	0.0055 kgm ²