



T.C.
NECMETTİN ERBAKAN
ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



DC MOTORLARDA YAPAY SİNİR AĞI İLE
TORK KESTİRİMİ

Derya POLAT

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Nisan-2022
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DC MOTORLARDA YAPAY SİNİR AĞI İLE TORK KESTİRİMİ

Derya POLAT

Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. İbrahim YILDIZ

2022, 91 Sayfa

Jüri

Doç. Dr. İbrahim YILDIZ

Doç. Dr. Ahmet MERAM

Dr. Öğr. Üyesi Ümit ÖNEN

Günümüzde birçok sistemin kontrolünde geri bildirim almak veya ölçüm yapabilmek için sensörlerden yararlanılır, fakat bu sensörler hem maliyetli ve zaman alıcı hem de hareketi kısıtladığından dolayı olabildiğince tercih edilmemesi amaçlanmıştır. Bu amaçla, son zamanlarda yapılan çalışmalar ile sensörsüz algılamaya yönelinilmiştir. Bu çalışmada ise sensörsüz algılamaya alternatif olarak öncelikle yapay sinir ağlarından yararlanılmış, eğri uydurma yöntemi ile de çalışma desteklenmiştir. Motor, grafik tabanlı olup ve sistem benzetiminde kullanılan Bondgraf (Bağ grafiği) yöntemi ile MATLAB/Simulink’de modellenmiş ve motora ait transfer fonksiyonu oluşturularak Bondgraf model doğrulanmıştır. İlk aşama için bondgraf model üzerinden, değişen toplam ataletle karşı motorun çektiği akım ile Levenberg-Marquardt algoritması tabanlı yapay sinir ağı eğitilmiş, ağıın sonucu olan atalet ve gerçek atalet değeri karşılaştırılmıştır. İkinci aşamada ise, aynı modele efor girişi olarak bağlanan tork yükü için, farklı tork girişlerine karşı motorun çektiği akım belirlenmiş, yapay sinir ağı ile eğitilerek sonuçlar karşılaştırılmıştır. MATLAB/Simulink’de motorun blok diyagramında akımın ölçüldüğü noktaya, yapay sinir ağının blok diyagramının girişi bağlanarak anlık olarak tork kestirimi yapılabilir hale gelmiştir. Çalışmanın ikinci aşaması, oluşturulan deneysel sistem ile desteklenmiş elde edilen veriler ile hem yapay sinir ağı hem de eğri uydurma yöntemi için iki ayrı fonksiyon üretilmiştir. Bu fonksiyonlar, MATLAB’de sensör verilerinin okunduğu koda entegre edilerek, anlık olarak okunan akım değerine karşı iki yöntem içinde tork kestirimi yapılabilir hale gelmiştir. Ayrıca eğri uydurma yönteminden elde edilen fonksiyon değeri, mikrodenetleyici koduna gömülerek okunan akım değeri için anlık tork değerinin hesaplanması sağlanmış ve çalışma desteklenmiştir. Son olarak, çalışmaya optik enkoder dahil edilmiş ve tork yükü hesaplanmıştır. Yapay sinir ağı ve eğri uydurma yöntemlerinin tork yükü tahminleri ile karşılaştırılmış ve yöntemlerin doğruluğu belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Bondgraf Model, DC motor, Eğri Uydurma, MATLAB/Simulink, Tork Kestirimi, Yapay Sinir Ağları

ABSTRACT

MS THESIS

TORQUE ESTIMATE WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK IN DC MOTORS

Derya POLAT

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

Advisor: Assoc. Prof. Dr. İbrahim YILDIZ

2022, 91 Pages

Jury

Assoc. Prof. Dr. İbrahim YILDIZ

Assoc. Prof. Dr. Ahmet MERAM

Assist. Prof. Dr. Ümit ÖNEN

Nowadays, sensors are used to get feedback or to make measurements in the control of many systems. However, since these sensors are both costly and time consuming and restrict movement, they are not intended to be preferred as much as possible. For this purpose, they have recently been directed with sensorless estimate. In this study, artificial neural networks were used as an alternative to these sensorless estimate and the study was supported by curve fitting method. The engine is modeled in MATLAB/Simulink using the Bondgraph method used in system simulation and the Bondgraph model has been verified by creating the transfer function of the engine. At the first stage, an artificial neural network based on the Levenberg-Marquardt algorithm was trained according to the current and total inertia attracted by the motor and the inertia and real inertia value, which is the result of the network, are compared. In the second stage, the current drawn by the motor against different torque inputs was determined for the torque load connected to the same model as the effort input and they were trained with an artificial neural network and the results were compared. In MATLAB/Simulink, torque estimation has become available instantaneously by connecting the input of the block diagram of the artificial neural network to the point where the current is measured in the block diagram of the motor. The second stage of the study was supported by the created experimental system and two separate functions were generated for both the artificial neural network and the curve fitting method with the obtained data. By integrating these functions into the code where the sensor data is read in MATLAB, torque estimation has become possible within two methods against the current value that is read instantaneously. In addition, the function value obtained from the curve fitting method was embedded in the mikrocontroller code to calculate the instantaneous torque value for the current value read and the study was supported. Finally, an optical encoder was included in the study and the torque load was calculated and compared with the torque load predictions of the artificial neural network and curve fitting methods, and the accuracy of the methods was determined.

Keywords: Artificial Neural Networks, Bondgraph Model, Curve Fitting, DC motor, MATLAB/Simulink, Torque estimate

ÖNSÖZ

Bu çalışmada genel sensörsüz algılama yöntemlerine bir alternatif olarak yapay sinir ağı ile DC motorlarda tork sensörsüz, tork kestirimi araştırılmıştır. Yapay sinir ağı ile giriş ve hedef verileri arasındaki ilişki eğitilerek motorun çektiği akıma göre anlık olarak tork değeri öngörülebilmiştir. Ayrıca kullanılan bir diğer yöntem olan eğri uydurma ile anlık tork kestirimi sağlanmıştır. Çalışma öncelikle MATLAB/Simulink’de simülasyonu yapılarak daha sonra deneysel sistem ile desteklenmiştir.

Tez çalışmamda planlanmasında, araştırılmasında, yürütülmesinde ve oluşumunda ilgi ve desteğini esirgemeyen, engin bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım, yönlendirme ve bilgilendirmeleriyle çalışmamı bilimsel temeller ışığında şekillendiren sayın hocam Doç. Dr. İbrahim YILDIZ ‘a sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca deneysel çalışmalarım sırasında, bana her türlü konuda yardım ve bilgilerini esirgemeyen arkadaşlarım Betül KARA, Canan YAVUZ ve Merve ATEŞ’ e teşekkür ederim.

Derya POLAT
KONYA-2022

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ŞEKİLLER VE ÇİZELGELER.....	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR	xi
1. GİRİŞ	1
1.1. Konunun Tanıtımı	1
1.2. Çalışmanın Önemi.....	3
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	4
2.1. Sensörsüz Algılama.....	4
2.1.1. Sensörsüz Tork Algılama.....	7
2.1.2. Yapay Sinir Ağları ile Sensörsüz Algılama	8
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	12
3.1. DC Motor	12
3.1.1. DC Motor Mekanik Yapısı	12
3.1.2. DC Motor Çeşitleri	13
3.1.3. DC Motor Kontrolünde Kullanılan Sensörler	16
3.1.4. DC Motor Çalışma Prensibi	17
3.1.5. DC Motor Mekanik Modeli	19
3.2. Yapay Sinir Ağları	21
3.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları	22
3.2.2. Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları.....	23
3.2.3. YSA ‘da Nöron Çalışma Prensibi	24
3.2.4. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları.....	29
3.3. Bondgraph (Bağ Grafiği) Teorisi.....	30
3.3.1. Güç Bağlantıları	31
3.3.2. Kaynak Elemanları	31
3.3.3. Depolama Elemanları	32
3.3.4. Yutucu Elemanlar	32
3.3.5. Enerji İletim Elemanları.....	33
3.3.6. Enerjinin Korunumu	33
3.4. Eğri Uydurma Yöntemi	35
3.4.1. Yüksek Dereceden Polinom Uydurma	36
4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	37
4.1. DC Motorun Modellenmesi	37
4.1.1. Bondgraph Modelinin Oluşturulması ve Çıkarımlar	37

4.2. MATLAB’da DC Motorun Simülasyonu	39
4.2.1. Bondgraph Model Blok Diyagramı	41
4.2.2. DC Motorun Transfer Fonksiyonu	42
4.3. DC Motora Yük Bağlanması	44
4.3.1. Atalet Hesaplamaları.....	44
4.4. MATLAB/Simulink’de Akım Değerlerinin Bulunması.....	45
4.5. MATLAB’da Levenberg-Marquardt tabanlı YSA Eğitimi	47
4.5.1. Yapay Sinir Ağının Sonucunun Test Edilmesi	49
4.6. Motorun Tork Yükünün Hesaplanması	50
4.6.1. YSA’ da Akım Tork ilişkisinin Eğitilmesi	52
4.6.2. Yapay Sinir Ağının Simülasyona Eklenmesi.....	53
4.7. Deneysel Sistemin Kurulması.....	54
4.7.1. Motorun Yüklenmesi ve Eğitim Verilerinin Oluşturulması	55
4.7.2. Sensörsüz Tork Kestirimi	56
4.7.3. Sensörsüz Tork Kestirimi Uygulama.....	59
4.7.4. Sensörsüz Tork Kestirimin Doğrulanması.....	60
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	64
5.1. Sonuçlar	64
5.2. Öneriler	67
6. KAYNAKLAR	68
EKLER	71
ÖZGEÇMİŞ	79

ŞEKİLLER VE ÇİZELGELER

Şekiller

Şekil 3. 1. DC Motor Elektriksel Devre Şeması	19
Şekil 3. 2. DC Motor Serbest Cisim Diyagramı	19
Şekil 3. 3. Transfer Fonksiyonu	20
Şekil 3. 4. Yapay Sinir Ağı Yapısı.....	21
Şekil 3. 5. Yapay Sinir Ağı	22
Şekil 3. 6. Nöron Çalışma Prensipleri.....	24
Şekil 3. 7. Güç Bağlantısı	31
Şekil 3. 8. Kaynak Eleman Bağlantısı	31
Şekil 3. 9. Atalet Eleman Bağlantısı	32
Şekil 3. 10. Kapasitans Eleman Bağlantısı	32
Şekil 3. 11. Yutucu Eleman Bağlantısı	32
Şekil 3. 12. Trafo Elemanı Bağlantısı.....	33
Şekil 3. 13. Jirator Elemanı Bağlantısı	33
Şekil 3. 14. 0 Kapısı Bağlantısı.....	34
Şekil 3. 15. 1 Kapısı Bağlantısı.....	34
Şekil 3. 16. Enerji/Güç dengesinin Paynter'in Tetrahedron'u ile gösterimi.....	34
Şekil 4. 1. Motor Elektrik Devresi	37
Şekil 4. 2. DC Motor Bondgraf Modeli	37
Şekil 4. 3. Motor Bondgraf Blok Diyagramı	41
Şekil 4. 4. DC Motorun Transfer Fonksiyonu	42
Şekil 4. 5. Motorun Çektiği Akım Grafiği.....	43
Şekil 4. 6. Motorun Akım- Rpm Grafiği	43
Şekil 4. 7. Solidworks 'de Motor ve Disk yükü.....	44
Şekil 4. 8. Yüklü Motorun Rpm Grafiği.....	45
Şekil 4. 9. Akım- Atalet Grafiği	45
Şekil 4. 10. Yüksüz Motor Akım Grafiği	46
Şekil 4. 11. Yüklü Motor Akım Grafiği.....	46
Şekil 4. 12. Yapay Sinir Ağı Modeli	48
Şekil 4. 13. Yapay Sinir Ağı Eğitim Sonucu Verileri.....	49
Şekil 4. 14. Test Verilerinin Grafiği	50
Şekil 4. 15. Tork Girişli Bondgraf Model.....	50
Şekil 4. 16. Tork Yüklü MATLAB /Simulink Modeli	51
Şekil 4. 17. Akım Tork Verileri.....	52
Şekil 4. 18. Yapay Sinir Ağı Tork Sonucu	52
Şekil 4. 19. YSA ve Bondgraf Model	53
Şekil 4. 20. DeneySEL Sistemin Kurulması	54
Şekil 4. 21. DC Motor Kontrol Devresi.....	55
Şekil 4. 22. Motorun Yükleneceği	55
Şekil 4. 23. Eğri Uydurma Sonuç	57
Şekil 4. 24. Yapay Sinir Ağı Sonuç	58
Şekil 4. 25. Motorun Çektiği Akım Grafiği.....	59
Şekil 4. 26. Motorun Tork Yüğü Grafiği	60
Şekil 4. 27. Enkoder ile Tork Yüğü Ölçümleri.....	62
Şekil 4. 28. Tork Yüğü Kestirim Uygulaması	63
Şekil 5. 1. İki Tork Kestirim Yöntemin Karşılaştırılması.....	65

Çizelgeler

Çizelge 3. 1. Yapay Sinir Ağı Modelindeki Terminolojisi	21
Çizelge 3. 2. Farklı fiziksel sistemlerde Endüktif, Kapasitif ve Direnç elemanları	30
Çizelge 3. 3. Farklı fiziksel özelliklerin durum değişkenleri.....	31
Çizelge 4. 1. Motorun Parametreleri.....	39
Çizelge 4. 2. Yapay Sinir Ağı Eğitim Parametreleri.....	48
Çizelge 4. 3. Eğitim Verilerinin ve Test Sonucunun Karşılaştırılması.....	49
Çizelge 4. 4. Eğri Uydurma Parametreleri.....	57
Çizelge 5. 1. İki Tork Kestirim Yöntemine ait Performans Değerleri	66



SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

%	: Yüzde
μs	: Mikro saniye
A	: Amper
$g.cm^2$	: Gram santimetre-kare
I	: Akım
J/K_s	: Entropi
J^T	: Jakobian Matris Transpoze
$kg.m^2$	: Kilogram metre-kare
L	: İndüktans
M	: Manyetik Geçirgenlik
mA	: Miliamper
mH	: Mili Henry
mm	: Milimetre
mNm / A	: Tork Sabiti
mW	: Miliwatt
N	: Sarım Sayısı
η	: Motor Verimi
Pa	: Basınç
$Q (m^3/s)$	: Debi
R	: Direnç
V	: Gerilim
W	: Watt
π	: Pi
Ω	: Ohm

Kısaltmalar

3B	: 3 Boyutlu
ANFIS	: Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi
BLDC	: Fırçasız Doğru Akım Motor
B_m	: Motor Sürtünmesi
BP	: Geri Yayılma
BPN	: Geri Yayılma Ağı
CF	: Curve Fitting
CNC	: Computer Numerical Control
DA	: Doğru Akım
DC	: Doğru Akım
ECG	: Elektrokardiyogram
EEG	: Elektroensefalografi
EKF	: Genişletilmiş Kalman Filtresi
EMF	: Electromotive Force
EMK	: Elektromotor Kuvveti
J_m	: Motor Atalet
KF	: Kalman Filtresi
LM	: Levenberg-Marquardt
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error
MOSFET	: Metal Oksit Yarı iletken Alan Etkili Transistör
MR	: Manyetik Rezonans
MRAS	: Model Referans Adaptif Sistem
MSE	: Mean Squared Error
PWM	: Sinyal Genişlik Modülasyonu
Rpm	: Revolutions Per Minute
R^2	: Determinasyon Katsayısı
SBP	: Standart Backpropagation Algoritması

Se	: Efor Giriş
Sf	: Akış Giriş
SMO	: Kayan Mod Gözlemcisi
T _m	: Motor Tork
T _y	: Tork Yüğü
UART	: Evrensel Asenkron Alıcı-Verici
V _m	: Motor Gerilim
YSA	: Yapay Sinir Ağları
θ _m	: Motorun Açısal Konumu
ω _m	: Açısal hız



1. GİRİŞ

1.1. Konunun Tanıtımı

Bu çalışmada bir DC motorun çektiği akımdan kuvvet, tork sensörüne ihtiyaç duymaksızın sensörsüz tork kestirimi yapılması amaçlanmıştır. Tork sensörsüz algılama günümüzde oldukça popüler ve önemli konuların başında yer alır. Geri beslemeli kontrollerde kullanılan sensörler hem maliyetli hem zaman alıcı ve sensörlerin kapladığı yer bakımından dezavantaj sağlarken tork sensörsüz algılama bu konuda sistemlerin geribildirimlerinde oldukça yararlı olmaktadır. Günümüzde tork sensörsüz algılama adı altında birçok yöntem kullanılır bunlardan yaygın olarak kullanılan ise yapay sinir ağlarıdır. Bu çalışmada ise yapay sinir ağlarının tahmin yeteneğinden faydalanılmıştır. Yapay sinir ağları temelde giriş ve çıkış parametrelerini referans olarak eğitilen ağı, daha sonraki giriş için nasıl bir sonuç vereceğinin öngörülmesi üzerine çalışır. Bu tür yapay sinir ağ eğitimlerinde bazı parametrelerden yararlanılarak ağı en iyi, en güvenilir şekilde eğitilmesi amaçlanır. Bu çalışmada ise ileri beslemeli geri yayımlı ağ türüne sahip Levenberg-Marquardt optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Levenberg-Marquardt algoritması, optimizasyon sırasında az parametre kullanması, hızlı yakınsaması gibi avantajları bulunan bir algoritmadır. Ayrıca bu çalışmada deney veya gözlem sonucu elde edilen birçok veri arasındaki ilişkinin, bir fonksiyon olarak ifade edilmesine yardımcı olan eğri uydurma yönteminden yararlanılmıştır. Bu yöntem kullanılarak akım ve tork verileri arasındaki ilişki için bir fonksiyon üretilmiştir.

Çalışmada öncelikle, DC motorun MATLAB’de Bondgraf (Bağ grafiği) modeli oluşturulmuştur. Bağ grafiği yaklaşımı, çoklu fizik sistemlerin etkileşimlerini hesaplayabilmek için kullanılan grafik tabanlı bir yöntemdir. Bu yöntem sayesinde elemanların fiziksel davranışları ve birbirleri ile etkileşimini temsil eden modeller elde edilir. (DTA Mühendislik, 2020).

Bondgraf modelde farklı gerilim giriş değerlerine göre oluşturulan devir-akım grafiğinin, DC motorun devir-akım grafiği ile örtüşmesi ile modelin doğruluğu belirlenmiştir. Ayrıca motorun transfer fonksiyonu çıkartılarak, bondgraf model ile karşılaştırılmış ve modelin doğruluğu bir kez daha tespit edilmiştir. Çalışmanın asıl amacı, motorun yüklenmesi ve bu yükleme sonucu çekilen akımın hangi tork, atalet değerine karşılık geleceğinin öngörülebilmesidir.

Öncelikle ilk aşama, motor yüklendiğinde motorun toplam ataletinin artması ve buna karşılık motorun çekeceği akımın artacağı öngörülmüş ve MATLAB/Simulink’de bondgraf model üzerinden okunan değerler ile beklendiği gibi akımın arttığı gözlemlenmiştir. MATLAB/Simulink’de yapılan uygulamada, farklı yüklere karşı toplam atalet değerleri ve akım değerleri belirlenerek LM (Levenberg-Marquardt) tabanlı yapay sinir ağı oluşturulmuş, içerisinde akım ve atalet değerlerini içeren veri kümesi ağı tanıtılarak ağı eğitimi yapılmıştır. Bu aşamada yapay sinir ağının çıkışı olan veriler ile gerçekleşen atalet değerleri karşılaştırılarak güvenilirliği belirlenmiştir. MATLAB’de rastgele girilen test akım verileri ile ağı oluşturulduğu atalet verileri, gerçekleşen akım ve atalet verileri ile karşılaştırılarak ağı doğruluğu bir kez daha test edilmiştir. Daha sonrasında, ikinci aşama olan tork kestirimi için öncelikle bondgraf modele efor girişi olarak bir tork yükü bağlanmıştır. Motorun MATLAB/Simulink’de daha önceki bondgraf blok diyagramı bu girişe göre yeniden güncellenmiştir. Bondgraf modelde farklı tork giriş değerlerine karşılık akım değerleri tespit edilmiş ve kaydedilmiştir. Daha önce akım ve atalet verileri için oluşturulan yapay sinir ağı, giriş verisi akım çıkış verisi tork olacak şekilde yeniden eğitilmiştir. Yapay sinir ağının gerçek tork değerlerine yakın değerler verdiği gözlemlenmiştir. MATLAB/Simulink’de yapay sinir ağının blok diyagramı oluşturularak, motorun modeline eklenmiştir. Böylece motor modelinde motorun çektiği akıma karşılık anlık tork kestirimi yapılması amaçlanmıştır. Çalışmada daha sonra, MATLAB/Simulink’de yapılan tork kestirim uygulamasının deneysel sistemi kurularak, motor şaftına bağlanan farklı ağırlıktaki yükler için gerçek akım ve tork değerleri belirlenmiştir. Deneysel sistemden elde edilen bu veriler kullanılarak LM tabanlı yapay sinir ağı yeniden eğitilmiştir. Sensörsüz tork kestirimi yapabilmek amacıyla deneysel veriler ile hem eğri uydurma hem de yapay sinir ağı yöntemlerinden iki farklı fonksiyon üretilmiştir. Bu fonksiyonlar MATLAB’de yazılan koda entegre edilerek, akım sensöründen okunan akıma karşı iki farklı yöntem içinde anlık olarak tork kestirimi yapılabilir hale gelmiştir. Ayrıca eğri uydurma yönteminden elde edilen fonksiyon, mikrodenetleyicinin koduna gömülerek, anlık tork kestirimi için çalışma desteklenmiştir. Son olarak, çalışmaya optik enkoder dahil edilmiş ve tork yükü hesabı, yük ile değişen açısal hız ve akım verileri ile yapılmıştır. Bu tork yükü hesabı yapay sinir ağı, eğri uydurma yöntemlerin tork yükü tahminleri ile karşılaştırılmış ve yöntemlerin doğruluğu belirlenmiştir.

1.2. Çalışmanın Önemi

Sensörsüz algılama günümüzde oldukça popüler olan bir yöntemdir. Üretici ve kullanıcılar, özellikle geri beslemeli kontrollerde sensör dönüşlerinin zaman aldığından, sensör kullanımı ile hem maliyetin artmasından hem de sensörlerin kapladıkları alanlardan yakınmaktadırlar. Günümüzde, sensörsüz algılama yöntemleri birçok uygulamada karşımıza çıkmakta ve bu konu üzerine yapılan yeni çalışmalar ile çıkmaya devam etmesi beklenen bir yöntemdir. Sensörsüz algılama, geribildirim içeren veya sensör kullanımı gerektiren birçok sistemde uygulama imkânı bulmuştur. Kontrol sistemleri, gömülü kontrol sistemleri, elektrik makineleri, devre ve sistemler gibi alanlar sensörsüz algılamanın uygulandığı alanlara örnek gösterilebilir. Bu çalışma ile sensörsüz algılama yöntemlerine alternatif olarak Yapay Sinir Ağları önerilmiştir. Yapay sinir ağları doğru öğrenme algoritması belirlenerek, simülasyon veya gözlemlerden elde edilen veri kümesi ile eğitilir, böylece giriş parametrelerine karşılık oluşabilecek çıkış değerleri kestirilebilir hale gelebilmektedir. Bununla birlikte çalışmada motorun modellenmesinde bondgraf yönteminden yararlanılmıştır. Ayrıca çalışmada, DC motorun transfer fonksiyonunun oluşturulması ile bondgraf modelin doğruluğu belirlenmiştir.

Çalışmada, DC motorun özellikleri doğrultusunda MATLAB’de oluşturulan bondgraf model ile motorun simülasyonu yapılmıştır. Simülasyon sonuçları ile Levenberg-Marquardt algoritması tabanlı oluşturulan yapay sinir ağı eğitilerek daha sonrası için girilen giriş değerine karşılık oluşacak çıkış değeri öngörülebilir olmuştur. Bu çalışmada motorun yüklendiğinde çektiği akım değeri için oluşacak tork değerinin öngörülebilmesi amacıyla yapay sinir ağından ve bondgraf modelden yararlanılmıştır.

Daha sonra çalışma deneysel sistem ile desteklenmiş ve gerçek akım-tork değerleri bulunmuştur. Yapay sinir ağı ile tork kestirimi için üretilen fonksiyon haricinde, MATLAB’de deneysel sistemden elde edilen akım- tork verileri kullanılarak eğri uydurma yönteminden akım-tork ilişkisini ifade eden bir fonksiyon üretilmiştir. Bu iki fonksiyon koda entegre edilerek anlık tork kestirimi sağlanmıştır. Ayrıca eğri uydurma fonksiyonu mikrodenetleyici koduna gömülmüş ve doğrudan sensör verisine karşılık anlık tork kestirimi yapılmıştır. Son olarak çalışmaya dahil edilen enkoder kullanılarak tork yükü hesabı yapılarak, önerilen tork kestirim yöntemlerin doğruluğu belirlenmiştir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

2.1. Sensörsüz Algılama

Sensörler, robotik sistemlerde, otomasyon sistemlerinde, kontrol sistemlerinde ve birçok endüstriyel uygulamada biz kullanıcıların sistem üzerindeki duyu organı konumundadır. Sistemde, sensörler yardımıyla akım, tork, hız, ivme, konum, sıcaklık, nem, mesafe gibi birçok veri ölçülebilmektedir. Özellikle kontrol sistemlerde kullanılan sensörden alınan geri besleme verileri ile konum kontrolü, hız kontrolü, kuvvet kontrolü gibi kontroller yapılabilmektedir. Diğer bir yandan ise kullanılan sensörlerin maliyeti artırması, kapladıkları yer ile hareketi kısıtlaması, sensörlerin güvenilirliği, hall sensörü gibi motor içerisinde yer alan sensörlerin ömürlerinin kısa olması gibi dezavantajları da bulunmaktadır. Bu nedenle son zamanlarda sensörsüz algılama yöntemleri oldukça popüler hale gelmiştir. Birçok çalışmada sensör ile algılamaya alternatif olarak sensörsüz algılama, durum kestirim yöntemleri önerilmiştir. Durum gözlemcileri veya durum tahmincileri, gerçek sistemin giriş ve çıkış parametrelerinin ölçümlerinden, sistemin iç durumu hakkında öngörü sağlayan yöntemlerdir.

Sistemde kullanılan motorun terminallerinden alınan veriler doğrultusunda bazı yöntemlerden yararlanarak hız, konum, tork gibi veriler tahmin edilebilmektedir. Bu yöntemlere MRAS, Kalman Filtresi, Genişletilmiş Kalman Filtresi, Sinir Ağı ve Kayan Mod Gözlemcisi gibi örnekler verilebilir.

MRAS (Model Referans Adaptif Sistem) yöntemi, referans model ile ayarlanabilir model arasındaki hatayı sifıra yakınsamayı amaçlar. Motordan elde edilen akım, gerilim gibi veriler MRAS tabanlı tahminleyicinin girişlerini oluşturur. MRAS giriş verilerine bağlı olarak, rotorun hızı veya konumu gibi çıkış değerlerini sensörsüz olarak tahmin edebilmektedir. MRAS'ın çıkış değerleri ile referans modeldeki değerler karşılaştırılarak hata değeri bulunur. Bu hata değeri modele geri besleme olarak verilerek kontrolün yapılması sağlanır (Akın, 2003).

Sai ve arkadaşları 2016 yılındaki çalışmalarında, motorun hızının ve akının sensörsüz olarak algılayabilmek ve daha sonra motorun kontrolünü sağlayabilmek amacıyla MRAS tabanlı bir model oluşturmuşlardır. MATLAB/Simulink'de oluşturulan modelde motordan gelen sinyaller ile MRAS tabanlı hız ve akı tahmini yapacak iki ayrı tahminleyici kullanmış, sensörsüz olarak motorun hızı ve akısını tahmin etmişlerdir (Sai ve ark., 2016).

Benzer bir çalışmada, motorun tork yüklerine karşı rotor hızının bulunması amacıyla MRAS tabanlı bir gözlemciye dayanarak yapılmıştır. Tork yükü ile değişim gösterecek stator akım ve gerilim değerleri bu gözlemci için giriş değerleri oluşturmuştur. Ayrıca Zorgani ve arkadaşları çalışmalarında tork yükünü tahmin etmek için, motorun atalet momenti, sürtünme katsayısı gibi mekanik karakteristik özellikleri dikkate alınarak durum denklemleri oluşturulmuşlardır. Luenberg gözlemcisi tabanlı oluşturulan modelde, bu durum denklemleri kullanılarak aynı zamanda tork yükü tahmini de yapmıştır (Zorgani ve ark., 2014).

Diğer bir durum kestirim yöntemlerinden olan Kalman Filtresi, statorda ölçülen akım ve gerilim değerleri ile modele göre akı, hız, konum, tork gibi parametrelerin sensörsüz tahmin edilebilmesinde yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Kalman filtresinin kullanılacağı sistemlerde sisteme ait matematiksel modelin oluşturulması gerekmektedir. Kalman filtresinde parametre sapmalarına, ölçüm bozukluklarına dikkat edilir. Ayrıca kalman filtresi hesaplama ağırlıklı bir yöntem olduğu için motorun matematiksel modelinin doğru çıkartılması da sonuçları oldukça etkileyecek bir faktördür (Akın, 2003). Kalman filtresi (KF) genellikle doğrusal sistemlerde, iyi sonuçlar vermesi bakımından sıklıkla tercih edilen bir yöntem iken genişletilmiş kalman filtresi (EKF) ise doğrusal olmayan sistemlerde daha iyi sonuç vermektedir.

Rigatos ve Siano bu konudaki çalışmalarında, DC motor ve indüksiyon motor için sensörsüz durum kestirimi yapabilmek amacıyla kalman filtresi tekniğini kullanmışlardır. Öncelikle iki motor içinde, motora ait durum denklemleri oluşturulmuştur. Simülasyon deneylerinde, DC motor için kalman filtresi, doğrusal olmayan indüksiyon motor için ise genişletilmiş kalman filtresi kullanılarak, ölçülen rotor açısından motorların açısal hızlarının tahminini gerçekleştirmişlerdir (Rigatos & Siano, 2011).

Benzer bir çalışmada, Aishwarya ve arkadaşları tarafından BLDC (Brushless Direct Current) motorun rotor hız ve konumu tahmin etmek amacıyla sensörsüz bir yaklaşım önerilmiştir. BLDC motorlar, indüksiyon motorlara benzer olarak doğrusal olmayan sistemlerdir, bu nedenle çalışmada kalman filtresinin geliştirilmiş versiyonu genişletilmiş kalman filtresinden yararlanılmıştır. Önerilen çalışmada, genişletilmiş kalman filtresi sadece stator akım ve gerilimi ile rotorun hız ve konumunu tahmin etmede başarılı olduğunu gözlemlemişlerdir (Aishwarya ve ark., 2016).

Sensörsüz durum kestirim yöntemlerinden bir değeri ise, Kayan Mod Gözlemcileridir. Bu yöntem, gürültülere karşı bozulmaması ve dayanıklı olması nedeniyle sıklıkla tercih edilmektedir. Kayan mod gözlemcisi, simülasyon veya deneysel sistemden elde edilen gerçek değerler ile uyarlanan model arasında kayma hareketi oluşturarak modeller arası hatayı azaltmaya çalışır. Yöntem, bu yeteneği ile gerçek değerler ile tamamen orantılı olan tahminler üretilmesi sağlar (Akın, 2003).

Fakham ve arkadaşları, kayan mod gözlemcisi ile fırçasız DC motordan ölçülen yalnızca stator akımı ve gerilimini kullanarak motorun geri EMF (Electromotive Force) değerini tahmin eden bir çalışma yapmışlardır. Çalışmada ayrıca geri EMF ile rotor hızı arasında matematiksel ilişki kurulmuştur. Bu ilişkiden yararlanılarak, stator akımı ve gerilimi ile önce geri EMF değeri, daha sonra ise rotor hızının da tahmin edilebildiği bir yöntem önermişlerdir (Fakham ve ark., 2008).

Sensörsüz algılama için kullanılan yöntemlerden biri de yapay sinir ağıdır. Bu yöntemde tahmin için iki katmanlı geri yayılım tekniğine dayalı yapay sinir ağından yararlanılmaktadır. Sinir ağı simülasyon veya deneysel sistemden elde edilen gerçek veriler ile eğitilirler. Sinir ağı çıktıları ile eğitim verileri karşılaştırılarak hata belirlenir, bu hata değeri belirlenen değere ulaşana kadar sinir ağının içerisindeki ağırlık değerleri güncellenir. Güncellenen ağırlık değerleri için yeniden işlenen yapay sinir ağı yeni çıkışlar, yeni hatalar üretir ve süreç bu şekilde tekrarlanır. Hatanın belirlenen değerin altına düşmesi için geçen süreç ise ağı öğrenmesi olarak adlandırılır. Bu yöntem ile ilgili çalışmalara detaylı olarak, yapay sinir ağları ile sensörsüz algılama bölümünde yer verilmiştir.

Sensörsüz algılama için, Screeam ve arkadaşları 2018 yılındaki çalışmalarında hall sensörleri ortadan kaldırılarak sıfır geçiş yaklaşımı ile motorun geri EMF değerlerinden yararlanılarak, motorun PWM (Pulse Width Modulation) sinyaline benzer kare dalga üretmesi sağlanmıştır. Kullanmış oldukları geri EMF tekniği ise kısaca, BLDC motorda pozitif enerji verilmiş bir sargı, negatif enerjilendirilmiş ve açık bırakılmış nötr veya sessiz faz olarak adlandırılan sargılar bulunmaktadır. BLDC motorun sürülmesi esnasında negatiften pozitive veya pozitiften negatife geçiş (Sıfır Geçiş) olduğu durumda kare dalga darbeleri üretilir. Sıfır geçiş yaklaşımı ile oluşturulan bu dalgalar hall sensörlerinin çıkışlarına benzetilmiş ve bu sinyaller bulanık denetleyiciye geri besleme olarak döndürülerek hız algılaması sağlamışlardır (Sreeram K, 2018).

Shrutika ve arkadaşları ise çalışmalarında, geri EMF sinyalleri ile sensörsüz konum ve hız algılaması yapmayı amaçlamışlardır. Çalışmada rotor hızından bağımsız, motorun terminal akım ve gerilim değerleri kullanılarak geri EMF tabanlı bir gözlemci sunmuşlardır. Önerilen geri EMF gözlemcisinin tam hız aralığında bile oldukça iyi hız ve konum tahmini yapabildiğini gözlemlemişlerdir (Shrutika ve ark., 2021).

Son olarak Attar ve arkadaşları, hız ve konum sensörüne ihtiyaç duymaksızın BLDC motorun yine geri EMF değerinden faydalanarak, motorun rotor konumu tespit etmeyi amaçlamışlardır. Çalışmalarında diğer çalışmalarda bahsedildiği üzere sıfır geçiş yöntemi kullanılarak rotorun konumunu sensörsüz olarak algılamayı başarmışlardır. Önerilen yöntemde eşik değerinin ayarlanması sorunu ve sensörlü algılamaya nazaran daha fazla olan hafif dalgalanmalar yöntemin dezavantajlarından biridir (Attar ve ark., 2021).

2.1.1. Sensörsüz Tork Algılama

Günümüzde, hemen hemen tüm uygulamalarda karşılaştığımız sensörler, özellikle geri beslemeli kontrol uygulamalarında oldukça önemlidir. Bu tür uygulamalarda yüke bağlı bozulmalar, motorun zorlanması durumu veya başka bir neden ile tork da oluşan değişimin algılanabilmesi için sensörlere ihtiyaç duyulmaktadır. Sensörlerin uygulamalar için maliyeti artırması yanı sıra sensör gürültüsü, dar bant genişliği, modeli karmaşık hale getirmesi ve tüm bunlara bağlı olarak kararsızlık göstermeleri de sensörlerin dezavantajları arasındadır. Bu nedenle son zamanlarda, sensörsüz tork algılama üzerine çalışılmış ve birçok yöntem geliştirilmiştir.

Liu ve arkadaşları çalışmaları ile doğrudan tork algılamasında önemli olan elektromanyetik torkun tahmininde sensörsüz algılamanın daha avantajlı olacağını ileri sürmüştür. Çalışmada, BLDC motorlardaki sinüsoidal olmayan geri EMF dalga biçimini tahmin etmek amacıyla kayan mod gözlemci kullanılırken, rotor hızının tahmin edilebilmesi amacıyla da kalman filtresi kullanılmıştır. Bu iki yöntem elektromanyetik torku hesaplamak için birleştirilmiş ve yöntemin tork algılamada başarı olduğunu gözlemlemişlerdir (Liu ve ark., 2005).

Benzer bir çalışmada ise, doğrudan tork algılama yapılabilmesi amacıyla yine motorun geri EMF değerinden faydalanılmıştır. Çalışmada üretilen torkun tahmin edilebilmesi içinde bir kayan mod gözlemcisi kullanılmıştır. Ayrıca kayan mod gözlemcisi ile rotor akı değerlerini referans alarak, konum sensörsüz konum tahmini yapılabilir hale getirilmiştir (Markadeh ve ark., 2008).

D'haese 2014'deki yüksek lisans tezinde BLDC motor için rotor hızı ve tork yükünü tahmin etmek amacıyla sensörsüz bir yaklaşım sunmuştur. Motora binen yük veya darbelerin motor hızının tahmini üzerindeki etkisi oldukça önemlidir. Bu tezde öncelikle tork yükü tahmini yapabilmek amacıyla, BLDC motorun mekanik diferansiyel denklemlerinden yararlanılmış ve kalman filtresi ile tork yükü tahminleyicisi oluşturulmuştur. Sensörsüz hız tahmini yaparken daha öncede sıklıkla karşılaşıldığı üzere geri EMF yöntemi kullanılmıştır. Hız gözlemcisi ile tork yükü gözlemcisi birleştirilerek sensörsüz hız tahmini yapılırken tork yükü etkisinin de hesaba katılmasını sağlamıştır (D'haese, 2014).

Başka bir çalışmada ise Nair ve arkadaşları, doğrudan tork algılamasında sensörden bağımsız elektromanyetik torkun tahmin edilebilmesi amacıyla kalman fitresi kullanılmıştır. Kalman filtresi ile referans tork değeri karşılaştırılarak hatanın minimuma inmesi ve kalman filtresinin referans torkun oluşturduğu dalga biçimini takip ederek yakın sonuçlar vermesi amaçlanmıştır. Nair ve arkadaşları çalışma sonucunda, önerdikleri yöntemin başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir (Nair ve ark., 2017).

Nair ve arkadaşları başka bir çalışmalarında ise, daha önceki çalışmalarında elektromanyetik torku tahmin edebilmek amacıyla yalnızca kalman fitresinden yararlanmışlardı. Bu çalışmalarında ise kalman filtresine ek olarak genişletilmiş kalman filtresi de kullanılarak yöntemlerin uygunlukları kıyaslanmıştır. Her iki algoritmada gerçek torku takip ederek hatayı azaltmak için tahminlerde bulunmuştur. Kalman filtresi birçok çalışmada görüldüğü üzere iyi bir tahminleyicidir, fakat bu çalışmada genişletilmiş kalman filtresinin tork dalgalanmalarını azalttığı, yükteki geçici değişimlerde tork yükünü tam olarak takip edebildiği ve hatayı %1 oranına sınırladığını gözlemlenmiştir (Nair ve ark., 2021).

2.1.2. Yapay Sinir Ağları ile Sensörsüz Algılama

Sensörsüz algılama için birçok yöntem önerilmiş ve bu konuda çalışmalar yapılmıştır. Çalışmalarda görüldüğü üzere Kalman Filtresi, doğrusal olmayan sistemlerde Genişletilmiş Kalman Filtresi, Kayan Mod Gözlemcisi, MRAS gibi yöntemler sensörsüz algılamada gözlemci olarak etkinliği ortaya konulmuş yöntemlerdir. Son zamanlarda ise bu yöntemlere alternatif yapay sinir ağı kullanılarak yapılan algılamalarda oldukça popüler hale gelmiştir. Yapay sinir ağları modellerden elde edilen verileri ile eğitilerek sistemlerde gözlemci olarak kullanılır. Sistemden ölçülen giriş parametresine göre çıkış değerini öngörmektedir. Yapay sinir ağının öğrenme, genelleme yapabilme, ağa daha önce tanıtılmamış girişler için bile doğru tahminler yapabiliyor olması yapay sinir ağının avantajları arasındadır.

Brandstetter 2014'deki çalışmasında, hız sensörüne ihtiyaç duymaksızın yapay sinir ağından faydalanarak hız kontrolü yapmayı amaçlamıştır. Çalışmada, oldukça basit yapılı, az nöron sayısına sahip, ileri beslemeli ağ tipinde bir yapay sinir ağı tercih edilmiştir. Yapay sinir ağı ile gerilim ve akım giriş değerlerine karşılık motorun hızı tahmin edilebilir hale getirilmiştir (Brandstetter, 2014).

Udoka çalışmasında, oluşturduğu deneysel sistemde farklı gerilim değerlerine karşılık motor hızlarını içeren bir veri kümesi oluşturmuştur. Yapay sinir ağı, ileri beslemeli geri yayımlı algoritmalarından olan Levenberg-Marquardt tabanlı oluşturmuş ve deneysel sistem verileri ile eğitilmiştir. Yapay sinir ağı MATLAB/Simulink'de modellenen motor modeline eklenerek sonuçlar kıyaslanmış ve çalışma sonucunda yapay sinir ağının doğru ve hızlı bir şekilde tahmin edebildiği gözlemlenmiştir (Udoka, 2016).

Doğrudan tork algılama yöntemi, ölçülen akım ve gerilim değerinden tork ve akı tahmininin yapılması içerir. Algılamada hız ölçümlerinin yapılabilmesi için referans tork ve akı değerine ihtiyaç duyulur. Hussain ve arkadaşları çalışmalarında doğrudan tork algılamalı bir motor için tork, hız ve akı tahminini yapabilmek amacıyla yapay sinir ağından faydalanmış ve sensörsüz algılama için bir yöntem önermişlerdir. Bu öneri ile motordan elde edilen sinyaller işlenerek, yapay sinir ağı tabanlı tahminleyici yardımıyla tork, hız ve akı tahmini yapılmıştır (Hussain ve ark., 2018).

Ilahi Bakhsh ve arkadaşları çalışmalarında, durum kestirim yöntemlerinden MRAS, YSA ve uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) kullanarak ve sensörsüz pozisyon tahmini yapmayı amaçlamışlardır. Önerilen çalışmada, motordan alınan akım ve gerilim değerleri için MATLAB/Simulink'de simülasyonu yapılmış, üç yöntemin ayrı ayrı analizi yapılarak karşılaştırılmıştır. Üç yöntemi içinde çevrimiçi herhangi bir parametre değişikliğinde kolayca uyarlanabildiği gözlemlenirken, bu yaklaşımlar arasında ANFIS'in zamanla değişen makine parametrelerine karşı bile iyi sonuç verdiğini gözlemlemişlerdir (Ilahi Bakhsh ve ark., 2018).

Başka bir çalışmada ise Rif'an ve arkadaşları, sensörsüz olarak BLDC motorların yük değişikliklerini tahmin etmeyi, tahmin sonuçlarını iyileştirmeyi amaçlamış ve bu amaçla kalman fitresi kullanmışlardır. Çalışmada kullanılan kalman filtresi, hız ve rotor konumunu tahmin ederken, sinir ağı ise bozulmaların en aza indirilmesi amacıyla kullanılmıştır. Rif'an ve arkadaşlarının önerdikleri bu çalışmada, hızın ve bozulmaların tahmin edilebilmesi için sadece terminal gerilimine ve akımına ihtiyaç duyulmaktadır. Deney sonucunda ise sensörlü algılama ve YSA tabanlı algılama karşılaştırılarak, yük ile oluşturulan bozulmada %3'lük bir hata olduğunu gözlemlemişlerdir (Rif'an ve ark., 2019).

Porselvi ve arkadaşları çalışmalarında, BLDC motorun, motor sargılarını besleyen DC giriş gerilim değerlerinin değiştirilerek hız algılaması yapmayı amaçlanmışlardır. BLDC motor, MATLAB/Simulink’de modellenmiştir. Model üzerinden farklı voltaj girişine karşılık oluşan rotor hızı, elektromanyetik tork, EMF sinyalleri gibi değerler elde edilerek yapay sinir ağı eğitilmiş ve gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır. Daha sonra yapay sinir ağı tabanlı gözlemci ile değişen gerilim değerlerine göre çıkış parametrelerini tahmini yapılmıştır (Porselvi T, 2021).

Son olarak Gamazo-Real ve arkadaşları, konum ve hız bilgilerini sensörsüz olarak tahmin edebilmek amacıyla giriş parametresi faz voltajı olan bir model önermişlerdir. Çalışmada iki farklı durumda yapay sinir ağlarından yararlanılmıştır. Bu durumlardan ilki gerilim değerlerinden konumu tahmin ederken diğeri ise, konumun özelliklerinden hızın tahmin edilmesi durumudur. Gamazo-Real ve arkadaşları önerdikleri model ile sensör tabanlı öğrenme sonuçlarını kıyasladıklarında hızdaki mutlak hatanın 22 rpm olduğu belirlenmişlerdir (Gamazo-Real ve ark., 2022).

Literatür taramasında, birçok çalışmada sensörsüz algılama için farklı yaklaşım, yöntem önerilmiştir. Kayan mod gözlemcisi, kalman fitresi, MRAS, YSA, bu yöntem ve yaklaşımların başında gelmektedir. Bu çalışmada, yapay sinir ağının tahmin edebilme, genelleme yapabilme gibi özelliklerinden yararlanılmıştır. Yapay sinir ağı, deneysel sistemden veya simülasyondan elde edilen az veriyle bile genelleme yaparak daha önce sistemin tanımadığı girişler için anlamlı cevaplar üretebilmektedir. Ayrıca doğru parametreler (öğrenme fonksiyonu, transfer fonksiyonu vs.) ile eğitilen yapay sinir ağlarının çok ufak hatalar ile hedef değerlere yakın çıkışlar oluşturduğu gözlemlenmiştir. Yapay sinir ağları, diğer yöntemlere nazaran çalışmalarda kolaylıkla uygulanabilir ve basit yapılı bir yaklaşımdır. Deneyler veya simülasyondan alınan veriler yapay sinir ağının eğitim verilerini oluşturur. Yapay sinir ağı giriş ve hedef verileri arasında kullanıcılar tarafından algılanamayan bir ilişki oluşturur. Yapay sinir ağı daha sonraki giriş verileri için bu ilişkiyi kullanarak dış dünyaya anlamlı sonuçlar verir. Bunun yanı sıra kalman filtresi özellikle doğrusal olmayan sistemlerde kullanılan genişletilmiş kalman filtresi, tahmin yaparken modelin matematiksel denklemlerine ihtiyaç duyar. Yapay sinir ağının diğer yöntemler gibi motorun matematiksel denklemlerine ihtiyaç duymaması, yöntemin basit yapılı olması ve hızlı cevaplar üretmesini sağlar.

Literatürde yer alan çalışmalarda görüldüğü üzere, tork yükünü kestirilmesi amacıyla sıklıkla başvuru yöntemleri arasında kalman filtresi, genişletilmiş kalman filtresi, MRAS ve Luenberg gözlemcisi öne çıkmaktadır. Bunun yanı sıra yapay sinir ağı tabanlı kestirim yapılan çalışmalarda ise, genellikle terminal gerilimi, akımı veya geri EMF değerlerinden yararlanılarak, rotor konumu veya rotor hızı tahmini yapıldığı göze çarpmaktadır. Bununla birlikte yapay sinir ağlarından yararlanılarak motor gerilimi ile elektromanyetik torkun kestirildiği çalışmalarda mevcuttur (Porselvi T, 2021).

Bu çalışmada literatüre ek olarak yapay sinir ağı tabanlı, sadece motor akımı ile tork sensörsüz, tork kestirimi yapılması önerilmiştir. Böylece herhangi bir matematiksel denklem karmaşasına, durum denklemlerine ihtiyaç duyulmaksızın deneysel sistem veya simülasyondan elde edilen veri kümesi kullanılarak yapay sinir ağı eğitilecektir. Daha sonra deneysel sisteme veya simülasyona entegre edilerek yapay sinir ağı tabanlı tahminleyici sadece motor akımı ile anlık tork yükü kestirimlerini oldukça basit ve hızlı bir şekilde yapabilecektir. Kısaca önerilen çalışma ile sistemde yer alan akım sensörü, yapay sinir ağı tabanlı tahminleyici yardımıyla tork sensörü görevi görerek, anlık tork yükü çıkışları üretilebilecektir. Bu önerilen çalışma, öncelikle MATLAB/Simulink’de simülasyon verileri ile yapay sinir ağı eğitilmiş ve sonuçlar kıyaslanmıştır. Daha sonra çalışmanın deneysel sistemi oluşturulmuş ve gerçek veri kümesi elde edilmiştir. Bu gerçek veriler kullanılarak eğitilen yapay sinir ağı bir fonksiyon olarak çalışmaya entegre edilmiştir. Böylece MATLAB’de akım sensöründen okunan akım değeri için yapay sinir ağı kullanılarak anlık tork kestirimi yapılmıştır. Önerilen çalışmada, yapılan uygulama ile yapay sinir ağının gerçek tork değerlerine çok yakın değerleri başarı ile ürettiği gözlemlenmiştir. Son olarak enkoder verileri kullanılarak ölçülen tork değeri grafiğinin, önerilen sensörsüz algılama yöntemi tork grafiğine benzerliği görülmüş, çalışmanın doğruluğu ve etkinliği bir kez daha ispatlanmıştır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. DC Motor

DC motorlar basitçe elektrik enerjisini mekanik enerjiye dönüştüren elemanlardır. Dc motorlar, motor sürücüleri kullanarak bu dönüşümü gerçekleştirirler. Direct current (DC) veya doğru akım (DA) olarak adlandırılmaktadır. Motorların çalışabilmesi, dönme eylemini gerçekleştirebilmesi için güce ihtiyaç duyarlar. Motor, manyetik alan ile akım arasındaki etkileşimden yararlanarak çalışması için gerekli gücü oluşturur. DC motorlar, rotor olarak adlandırılan hareketli kısım ile stator olarak adlandırılan sabit kısımdan oluşur. Statorda enerjilendirilen fazlarında oluşan sabit N ve S kutupları ile rotor arasında oluşturulan manyetik akı nedeniyle birbirlerini mıknatıs gibi itme ve çekme eylemleri oluşturarak motorun dönmesi sağlanır. Böylece elektrik enerjisinden faydalanarak oluşturulan manyetik alan ile mekanik enerji elde edilir.

3.1.1. DC Motor Mekanik Yapısı

Rotor

Doğru akım motorlarında hareketli kısım rotordur. Rotorlar, motorun çeşitlerine göre kalıcı mıknatıslı olması dışında genellikle bakır malzemeden üretilirler. Fırçaların temas ettiği kollektör adı verilen kısmına bağlanmış sargı uçları bulunmaktadır. Doğru akım ile çalışan makinelerde rotor sargılarında alternatif gerilim indüklenir. (Acarkan, t.y.)

Stator

Stator doğru akım motorlarındaki hareketsiz kısımdır stator temelde karkas ve karkasın üzerinde bulunan ana ve yardımcı kutuplardan oluşmaktadır. Ana kutuplarda bulunan uyarma sargıları doğru akım ile tetiklemektedir, ayrıca daha düşük güçte olan doğru akım makinalarında bu sargılar yerine daimî mıknatıslar kullanılmaktadır. (Acarkan, t.y.)

Kollektör ve Fırçalar

Doğru akım makinalarında motor mili üzerine monte edilmiş kollektör bulunmaktadır. Kollektörler bakır levhalardan oluşur ve burada kullanılan bakır levhaların arası mika ile yalıtılır. Kollektörler aynı zamanda doğrultuculardır ve rotorda oluşan alternatif gerilimi doğrultarak motorda bulunan fırçalar yardımıyla dış devreye iletirler.

Yatak, Kapak ve diğer parçalar

Doğru akım motorunun en dışında bulunan gövde iç mekanizmayı dış etkenlerden korumak için alüminyum, demir ya da demir alaşımından üretilmiştir. Burada kullanılan kapaklar da aynı şekilde alüminyum, demir veya demir alaşımından üretilirken aynı zamanda rotorun stator içerisinde merkezi olarak konumlandırılmasında görev alır. (Acarkan t.y.)

3.1.2. DC Motor Çeşitleri

3.1.2.1. Fırçasız DC motor

Günümüzde endüstriyel uygulamalarında sıklıkla fırçasız DC motorlardan yararlanılmaktadır. Bu uygulama alanlarına bilgisayar teknolojileri, otomasyon sistemleri, kontrol sistemleri, uzay teknolojileri, otomotiv sektörü, robotik uygulamalar örnek gösterilebilir. Fırçasız DC motor yüksek moment/akım ve yüksek moment/eylemsizlik oranına sahip olması yanı sıra oldukça sağlam, verimli ve güvenilirliklidirler.

Fırçasız DC motorların avantajları;

- Hızın kontrolüne olanak sağlar.
- Yüksek verimli motorlardır.
- Fırçasız olduklarından ark oluşmaz ve temizdirler.
- Yüksek moment oluşturabilen motorlardır.
- Çalışması için uyarıcı akıma gerek yoktur.
- Güvenirlikleri yüksektir.
- Motorun soğuması kolaydır.
- Yüksek hızlarda çalışma imkânı sağlarlar.
- Çalışmaları sessizdir.

Fırçasız DC motorların dezavantajları;

- Kontrol edilebilmesi için kurulacak devre karmaşıktır.
- Geri bildirim için pozisyon sensörlerinden yararlanırlar.
- Sensör kullanımlarından dolayı maliyetli motorlardır.

Fırçasız DC motorlarda bahsedildiği üzere motorların sürülmesi için oluşturulacak devre zor ve karmaşıktır. Ayrıca elektronik olarak kontrol edilmesi gereken fırçasız DC motorlar, genellikle rotor pozisyon bilgisi için pozisyon sensörlerinden yararlanır, bu durum hem zaman alıcı hem de maliyetli olmaktadır. Kontrol, fırçasız DC motor için iki ayrı kapalı çevrim şeklinde olabilmektedir. Öncelikle iç kontrol çevrimi bu kontrolde motorun akımı ve momentini kontrol edilmektedir. Dolayısıyla sürekli olarak motor faz sargılarının akımı ölçülerek referans akımı izlemesi sağlanır. Diğer bir kontrol seçeneğimiz ise, dış çevrim kontroldür. Bu kontrolde ise motor hızının kontrolü sağlanır. Kontrolde motorda bulunan sensörlerden geri besleme olarak alınan motor hızının bilgisi denetleyiciye döndürülerek, kontrolün istenilen hız değerine kadar devamı sağlanmış olur (Aydoğdu ve ark. 2008).

3.1.2.2. Fırçalı DC Motor

Fırçalı DC motorlar içlerinde bulunan fırçalar ile bobin sarmallarındaki elektrik akımını, fırçalar sarmallara temas ettikçe iletebilmektedirler. Bununla birlikte iletilen akım sayesinde mıknatıslar arasında oluşan elektromanyetik alan yardımıyla motor dönme hareketini sağlar. Fırçalı DC motorlar diğer motorlara nazaran daha basit yapıya ve temel çalışma mantığına sahip DC motor çeşididir. Fırçalı DC motorlar yapılarında bulunan mil ile doğrudan çıkış elde edilebileceği gibi mile bağlanmış şanzıman, dişli kutusu ve redüktörde bulundurulabilirler. Burada redüktörün temel amacı çoğunlukla motorun devir hızını azaltarak yüksek tork elde etmektir. Bunun tam tersi şekilde çalışması durumu olabilir, torku azaltarak devir sayısını arttıran dişli sistemlerde vardır. Fırçalı DC motorların genelde tercih edilmesinde ki en önemli avantajı kontrolünün çok kolay bir şekilde yapılabilir olmasıdır. Böylece motora uygulanan gerilimin büyüklüğü ve yönü değiştirilerek kolayca hız ve yön kontrolü yapılabilir. Karmaşık olmayan ve küçük boyutlu DC motorların sürülmesinde, mikro kontrolcülerden ve uygun fiyatlı sürücü entegrelerinden yararlanılabilir. Fırçalı DC motorun avantajı olduğu kadar dezavantajı da mevcuttur en önemli dezavantajı ise shafta sürtünen fırçaların belli bir zaman sonra aşınması durumudur. Bu fırçalar bakır veya karbondan imal edilir ve yüksek performans gereken sistemlerde fırçanın aşınması göz önünde bulundurularak, fırçaların kolayca değiştirilebileceği şekilde tasarlanmaktadır. Ayrıca fırçaların sürtünmesi aşınma ile birlikte ısı oluşturur ve bu ısı ise motorun verimini yani performansını düşürmesine neden olabilir, böylece fırçalı DC motorların verimi fırçasız DC motorlardan daha düşüktür sonucu çıkartılabilir. (İzgöl, 2015).

3.1.2.3. Servo Motorlar

Endüstriyel uygulamalarda belki de en çok karşılaşılabilecek olan bir diğer motor çeşidi ise servo motorlardır. Servo motorlar, kullanıldıkları alan veya uygulamaya göre farklı çeşitte ve büyüklükte tercih edilmektedir. Servo motorlar endüstriyel uygulamalar dışında hobi uygulamalarında da sıklıkla karşılaşılabilecek bir DC motor çeşididir. Servo motorun temel mantığı, 180° açı ile istenilen konuma gitmesi ve ikinci bir komut gelene kadar burada kalmasıdır. Servo motorlar içlerinde yine bir fırçalı veya fırçasız DC motor barındırır ve buna göre motorun hareketi sağlanır. Servo motorda bunlara ek olarak bir motor dişli mekanizması, bir potansiyometre ve bir devre bulunur. Bu tür servo motorlar ise RC servo motor olarak adlandırılmaktadır. RC servo motorlar potansiyometre motor milinin dönüş miktarını ölçerken kurulan devre ise potansiyometreden aldığı konum bilgileri ile motor sürmek için kurulmuştur. RC servo içindeki motor hareket ettikçe potansiyometre döner ve kontrol devresi, istenilen konum ile motorun o anki konumunu karşılaştırarak motor sürme işlemini yapar. RC servo motorlar PWM sinyali ile çalışmaktadır. PWM ve motor konumu ilişkisi için eğer PWM den gelen sinyal 1000 μs ise motorun başlangıç yani 0° konumuna gitmesi beklenir. Bu değer 2000 μs olduğunda birçok RC servo için motorun maksimum ulaşabileceği konuma ulaştığı anlamına gelmektedir. Servo motorların avantajları olarak hassas pozisyon kontrolü, sürücüye ihtiyaç duyulmaması iken dezavantajları kısıtlı hareket imkânı olarak gösterilebilir (İzgül, 2015).

3.1.2.4. Step Motorlar

Step motorlar, fırçalı ve fırçasız DC motorlardaki gibi sürülebilen ve oldukça hassas konum kontrolü sağlayan DC motordur. Bu avantajından dolayı hassas konum gerektiren sistemlerde CNC tezgâhları ve 3B yazıcı gibi cihazlarda kullanılmaktadır. Step motorları bağlantı şekillerine göre sınıflandırılması mümkündür. Kablolarından birisi ortak uç (negatif) olan bağlantı şekilli motor unipolar motordur. Bu motorun aynı fazlar her zaman aynı tip (pozitif veya negatif) gerilimle sürüldüğünden sürücü devresi olarak faz başına birer transistör kullanılabilir. Unipolar motorlar, kolay sürülebilmelerine rağmen bir adımda sadece fazlardaki sarımların yarısı aktif olduğundan torku düşer ve motordan maksimum tork elde edilemez. Bipolar motorlarda ise ortak uç bulunmaz bu nedenle her fazın ayrı ayrı sürülmesi gerekmektedir. Unipolara göre daha zor ve karmaşık sürüleceğinden bir sürücüye ihtiyaç olacaktır, fakat her fazdaki sarımların kullanılabilmesinden dolayı motorun maksimum tork değerini üretebilmektedir.

Step motorların avantajları, çok hassas pozisyon ve hız kontrolü, düşük devirde yüksek tork üretmesi iken, geri bildirimli kontrol olmadığından konumlandırma için ekstra konum limitlemeye ihtiyaç duyması dezavantajlarından biridir (İzgöl, 2015).

3.1.3. DC Motor Kontrolünde Kullanılan Sensörler

3.1.3.1. Alan Etkili Sensörlerin Kullanımları

Alan etkili sensörler manyetik alanın algılanmasında kullanılan sensörlerdir. Tarihte ilk defa Dr. Edwin Hall tarafından alan etkisi varlığı keşfedilmiştir. Dr. Hall çalışmasında öncelikle altından bir plaka hazırlamış ve altın plakanın içinden geçen ince altın bir plaka yerleştirmiştir. Daha sonra bu ince altın plakanın yüzüne manyetik alanları dik olacak şekilde mıknatıs yerleştiren Dr. Hall, altın plakanın diğer tarafında bir potansiyel fark olduğunu keşfetmiştir. İletkenden geçen akım ve iletkende oluşabilecek manyetik akı ile doğru orantılı değerde oluşan gerilim, “Hall Gerilimi” olarak adlandırılmıştır. Dr.Edwin’in bu çalışması ile alan etkisinin varlığını ortaya koymuştur. Kullanılan ince plakanın çıkış uçlarından akım geçmektedir ve bu plakalar manyetik alana dik olarak bağlanmıştır. Herhangi bir manyetik alanın oluşmadığı durumlarda dolayısıyla hall gerilimi yani potansiyel fark oluşması beklenmez. Hall geriliminin yönü ve şiddeti üzerinden geçen akım ile manyetik alanın yönü ve şiddetine bağlıdır. Akım ise sistemin büyüklüğüne bağlı iken çıkış gerilimiyle de orantılıdır. Fırçasız DC motorlarda stator sargılarına sırasıyla enerji verilerek rotorun dönmesi sağlanırken, bu durumda rotorun hangi pozisyonda olduğunu algılayabilmek için statorda bulunan hall sensörlerinden yararlanılır. Alan etkili sensörlerin çalışma ortamı için manyetik akıya ihtiyaç duyarlar bu manyetik alan kim zaman rotorun mıknatısı sayesinde oluşurken kimi zamanda motor miline bağlanmış yardımcı bir mıknatıs ile manyetik akı oluşturulur. Hall gerilimleri, 30 mV seviyesinde küçük bir değere sahip iken bir yükselteç yardımıyla yükseltilmektedir. Bu sensörler seri üretime elverişli değildir. Yaygın olarak kullanılan sensörün avantajları basit olması ve maliyetinin az olması iken motor içerisinde gömülmesi gerekliliği, sıcaklığa olan duyarlılığı ve çözünürlüğü dezavantaj olarak gösterilebilir (Aktaş, t.y.).

3.1.3.2. Sıfır Geçiş Detektörlerinin Kullanımları

Sıfır geçiş detektörleri rotor pozisyonunu belirlerken, stator sargılarında indüklenen zıt EMK' dan faydalanırlar. Bu detektör hall sensörleri gibi motor içerisinde değil motor sürücüsüne bağlı olarak çalışmaktadır. Temel prensibi rotor pozisyonunu belirlemek için besleme gerilim değerinin yarısı ile statordaki faz sargılarına verilen gerilimi karşılaştırmaktadır. Hall sensörlerinde dezavantaj olarak bahsedilen motorun içerisinde yer alması ve bundan etkilenmesi durumu, burada tam tersi detektörlerin hareket eden parçasının olmaması ve motordaki hareket eden parçalardan etkilenmemesi en büyük avantajıdır. Üç fazlı fırçasız DC motorlara akım uygulandığında fazlardan birinden pozitif, diğerinden negatif akım geçerken üçüncü faz aktif olmayan durumdadır. BLDC' de sıfır geçiş metodunda geri EMK değerine ihtiyaç olması durumunda bu üçüncü fazdan yararlanılmaktadır. Ancak hızın yüksek olduğu fırçasız DC motor uygulamalarında, bu aktif olmayan üçüncü fazın pasif olma zamanı çok kısa, anlık olacağından dolayı sıfır geçiş noktası belirlenmesi zordur. Bu sebepten ötürü bu yöntem bu tip uygulamalar için uygun olmamaktadır (Aktaş, t.y.).

3.1.3.3. Optik Sensörlerin (Encoder) Kullanımları

Optik sensörler yani enkoderler hassas ölçüm yapabilen sensörlerdir. DC motorlar için bu sensör ile rotorun konumu açısal olarak hassas bir şekilde bulunabilmektedir. Optik sensörler basitçe biri hareketli biri sabit 2 disk ve ışık kaynağından oluşmaktadır. Işık kaynağının oluşturduğu ışığı diskin geçirip geçirmediği veya nasıl geçirdiği açısal ya da doğrusal yer değiştirmesinin algılanması esasına dayanır. %50 geçirgenliği bulunan durgun diskten ulaştırılan ışın bir demet halinde geçip, hareketli diske ulaşır (Aktaş, t.y.). DC motorlarda bulunan optik enkoderler, motor şaftı döndükçe ışık kesintisine bağlı olarak kanallarda geri bildirim oluşturur. Kanallardan okunan bu sinyaller işlenerek motorun hızı, konumu belirlenmektedir.

3.1.4. DC Motor Çalışma Prensibi

Fırçasız DC motorların bakımının az olması, sıcaklık hassasiyetinin daha fazla olması, ekstra kabloya ihtiyaç duymaması, maliyetinin azlığı gibi avantajlar ile sensörsüz kontrolde büyük avantaj sağlamaktadır. Sistemlerin güvenilir bir şekilde kontrolü seçilecek motor tipine ve sürücüsüne bağlıdır. Fırçasız DC motorların yön değiştirmesi elektronik olarak sabit mıknatıslara sahip rotor konumuna bağlıdır. Rotor pozisyonu belirlenirken ya hall sensörlerinden ya da elektromotor kuvvetinden (EMK) yararlanılır.

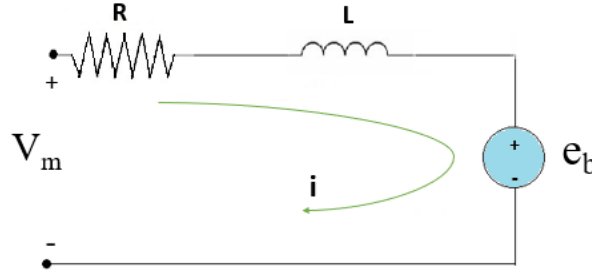
Bunun ile birlikte kontrol algoritmasının karmaşıklığı ve düşük hızlı yön değiştirme, sensörsüz kontrolde fırçasız DC motorun dezavantajıdır. Fırçasız DC motorlarında motor yönü değişikliği için üç adet sabit dahili hall sensöründen yararlanılmaktadır. Bu sensörler motorun sabit dönmeyen ucuna 120 derecelik faz farkı ile yerleştirilmiştir. Her bir hall sensörünün sinyali motorun bir tur dönüşü ile rotor pozisyonuna 180 derece yüksektir. Fırçasız DC motorlarda, bu hall sensörlerinden gelen sinyaller çözümlenerek motorun geçiş yerleri, rotor pozisyonu belirlenebilmektedir. Fırçasız DC motorunda altı aşamalı değiştirme tekniğinden yararlanılır ve üç fazlı motorda yer alan altı adet MOSFET (Metal Oxide Semi-conductor Field Effect Transistor)'in sırasıyla değiştirmek için kullanılmaktadır. Bu yöntemde, her bir sinyal çıkışlarında MOSFET'ler üç fazdan sadece iki tanesini enerjilendirirken, diğer fazı pasif konuma çekerler. Burada anahtarlama için kullanılan dizinin ters çevrilmesi ise motorun tersten uyarılmasını ve motorun ters yönde hareket etmesini sağlar. Motorun hızı, hall sensörlerin de oluşan sinyallerin genişliği ile doğru orantılıdır. (Aktaş t.y.).

Geri Besleme Ünitesi

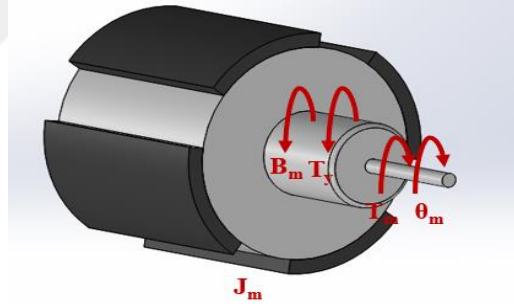
Fırçasız DC motorlar rotor pozisyonları kullanılan sensörler ile belirlenebilmektedir. Burada belirlenen konumlara göre de stator sargıları enerjilendirilerek, motorun dönme eyleminin devam etmesi amaçlanır. Geri besleme ünitelerinde bulunan sürücüler sensörlerden alınan bilgilere göre motorun istenilen hareketi yapabilmesi için gerekli olan akım ve gerilim değerlerini belirler. Fırçasız DC motorlarda hassas hız ve konum kontrolü yapılabilmesi için sensörlere ihtiyaç vardır. Kullanılacak sensörler genellikle alan etkili sensör veya optik sensörlerdir. Burada kullanılan sensörler, rotorun konumu hakkında bilgi sahibi olmamızı sağlarlar. Sensörler genellikle motor miline ya da stator üzerine yerleştirilerek ölçüm yapılabilmesine olanak sağlar. Günümüzde sensör kullanılmadan da fırçasız DC motorların sürülebilmesi veya sensörsüz algılanması için birçok alternatif geliştirilmiş (YSA, SMO, MRAS vb.) ve geliştirilmektedir. Rotor pozisyonunun belirlenmesinde çeşitli sensörlerden yararlanılmaktadır. Bunlara alan etkili sensörler, optik sensörler, sıfır geçiş detektörleri örnek gösterilebilir. Alan etkili sensörler, bunların içerisinde BLDC'de en yaygın kullanılan sensördür. Öncelikle motor kontrolünde rotor pozisyonunu belirlenmesinde, maksimum verim alınabilecek sensörün belirlenebilmesi için bazı ölçütler değerlendirilmelidir. Bu ölçülere, çevre şartları, rotorda açısız olarak gerçekleşen yer değiştirmenin büyüklük derecesi, sensörün çekebileceği en büyük güç ve sensörün seri bir şekilde üretilebilmesi durumu gibi kısımlar gösterilebilir (Aktaş, t.y.).

3.1.5. DC Motor Mekanik Modeli

Kontrol sistemlerinde, dinamik bir sistemin giriş değeri ile çıkışı arasında bir ilişki oluşturularak, sistemin girişe karşı oluşturacağı cevabın belirlenebilmesi için sisteme ait transfer fonksiyonundan yararlanılır. Transfer fonksiyonu, kısaca giriş ile çıkış arasındaki ilişkiyi gösteren bağıntıdır. Gerçek sistemlerde sistemin cevabının öngörülebilmesi için matematiksel modelinin oluşturulması gerekmektedir. Örneğin bir DC motorun modellenmesinde hem elektriksel olarak motor direnci ve sarımlar modellenirken hem de üzerindeki yük ve ataletten dolayı mekanik olarak modellenmelidir (Yüksekkaya, 2017).



Şekil 3. 1. DC Motor Elektriksel Devre Şeması (Yüksekkaya, 2017)



Şekil 3. 2. DC Motor Serbest Cisim Diyagramı (Yüksekkaya, 2017)

Şekil 3.2 'de bir DC motora ait serbest cisim diyagramı modellenmiştir. Serbest cisim diyagramında T_m ile gösterilen parametre motorun torkunu ifade ederken, J_m motor ataletini, B_m motorun sürtünmesini, θ_m motorun açısal konumunu ve T_y motorun tork yükünü ifade eder.

$$V_m = i.R + L.\frac{di}{dt} + K.\omega_m \quad (3.1)$$

$$T_m = J_m.\ddot{\theta} + B_m.\dot{\theta} + T_y \quad (3.2)$$

yukarıdaki denklemlerin Laplace dönüşümü yapılarak;

$$V_m(s) = I(s).(R + L.s) + K.s.\theta_m(s) \quad (3.3)$$

$$T_m(s) = K.I(s) \quad (3.4)$$

$$T_m(s) = J_m.s^2.\theta_m(s) + B_m.s.\theta_m(s) + T_y \quad (3.5)$$

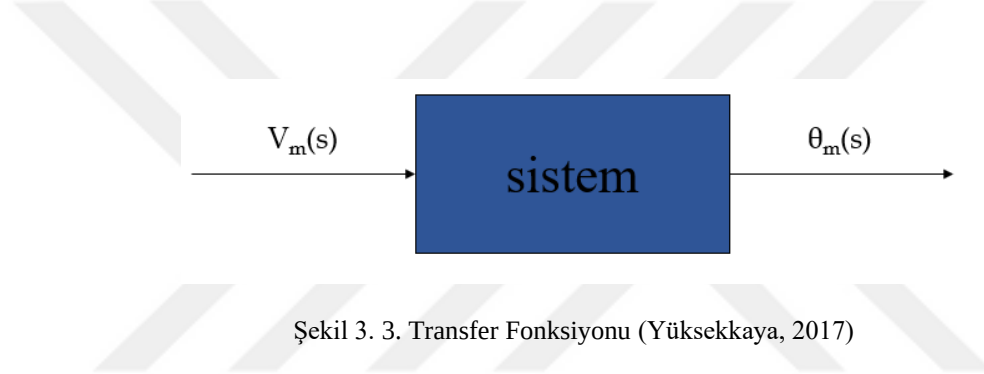
denklemleri elde edilir. Yukarıda elde edilen denklemlerde V_m motorun gerilimi, R motor direnci, L motor indüktansı, I motor akımı iken K motorun ters elektromotor sabitidir.

$$K.I(s) = (J_m.s^2 + B_m.s).\theta_m(s) + T_y \quad (3.6)$$

bu denklemde, motor yükünün olmadığı var sayılarak $T_y = 0$ alınırsa;

$$K.I(s) = (J_m.s^2 + B_m.s).\theta_m(s) \quad (3.7)$$

$$V_m = I(s).(R + L.s) + K.s.\theta_m(s) \quad (3.8)$$



Şekil 3. 3. Transfer Fonksiyonu (Yüksekkaya, 2017)

Sistemin girişine uygulanan $V_m(s)$ sonucunda, sistemin çıkışında ($\theta_m(s)$) açısal konum alınır.

$$V_m = K.s.\theta_m(s) + (L.s + R).\theta_m(s) + \frac{J_m.s^2 + B_m.s}{K} \quad (3.9)$$

Transfer fonksiyonu;

$$TF(s) = \frac{\theta_m(s)}{V_m(s)} \quad (3.10)$$

olduğundan, sistemin transfer fonksiyonu;

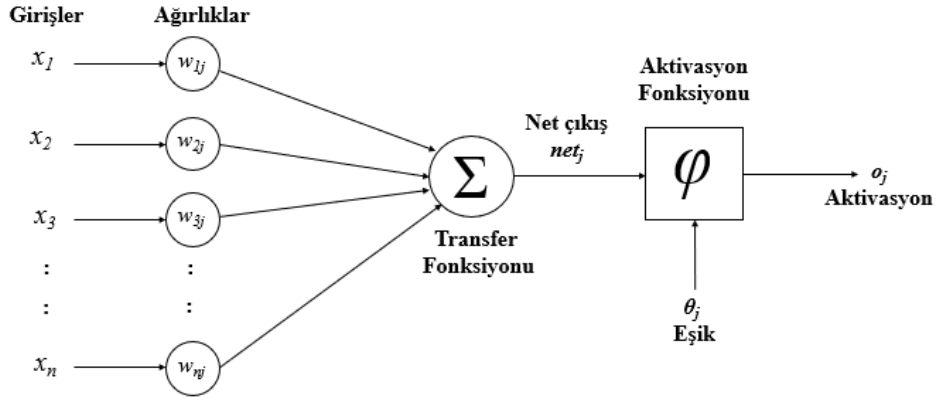
$$\frac{\theta_m(s)}{V_m(s)} = \frac{K}{(J_m.s^2 + B_m.s).(L.s + R) + K^2.s} \quad (3.11)$$

olur. Buradan;

$$\frac{\theta_m(s)}{V_m(s)} = \frac{K}{s[(J_m.s + B_m).(L + R) + K^2]} \quad (3.12)$$

denklemini elde edilir. (Yüksekkaya, 2017)

3.2. Yapay Sinir Ağları

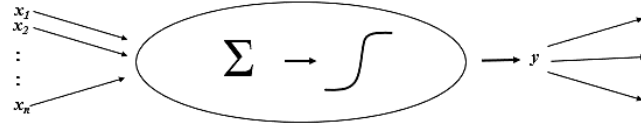


Şekil 3. 4. Yapay Sinir Ağı Yapısı (Uslu, 2016)

Yapay sinir ağları ile insan beyninin çalışma mantığı benzerdir. İnsan beyninin çalışması, taklit ederek öğrenme, genelleme yapma ve bu genellemelerden bir sonuç çıkarma mekanizması üzerine kuruludur. Yapay sinir ağları insan beynini referans alarak oluşturulmuştur. Yapay sinir ağları gözlem, deney veya tecrübeler sonucu oluşturulan giriş ve hedef verilerini içeren veri kümeleri ile eğitilir. Eğitilmiş YSA bir gözlemci olarak genellemeler yapar veriler arasında ilişki kurar, bu ilişki ile girişe göre anlamlı tahminler üretebilmektedir. Yapay sinir ağları yaklaşımı ilk olarak 1943 yılında Warren Mc Culloch tarafından öne sürülmüştür. Bunu takip eden yapay sinir ağı tabanlı farklı algoritmaların kullanıldığı birçok çalışma ile yöntem geliştirilmiştir. Çizelge 3.1’de sinir sistemi ile yapay sinir ağı terminoloji gösterilmiştir.

Çizelge 3. 1. Yapay Sinir Ağı Modelindeki Terminolojisi (Uslu, 2016)

Sinir Sistemi	Yapay Sinir Ağı
Nöron	İşlem Elemanı
Dentrit	Toplama Fonksiyonu
Hücre Gövdesi	Aktivasyon Fonksiyonu
Akson	Eleman Çıkışı
Sinaps	Ağırlıklar



Şekil 3. 5. Yapay Sinir Ağı (Uslu, 2016)

Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

- Doğrusal olmama
- Paralel çalışma
- Öğrenme
- Genelleme
- Hata toleransı ve esneklik
- Eksik verilerle çalışabilme
- Çok sayıda değişken ve parametre kullanma
- Uyarlanabilirlik

Yapay Sinir Ağlarının Temel Bileşenleri

- Mimari yapı
- Öğrenme algoritması
- Aktivasyon fonksiyonu

Yapay sinir ağını oluşturan bileşenler, ağı çıkışının öngörülebilme performansını doğrudan etkiler bu yüzden yapay sinir ağı oluşturulurken veri kümesinin yapısına uygun seçilmelidir.

3.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları

- Yapay sinir ağları eş zamanlı olarak birçok hücre ile çalışabilmektedir. Bu hücrelerden herhangi biri çalışmayı durdursa bile süreç güvenli bir şekilde çalışmaya devam eder.
- Yapay sinir ağının eğitimi için kullanılan sayısal verilerden, problem için genelleme yapılabilmesi ve makul cevaplar üretebilmesi
- Yapay sinir ağları, geleneksel çözüm yöntemleri için çözülmesi zor olan doğrusal olmayan problemlerinde çözümüne imkân sunar.
- Yapay sinir ağları makine öğrenmesi gerçekleştirebilirler. Yapay sinir ağları temelde bilgisayarın öğrenmesini sağlayarak benzer olaylarda mantıklı kararlar alınabilmesini sağlamaktır.

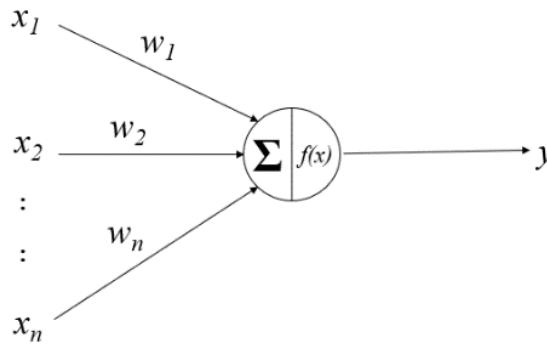
- Yapay sinir ağlarında bilgiler ağa dağılmış olarak tutulmaktadırlar. Bellekleri dağınıktır, hücrelerin bağlantı ve ağırlık dereceleri ağın bilgisini gösterir. Dolayısıyla tek bir bağlantının tek başına bir anlamı yoktur.
- Ağın doğruluğu ve güvenilirliği ağa girilen veriler ile doğru orantılıdır. Ağın öğrenmesi noktasında eğitim verileri ile olay her yönüyle gösterilmelidir.
- Yapay sinir ağları, daha önce karşılaşmadıkları örnekler içinde eğitim sırasında verilen örnekleri referans alarak bir çıkış üretirler. Burada ağ genelleme özelliğinden yararlanır.
- Yapay sinir ağlarının en başarılı olduğu ve başarısının kanıtlandığı alan ise algılamaya yönelik olaylardır.
- Kendi kendine öğrenebilme ve organize etme yetenekleri vardır. YSA'lar online olarak öğrenebilirler ve kendi kendilerini eğitebilirler (Çayıroğlu t.y.).

3.2.2. Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları

- Yapay sinir ağları, paralel çalışan işlemciler ile iyi performans gösterebilirler bu da onları donanım bağımlısı hale getirmektedir ve en önemli dezavantajlarından biridir.
- Yapay sinir ağlarında, uygun ağ yapısını seçerken belirlenmiş belli bir kural yoktur. Dolayısıyla uygun ağ yapısının belirlenmesi deneme ve yanılma yolu ile mümkündür.
- YSA'larda parametrelerin belirlenmesinde de belli bir kural bulunmamaktadır. Nöron sayısı, öğrenme katsayısı, katman sayısı gibi parametreler probleme göre belirlenir.
- Yapay sinir ağlarında en dikkat edilmesi gereken hususu öğrenilecek problemin ağa tanıtımıdır. Problem verileri ağa tanıtılmadan önce sayısal verilere dönüştürülerek ağın performansını düşürmeden doğru bir şekilde ağın tanınması sağlanmalıdır.
- Geleneksel yöntemlere nazaran yapay sinir ağlarında ağın ne zaman sonuçlanacağına dair bir girdi bulunmamaktadır.
- Yapay sinir ağları bir probleme çözüm ürettiğinde bu çözümü veya ağın davranışı açıklanamaz bu durum ağa olan güveni azaltan en önemli dezavantajlarından biridir (Çayıroğlu t.y.).

3.2.3. YSA ‘da Nöron Çalışma Prensibi

Yapay sinir ağlarının temel elemanı olan nöronların çalışma prensibi Şekil 3.6’da gösterilmiştir. Şekilde girişler $x_{(i)}$ ile gösterilmektedir, girdi değerlerinin her biri $w_{(i)}$ ile çarpılarak, bu çarpım değerleri toplanır. Daha sonrasında ise bu toplam sonucuna eşik değeri olan b değeri eklenerek aktivasyon fonksiyonu olan $f(x)$ uygulanır ve y çıktı değeri bulunur. Sinir ağlarının yapıları temelde bu mantığa dayandırılmaktadır. Yapay sinir ağlarında öğrenme kabiliyeti mimari içerisindeki ağırlıkların en doğru şekilde seçilip güncellenmesiyle doğru orantılıdır. Bu işlemde birçok farklı öğrenme algoritmasından yararlanılabilmektedir. Giriş değerleri, gerçekleşen örneklerden veya nörondan gelen sayısal değerlerden oluşan verilerdir. (Kemal, 2020).



Şekil 3. 6. Nöron Çalışma Prensibi (Kemal, 2020)

Şekil 3.6 ‘da gösterilen ağırlıklar $w_{(i)}$ nörona gelen bilginin problem için önemini ve nöronlar üzerindeki etkisini simgelemektedir. Yapay sinir ağlarında gelen veriler çekirdeğe iletilmeden önce o nörona ait ağırlık değeriyle çarpılır. Buradaki amaç girdi değerinin yapılacak hesaplama üzerindeki etkisinin belirlenmesidir. Böylece oluşturulacak modelde hangi girdinin model üzerinde ne ölçüde etkisi olacağını belirleyen parametre ağırlık olarak tanımlanır. Girdiye ait ağırlık değeri girdinin modeldeki etkisini belirlemektedir. Ağırlık değerinin sıfır olması noktasında ise girdinin herhangi bir etkisinin olmadığı ve üzerindeki verinin bir sonraki katmanlara aktarılamayacağı anlamına gelmektedir.

Toplama fonksiyonu, yapay sinir hücrelerine girdi olarak gelen sayısal değerler ile o nöron için atanmış ağırlık değerini çarptıktan sonra toplar ve hücrelerin net girdisini hesaplar.

Aktivasyon fonksiyonu, bir önceki aşamada bulunan net sayısal değeri işleyerek nöronun bu değere karşılık üreteceği çıktıyı belirleyen fonksiyondur. Genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyon olarak tercih edilen aktivasyon fonksiyonu, doğrusal olmayan problemlerde bir sonuç üreterek problem hakkında fikir vermektedir. Bu durum yapay sinir ağlarının en önemli özelliklerinden biridir. Aktivasyon fonksiyonu seçiminde en önemli kriter ise seçilecek fonksiyonun türevinin alınabilir olması gerekliliğidir. Geri beslemeli ağlar üzerinde geriye yönelik hesaplamalar sırasında aktivasyon fonksiyonunun türevi alındığı için hesaplama maliyetinin artmaması adına fonksiyonun türevi kolay hesaplanabilir aktivasyon fonksiyonu tercih edilmelidir.

Çıkış, aktivasyon fonksiyonunun dış dünya veya diğer nöronlara aktardığı sayısal değerdir. Bu sayısal değer ağın nihai çıkışı olabileceği gibi bir nöronun giriş değeri de olabilmektedir.

Yapay sinir ağlarında öğrenme işleminde, YSA'nın çıkış verileri ile eğitim verileri arasındaki fark hata değeri verir. Hata değeri, ağ içindeki ağırlıkların güncellenmesi ile minimize edilmeye çalışılır. Ağırlıklar her tekrarlamada güncellenir ve yeni ağırlık değerlerine bağlı olarak yeni hata değerleri bulunur. Hata değeri belirlenen değerinin altına düştüğünde, ağırlıklar artık güncellenmez ve son ağırlık değerleri, ağın öğrenme ağırlıkları olarak kaydedilir. Bu ağırlık değerlerinin güncellenerek bulunması süreci ise öğrenme olarak adlandırılır (Kemal, 2020).

Yapay Sinir ağı öğrenme işlemini tamamladıktan sonra ağa daha önce verilmeyen giriş değerleri ile ağ test edilir. Daha önce karşılaşmadığı bu örneklere karşı ağ, eğitim sürecinde veriler arasında oluşturduğu ilişkiden yararlanarak bir sonuç üretir. Eğer ağ iyi sonuç verebiliyorsa ağın iyi eğitilmiş olabileceğini söylenebilir. Yapay sinir ağı, kendi içerisinde eğitim ve test verileri olarak verileri sınıflandırır ve ağ güvenilirliği test eder. Ağın öğrenme süreci şu şekilde ilerlemektedir; (Kemal, 2020)

Yapay sinir ağı verileri problemin tüm durumlarını içerecek şekilde belirlenir ve ağa tanıtılır.

Yapay sinir ağının girdi, ara katman sayısı, nöronların sayısı, çıktılar belirlenir.

Yapay sinir ağının toplama ve öğrenme katsayısı, aktivasyon fonksiyonları, momentum katsayısı gibi parametreler belirlenir.

Nöronlar için belirlenen ağırlık ve eşik değerinin ilk ataması yapılır. Burada kullanılacak ilk değerler genellikle rasgele atanırken, daha sonra öğrenme sürecinde hata değerine göre güncellenir.

Yapay Sinir ağının öğrenme işlemini gerçekleştirmesi için ağa öğrenme verileri tanıtılır.

Eğitim verileri için ileri yönde hesaplama ile ağın çıktısı hesaplanır.

Geriye doğru hesaplama da ise hata değerine göre ağırlık değerlerinde güncelleme yapılır.

Ağ öğrenmeyi yani hata değeri belirtilen değerin altına düşene kadar bu süreç devam eder.

Yapay sinir ağlarında bazı durumlarda hata değeri istenilen altına düşmez ve ağ doğru eğitilemez. Bu gibi durumlarda ağın topolojik yapısında, eğitim verilerinde, parametrelerde veya başlangıç değerlerinde değişiklik yapılarak ağ yeniden eğitilmelidir.

3.2.3.2. İleri Beslemeli Geri Yayılım YSA Modeli

Yapay sinir ağlarında karmaşık verilerin sınıflandırılmasında tercih edilen modellerden biri olan geri yayılım ağı, ilk olarak Werbos tarafından ileri sürülmüş ve daha sonra Parker, Rummelhart ve McClelland tarafından geliştirilmiştir. Geri beslemede en az bir nöronun çıkışı kendisine ya da başka nöronlara giriş olarak verilir ve genellikle bir gecikme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme, bir katmandaki nöronlar arasında olabileceği gibi katmanlar arasındaki nöronlar arasında da olabilir. Böylece, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapılarda yapay sinir ağı yapıları oluşturulabilir. Yayılma ve uyum gösterme olmak üzere iki aşamada işlemlerin gerçekleştirildiği standart geri yayılım algoritması (SBP), katmanlar arasındaki tam bir bağlantının bulunduğu çok katmanlı, ileri beslemeli ve öğretici olarak eğitilen yapay sinir ağı modelidir. (Çetin ve ark., 2006)

Yapay sinir ağının çıkışından elde edilen veriler ile giriş verileri arasındaki hata değerinin minimize etmek amacıyla standart geri yayılım algoritmasından yararlanılır.

Bu algoritma elde edilen mevcut hata değerine göre her katmandaki ağırlık değerlerini güncelleyerek ağın yeniden hesaplanmasını ve bu hata değeri istenilen seviyenin altına düşene kadar öğrenmenin devam etmesini sağlar. Bu tür geri yayımlı ağ modelleri genellikle giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından oluşmakta, duruma göre ise bu gizli katmanların sayısı artırılarak 3'den fazla katman oluşturulabilir.

Giriş katmanı; yapay sinir ağlarında ağın eğitilmesi için gerekli olan öğrenme verilerin ağı tanıttığı kısımdır. Bu kısımda giriş verisi sayısı kadar nöron oluşur iken her nöron bir giriş verisini tutar ve herhangi bir işlem yapmadan bir sonraki katmana aktarır.

Gizli katman; yapay sinir ağlarında asıl işlemlerin gerçekleştiği katmandır. Gizli katmandaki nöron sayısı kullanıcı tarafından belirlenirken gizli katman sayısı da problemin özelliklerine göre artırılıp azaltılabilir. Daha önceki katmanda giriş verileri ile o verilere karşılık oluşturulmuş ağırlık değerlerinin çarpılarak, veriler ağırlıklandırılmış bir şekilde bu katmana iletilir. Bu katmanda ise bu ağırlıklandırılmış veriler probleme uygun bir fonksiyonla işlenerek bir sonraki katmana aktarılır. Bu katmanda kullanılan nöronların sayısı eğer problem için gereğinden az kullanılır ise daha az hassasiyetli sonuçlar, gereğinden fazla kullanılır ise verilerin işlenmesinde zorluklar oluşturabilmektedir (Çetin ve ark., 2006).

Çıkış katmanı; yapay sinir ağlarındaki en son katmandır. Probleme göre gizli katman veya gizli katmalardan aldığı veriyi ağ için tanımlanmış fonksiyon ile işleyerek çıktı olarak verir. Bu katmandaki nöron sayısı problemin çıkış verilerinin sayısı ile aynıdır. Bu katmanda elde edilen veriler ve ağın eğitiminde kullanılan problemin çıkış verileri ile karşılaştırılarak ağın ne kadar iyi eğitildiği değerlendirilebilir. Yapay sinir ağı ile eğitim verileri arasındaki fark, her çıktı için bir hata değeri olarak hesaplanır. Daha sonra her hata değeri, her bir çıktıya karşılık gelen ara katmana aktarılır. Elde edilen hata değerlerine göre, her nöronda ağırlık değerleri yeniden güncellenir. İleri besleme safhasında ise, giriş katmanındaki nöronlar verileri doğrudan gizli katmana ileterek yeniden ağırlıklandırılmış veriler için yeni hesaplamanın yapılması ve aktivasyon fonksiyonu ile işleyerek çıkış katmanına iletilmesi sağlanır. Bu katmanlar arasındaki ağırlık değerleri başlangıçta rasgele ve küçük değerler olarak belirlenir. Çıkış katmanında; yapay sinir ağı çıkışı ve istenilen değer sürekli kıyaslanarak hata değeri belirlenir ve bu değer minimize edilmeye çalışılır. Hata değeri belli bir seviyenin altına düşene kadar bu işlem sürdürülerek ağ öğrenme sürecine devam eder. Katmanlar arasındaki bağlantılarda kullanılan optimum ağırlık değerleri öğrenmesini tamamlamış ağdan alınarak deneme safhasında kullanılmak üzere saklanır (Çetin ve ark., 2006).

3.2.3.3. Levenberg-Marquardt Algoritması

Yapay sinir ağlarında yaygın olarak tercih edilen geri yayılım algoritmalarından biride Levenberg-Marquardt algoritmasıdır. Geri yayılım algoritmalarında ağın eğitilmesi esnasında giriş katmanında ağa girilen giriş verileri gizli katmandan geçerek çıkış katmanıya dış dünyaya sunulur. Bu şekilde oluşturulan çıkış değeri, istenen değerle karşılaştırılır. İstenilen çıkış değeri ile ağın çıkış değeri arasındaki fark hata değeri olarak adlandırılır. Çıkış katmanında bu hata değerinin türevi alınarak tekrar gizli katmana iletilir. Bu hata değerinin türevine göre, hata değerinin minimize edilmesi amacıyla her bir nöron bu hata değerine göre başlangıçta kullanılan ağırlık değerlerini günceller. Bu güncelleme için gerekli olan ağırlık değiştirme denklemleri ise hatayı en aza indirmeye yönelik seçilmektedir (Ataş, 2011). Geri yayılım algoritmaları, performans fonksiyonu minimize edebilmek amacıyla geriye doğru gradyen hesaplama yaparlar. Bu sayede ağırlıklar performans fonksiyonunun azalması yönünde güncellenir. Ama bu yöntem yapay sinir ağları için oldukça zaman alıcı, yavaştır. Bu nedenle daha yüksek performans gösteren ve hızlı algoritma çözümlerinden yararlanılır (Ataş, 2011). Bu algoritmaları iki şekilde kategorize edebiliriz; birinci kategorideki algoritmalar deneme ve yanılma temelli olup, standart gradyen azalmasına nazaran daha iyi sonuçlar verebilirken, ikinci kategoriye ait algoritmalar standart sayısal optimizasyon yöntemlerini kullanır. Bu algoritmalar, Newton öğrenme algoritmaları, eşlenik gradyen metodu ve Levenberg-Marquardt (LM) algoritmasıdır.

Levenberg-Marquardt algoritmasında, Hessian matrisi amaç performans fonksiyonunun ağırlıklara göre ikinci türevinin alınması ile elde edilmektedir. Hessian matrisi aşağıdaki şekilde elde edilir.

$$H(n) = J^T(n)J(n) + \mu_m I \quad (3.13)$$

Denklemden, H Hessian matrisi, μ_m Marquardt parametresi, I birim matrisi ifade etmektedir. J ise, Jakobian matrisini olarak ağ hatalarının ağırlıklara göre birinci türevini belirtir.

$$J(n) = \frac{\partial e(n)}{\partial w(n-1)} \quad (3.14)$$

burada ise, e ağ hataları vektörüdür. Ağın gradyeni ise,

$$g(n) = J^T(n)e(n) \quad (3.15)$$

şeklinde hesaplanarak, aşağıdaki denklem bulunur. (Ataş, 2011)

$$w(n+1) = w(n) - [H(n)]^{-1}g(n) \quad (3.16)$$

Hata değerinin hesaplanması sırasında, her adımdan sonra μ_m değeri azaltılır. Buradaki amaç ise, performans fonksiyonunu en küçük yapacak ağırlık değerlerini belirlemektir (Ataş, 2011).

3.2.4. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları

Yapay sinir ağlarından birçok alanda kullanılmaktadır. Bu alanlara sınıflandırma, modelleme ve tahmin uygulamaları örnek gösterilebilir. Yapay sinir ağlarının kullanıldığı uygulamalar incelendiğinde, gürültülü, çok boyutlu, kesin olmayan, eksik, kusurlu, hata olasılığı yüksek sensör verilerinin olduğu, karmaşık, problemin çözümünde matematiksel modelden yararlanılmadığı, sadece problemin belli girdi ve bu girdiye karşılık oluşturduğu cevapların olduğu örnek kümesinden oluşan problemlerde kullanımının yaygın olduğu görülmektedir.

Yapay sinir ağları uygulamalarda, sınıflandırma, sinyal filtreleme, ilişkilendirme veya görüntü eşleştirme, veri sıkıştırma, doğrusal olmayan sistem modelleme, optimizasyon, kontrol gibi birçok amaç ile kullanılmaktadırlar. Bu kullanım alanlarında bazıları;

Uzay: kullanılacak komponentlerin hata denetiminde, eğitimler veya uygulamalarda uçuş simülasyonlarında, otomatik pilot uygulamalarında vs.

Bankacılık: müşteri bilgileri ile müşteri profilinin analizinde, kredi müracaatlarında durum değerlendirilmesinde, yatırım, bütçe vs.

Otomotiv: yol koşullarının analizi ve sürüş planlama, otomatik yol izleme vs.

Elektronik: doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesi, kod sırası tahmini vs.

Savunma: hedef seçme, radar, sensör, sinyal ve görüntü işleme vs.

Üretim: ürün tasarımı, iş çizelgelerinin hazırlanması, yıpranma ve dayanıklılık analizleri, üretim işlem kontrolü vs.

Finans: pazar performans analizi, bütçe kestirimi, hedef belirleme vs.

Sağlık: EEG, MR, ECG, ilaç etkileri analizi, kalp krizi erken teşhis ve tedavi, kan analizi sınıflandırma vs.

Güvenlik: retina tarama, yüz eşleştirme, parmak izi tanıma vs.

Robotik: uzaktan kumandalı sistemler, görsel sistemler, optimum rota belirleme, yörünge kontrol vs. (Çayıroğlu t.y.)

3.3. Bondgraph (Bağ Grafiği) Teorisi

Mühendislik de problemlerin çözümünde, sistemlerin modellenmesi veya sistemlerin benzetiminin yapılması problemin çözümünü oldukça kolaylaştırmaktadır. Günümüzde ise sistemlerin modellenmesinde grafik tabanlı yöntemlerden sıklıkla yararlanılmaktadır. Bondgraf modellemede, çoklu fizik sistemlerin etkileşimlerini modellemek amacıyla kullanılan grafik tabanlı bir yöntemdir. Bu yöntem sayesinde elemanların birbirleri arasındaki etkileşimi ve fiziksel davranışlarını temsil eden bir model elde edilir. Fizik sistemlerinde kullanılan çoklu elemanlar arasında belirli prensiplere göre ortak bir güç dengesi ve transferi söz konusudur. Burada farklı fiziksel sistemler arasında enerji alışverişleri ile modelleme, benzetim yapmasının yanı sıra farklı fizikler için yapılan analizlerin ortak bir dilde ifade edilmesinde faydalanılır. Bondgraf modellemede, sistemin dinamik davranışı, çeşitli alt sistemler arasındaki enerji akışı, depolanması ve enerjinin dönüşümü olarak tanımlanabilir. Dolayısıyla dinamik bir sistem enerji dönüştüren, dağıtan, depolayan ve kaynak elemanları ile temsil edilir (DTA Mühendislik, 2020).

Çizelge 3. 2. Farklı fiziksel sistemlerde Endüktif, Kapasitif ve Direnç elemanları (DTA Mühendislik, 2020)

Eleman Tipi Sistem Türü	Enerji Depolayan (Endüktif)	Enerji Depolayan (Kapasitif)	Enerjiyi Isıya Dönüştüren (Direnç)
Dönel Mekanik Sistem	Dönel Yay	Dönel Kütle	Dönel Sönümleyici
Doğrusal Mekanik Sistem	Öteleme Yayı	Kütle	Öteleme Sönümleyici
Elektriksel Sistem	Endüktans	Elektrik Kapasitansı	Elektrik Direnci
Akışkan Sistemi	Akışkan İnertansı	Akışkan Kapasitansı	Akışkan Direnci
Isıl Sistem	-	Isıl Kapasitansı	Isıl Direnç

Sistemler arasındaki enerji alışverişi, kütle, entropi, momentum, elektriksel yük gibi fiziksel niceliklerin değişimleriyle alakalıdır. Bondgraf yönteminde sistemde bulunan elemanlar (direnç, bobin, kondansatör, trafo vs.) birbirleri ile olan bilgi akışı durum değişkenleri ile gerçekleşmektedir. Durum değişkenleri, dış değişken/efor (e) ve iç değişken/akış (f) olarak ifade edilir.

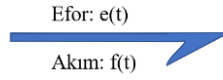
Çizelge 3. 3. Farklı fiziksel özelliklerin durum değişkenleri (DTA Mühendislik, 2020)

Enerji	Dış Değişken (e)	İç Değişken (f)
Mekanik	Kuvvet, F [N]	Hız, v [m/s]
Dönel Mekanik	Tork, M [Nm]	Açısal Hız, w [s ⁻¹]
Elektrik	Gerilim, U [V]	Akım, i [A]
Hidrolik	Basınç, P [Pa]	Debi, Q [m ³ /s]
Termal	Sıcaklık, T [K]	Entropi, S [J/K _s]

Bondgraf modellemede sistemin fiziksel davranışının grafik tabanlı olarak temsil etmek için 6 tip eleman kullanılmaktadır. (DTA Mühendislik, 2020)

3.3.1. Güç Bağlantıları

Yarım ok sembolüyle gösterilen güç bağlantılarında, birbirleriyle ilişkisi olan iki elemanın enerji transferini temsil etmektedir. Güç, dış değişken ile iç değişkenin çarpımı ile elde edilmektedir.



Şekil 3. 7. Güç Bağlantısı (DTA Mühendislik, 2020)

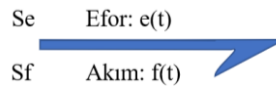
$$P_{(t)} = e_{(t)} f_{(t)} \quad (3.17)$$

gücün integrali ile enerji elde edilir.

$$E(t) = \int_{t_n}^{t_{son}} P_{(t)} dt \quad (3.18)$$

3.3.2. Kaynak Elemanları

Sisteme kaynak elemanları efor veya akış değişkeni olarak uygulanabilir. Buradaki kaynak elemanı, ideal kaynak elemanını temsil etmektedir

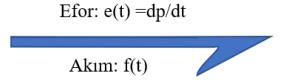


Şekil 3. 8. Kaynak Eleman Bağlantısı (DTA Mühendislik, 2020)

İç değişkenler zamana bağlı olarak $f_{(t)}$ ile temsil edilebilirken, dış değişkenler ise zaman bağımlı olarak efor $e_{(t)}$ olarak temsil edilebilir. Bununla birlikte Se ve Sf gibi sabit sinyaller güç kaynağı olarak kullanılabilirler.

3.3.3. Depolama Elemanları

Sistemlerde, atalet elemanı ve kapasitif elemanı depolama elemanları olarak adlandırılır.



Şekil 3. 9. Atalet Eleman Bağlantısı (DTA Mühendislik, 2020)

Atalet elemanlarının genel momentum denklemi;

$$p_{(t)} = \int_{t_0}^{t_{son}} e_{(t)} dt \quad (3.19)$$

Depolanan enerjinin genel momentum denklemi;

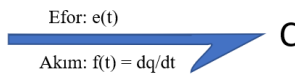
$$E_I(p) = \int_0^p f_{(\dot{p})} dp \quad (3.20)$$

Kapasitif elemanlarının genel deplasman denklemi;

$$q_{(t)} = \int_{t_0}^{t_{son}} f_{(t)} dt \quad (3.21)$$

Depolanan enerji için genel deplasman denklemi ise şu şekildedir.

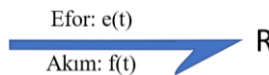
$$E_C(p) = \int_n^p e_{(\dot{q})} dq \quad (3.22)$$



Şekil 3. 10. Kapasitans Eleman Bağlantısı (DTA Mühendislik, 2020)

3.3.4. Yutucu Elemanlar

Sistemlerde, direnç, sönümleyiciler yutucu eleman olarak adlandırılırlar.



Şekil 3. 11. Yutucu Eleman Bağlantısı (DTA Mühendislik, 2020)

Yutulan enerji şu genel formda yazılabilir.

$$E_R(t) = \int_0^t e_{(i)} f_{(i)} d\hat{t} \quad (3.23)$$

3.3.5. Enerji İletim Elemanları

Sistemde elemanlar arası dinamik doğrusal iletim için trafo elemanlarından faydalanılır.

$$me_2(t) - e_1(t) = 0 \quad (3.24)$$

$$mf_1(t) - f_2(t) = 0 \quad (3.25)$$



Şekil 3. 12. Trafo Elemanı Bağlantısı (DTA Mühendislik, 2020)

Sistemde elemanlar arası dinamik dönel iletim için jirator elemanlarından faydalanılır.

$$rf_2(t) - e_1(t) = 0 \quad (3.26)$$

$$rf_1(t) - e_2(t) = 0 \quad (3.27)$$



Şekil 3. 13. Jirator Elemanı Bağlantısı (DTA Mühendislik, 2020)

3.3.6. Enerjinin Korunumu

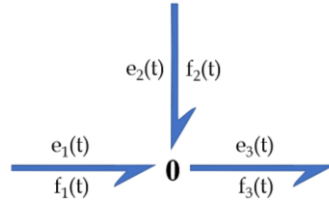
Enerjinin korunumu yani enerjinin yok olmaması sadece dönüşmesi esasına dayandırılarak, elemanlar arası enerji ve/veya güç dengesi sağlamak amacıyla kapılardan faydalanılır.

0 kapısı (paralel kapı) için, enerjinin korunumu denklemleri;

0 kapısında efor değişkenleri birbirine eşit $e_1(t) = e_2(t) = e_3(t)$ iken akış değerleri arasında $f_1(t) + f_2(t) - f_3(t) = 0$ bağıntı elde edilmektedir. Burada f_1 ve f_2 paralel kapıya girerken f_3 elemanı çıkmaktadır ve bu nedenle bu eleman negatif olarak bağıntıda yer almıştır.

$$e_1(t) = e_2(t) = e_3(t) \quad (3.28)$$

$$f_1(t) + f_2(t) - f_3(t) = 0 \quad (3.29)$$



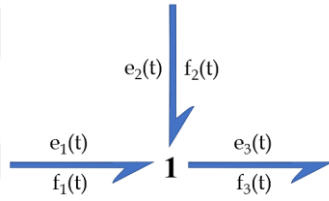
Şekil 3. 14. 0 Kapısı Bağlantısı (DTA Mühendislik, 2020)

1 kapısı (seri kapı) için, enerjinin korunumu denklemleri;

1 kapısında akış değişkenleri eşit $f_1(t) = f_2(t) = f_3(t)$ iken efor değişkenleri için $e_1(t) + e_2(t) - e_3(t) = 0$ bağıntısı oluşturulabilir. Böylece seri kapiya giriş olarak bağlanan e_1 ve e_2 pozitif iken e_3 negatif olarak bağıntıya eklenmiştir.

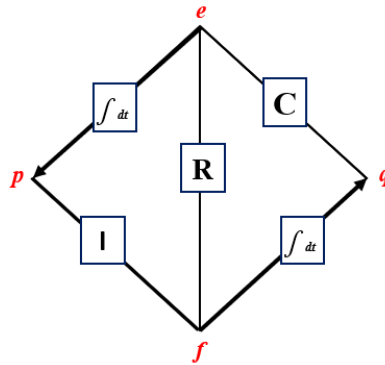
$$f_1(t) = f_2(t) = f_3(t) \quad (3.30)$$

$$e_1(t) + e_2(t) - e_3(t) = 0 \quad (3.31)$$



Şekil 3. 15. 1 Kapısı Bağlantısı (DTA Mühendislik, 2020)

Sonuç olarak bahsettiğimiz tüm elemanları Şekil 3.16’da gösterildiği gibi temsil edebiliriz. Buna göre sistem modelini açık ya da kapalı formlarda denklemler oluşturarak sayısal çözüm yöntemleri ile zamana bağlı ya da kalıcı durum hesaplamaları yapılabilir. (DTA Mühendislik, 2020)



Şekil 3. 16. Enerji/Güç dengesinin Paynter’in Tetrahedron’u ile gösterimi (DTA Mühendislik, 2020)

3.4. Eğri Uydurma Yöntemi

Mühendislik gibi deney veya gözlemlere dayanan bilim dallarında, yapılan çalışmalar ile birçok veri elde edilir. Bu elde edilen verilerin dış dünyada anlamlı olarak ifade edilmesi ve veriler arasında ilişki kurulmasında birçok yöntemden yararlanılır. Deney verilerinin anlamlı fonksiyonlar şeklinde ifade edilmesi, problemi veya modeli en iyi şekilde ifade edebilecek fonksiyonun belirlenmesi için, eğri uydurma olarak adlandırılan yöntemden sıklıkla yararlanılır.

Eğri uydurma yönteminde, sistemi veya modeli tam anlamıyla kapsayan veri kümeleri bulunur ve bu veriler arasında ilişki kurulurken ise en küçük kareler yönteminden faydalanılır. Bu yöntemde amaç, gerçek değer ile uydurulan yaklaşık fonksiyon değerleri arasındaki farkların kareleri toplamının minimum yapılmasıdır. Sonuç olarak modeli veya sistemi ifade eden bir fonksiyon oluşturularak giriş verilerine göre fonksiyon çözümlemesi yapılır ve dış dünyaya bir çıkış üretilir.

Eğer gerçek fonksiyon $y = f(x)$ ve uydurulan fonksiyon $z = g(x)$ ise, n tane nokta için fark fonksiyonunun minimum yapılmasıyla $z = g(x)$ fonksiyonunun kat sayıları ve parametreleri elde edilir.

$$H = \sum_{i=1}^n [(g(x_i) - f(x_i))]^2 \quad (3.32)$$

Yukarıdaki denklemde görüldüğü gibi, uydurulan fonksiyon değerinin her bir parametresi ile gerçek fonksiyona ait parametrelerin arasındaki fark bulunur ve her bir hata değerinin kareleri alınarak toplanır. Hatanın minimum olması, fark fonksiyonunun birinci türevinin sıfıra eşitlenmesi ile sağlanır. (Sondaş, t.y.)

3.4.1.Yüksek Dereceden Polinom Uydurma

Eğri uydurma yönteminde, verilere arasında doğrusal bir ilişki bulunuyorsa lineer fonksiyonlarla, doğrusal olamayan modellerde ise polinomlardan yararlanılarak probleme ait fonksiyon üretilmektedir. Elde edilmiş olan n tane (x_i, y_i) verisi için en küçük kareler yöntemi kullanılarak $g(x) = a_1 + a_2 \cdot x + a_3 \cdot x^2 + \dots + a_p \cdot x^{p-1}$ şeklinde birinci dereceden fonksiyonun elde edilmesinde hata veya fark fonksiyonu:

$$H(a_1, a_2, a_3, \dots, a_p) = \sum_{i=1}^n (a_1 + a_2 \cdot x_i + a_3 \cdot x_i^2 + \dots + a_p \cdot x_i^{p-1} - y_i)^2 \quad (3.33)$$

şeklinde olup minimum olması için a_1 , a_2 ve a_3 e göre kısmi türevlerin sıfıra eşit olması gerekmektedir.

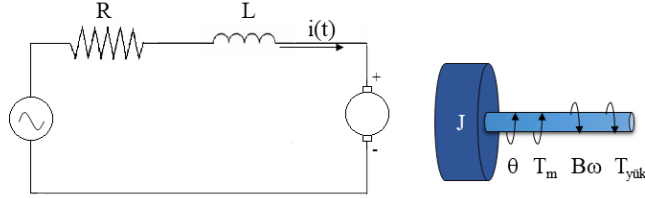
$$\frac{\partial H(a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)}{\partial a_i} = 0 \text{ iken; } i = 1, 2, 3, \dots, p \quad (3.34)$$

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i & \dots & \sum_{i=1}^n x_i^p \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 & \dots & \sum_{i=1}^n x_i^{p+1} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_i^p & \sum_{i=1}^n x_i^{p+1} & \dots & \sum_{i=1}^n x_i^{2p} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_i^p \cdot y_i \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

Eğri uydurmada, denklem 3.35'deki matris çözülerek yüksek dereceli polinomların $a_1, a_2, a_3, \dots, a_p$ katsayıları bulunabilir. (Sondaş, t.y.)

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

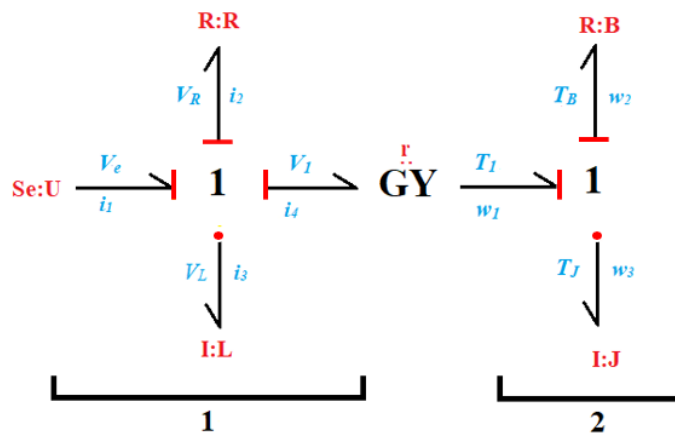
4.1. DC Motorun Modellenmesi



Şekil 4. 1. Motor Elektrik Devresi (Kaplan ve ark. 2020)

Yukarıdaki şekilde DC motorun elektrik ve mekanik kısmının serbest cisim diyagramı görülmektedir. Bir motor modellemek veya transfer fonksiyonu oluşturulmak istendiğinde, motorun her yönüyle ele alınması gerekmektedir. Şekil 4.1’de görüldüğü üzere motorun direnci R , motorun indüktansı L , EMK, besleme gerilimi gibi parametreler motorun elektriksel kısmını, motor ataleti J , motor torku T_m , motorun sürtünmesi B_m ve son olarak motorun tork yükü $T_{yük}$ gibi parametreler ise motorun mekanik kısmını oluşturmaktadır. DC motor, modellenerek bahsedilen parametreler veya elemanlar arasında ilişki oluşturulur. DC motorlarda matematiksel modelleme, durum denklemleri, transfer fonksiyonu veya bondgraf modelleme gibi yöntemler ile elemanlar arası etkileşim modellenir. Bu çalışmada ise, DC motor bondgraf yaklaşımı ile modellenmiştir. Ayrıca motora ait transfer fonksiyonu oluşturularak MATLAB’de modellenmiş ve bondgraf yaklaşımı desteklenmiştir.

4.1.1. Bondgraph Modelinin Oluşturulması ve Çıkarımlar



Şekil 4. 2. DC Motor Bondgraf Modeli

Şekil 4.2 ‘de birinci kısımda görüldüğü üzere motorun elektriksel kısmı modellenmiştir. Modelde motora ait indüktans, direnç gibi elemanlar seri bağlı olup akımları ortaktır. Bondgraf modellemede eğer elemanlar arasında bir akış (akım) değişkeni ortak ise eleman bağlantılarında “1” KAPISI tercih edilir. Efor kaynağı, kapıya “ÇİZGİ” olarak bağlanırken, bobin yani indüktans elemanı bu kapıya “NOKTA” şeklinde bağlanır. Rezistör (direnç) elemanı ise, duruma göre “NOKTA” veya “ÇİZGİ” olarak bağlanabilir, modelde indüktans elemanı bağlantı şekli “NOKTA” ve “1” KAPISI en fazla bir “NOKTA” şeklinde eleman bağlantısına izin verdiği için rezistör elemanı burada “ÇİZGİ” şeklinde bağlanmıştır. Bu durumda, bu kapıya ait efor (gerilim) değişkenlerinin toplamı sıfır olmalıdır. Diğer bir deyişle kapıya giren elemanlar ile çıkan elemanlarının güçlerinin eşit olması gerekmektedir.

Buna göre;

$$V_e \cdot i_1 = V_R \cdot i_2 + V_L \cdot i_3 + V_1 \cdot i_4 \quad (4.1)$$

güç bağıntısı oluşturulurken;

$$i_1 = i_2 = i_3 = i_4 \quad (4.2)$$

akış değişkeninin ortak olduğu bilindiğine göre efor değişkenlerine ait denklem;

$$V_L = V_e - V_R - V_1 \quad (4.3)$$

şeklinde bulunur. Denklemden V_L motorun indüktans elemanı gerilimi, V_R motorun rezistör elemanının gerilimi, V_e motorun besleme gerilimi, V_1 ise motorun EMK gerilimini göstermektedir.

İkinci kısımda ise motorun mekanik kısmı modellenmiştir. Motora ait atalet, sürtünme elemanlarında açısal hız yani bir akış değişkeni ortak olduğu için, tekrar “1” KAPISI tercih edilmiştir. Bu kısımda, indüktans elemanı “NOKTA” olarak bağlanır ve bu kapıya en fazla bir “NOKTA” bağlı elemanı olması gerektiğinden rezistör elemanı kapıya “ÇİZGİ” şeklinde bağlanır. Bu durumda, bu kapıya ait efor (tork) değişkenlerinin toplamı sıfır olmalıdır.

Buna göre modele ait güç bağıntısı oluşturulduğunda;

$$T_1 \cdot \omega_1 = T_B \cdot \omega_2 + T_J \cdot \omega_3 \quad (4.4)$$

denklemini elde edilir.

$$\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 \quad (4.5)$$

Modelde açısal hızların ortak olduğu bilindiğinden, efor değişkenleri denklemi;

$$T_J = T_1 - T_B \quad (4.6)$$

şeklinde bulunur. Denklemde T_J motorun atalet elemanının torku, T_B motorun sürtünme elemanına ait torku ve T_1 elektromanyetik torku ifade eder.

Ayrıca elemanlar arası dinamik dönel iletim olduğu için, enerji iletim elemanı olarak jirator (GY) tercih edilmiştir. Trafo elemanı akış değişkeni ile akış değişkeni veya efor değişkeni ile efor değişkeni arasında bir enerji aktarımı yapar. Ancak jirator elemanı ise akış değişkeni ile efor değişkeni arasında bir enerji aktarımı sağlar. Yukarıdaki bondgraf modelde gerilim (efor) ile açısal hız (akış) arasında ve tork (efor) ile akım (akış) arasındaki bağıntı şu şekildedir;

$$V_1 = w_1 \cdot r \quad (4.7)$$

$$T_1 = i_4 \cdot r \quad (4.8)$$

Jirator elemanına ait dönüşüm denklemlerinde yer alan r değeri motorun tork sabitini ifade eder. Bu kısımda bahsedilen bağlantılar, elemanların gösterimi, efor, akış değişkenleri, trafo ve jirator elemanlarından detaylı bir şekilde materyal ve yöntemler bölümünde bahsedilmiştir.

4.2. MATLAB’da DC Motorun Simülasyonu

Çizelge 4. 1. Motorun Parametreleri

Motor Parametreleri	
Nominal Gerilim	24 V
Yüksüz Hız	3170 Rpm
İndüktans	0.232 mH
Tork Sabiti	71.2 mNm/A
Direnç	0.216 Ω
Rotor Ataleti	0.0002875 kg.m ²

Bondgraf modeli oluşturulan DC motorun, çıkarılan formüller ve motor parametreleri doğrultusunda MATLAB/Simulink’de simülasyonu yapılmıştır. Motor özelliklerinde bahsedilen hız değerine ulaşmaya kadar sönüm değerinde değişiklik yapılmış ve son olarak sönüm oranı 0.00036 belirlenmiştir.

Nedensellik Analizi

Bondgraf yaklaşımında bahsedildiği gibi sistemde bulunan efor ve akış değişkenleri arasında bir güç bağlantısı bulunur. Sisteme ait efor değişkeni ve akış değişkenini çarpımı gücü vermektedir. (Denklem 3.17)

Modelimizde ise efor değişkenlerimiz gerilim (V) ve tork (T) iken akış değişkenleri ise akım (I) ve açısal hız (ω) olarak belirlenmiştir. Güç bağıntıları ise;

$$P = T.\omega \quad (W) \quad (4.9)$$

$$P = V.I \quad (W) \quad (4.10)$$

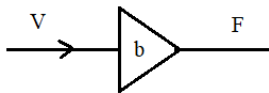
Denklem 4.9'da tork değişkenin birimi Nm , açısal hızın birimi rad/sn ve denklem 4.10'da gerilim birimi V iken akımın birimi A cinsindendir. İki denklem birbirine eşitlenir ise;

$$T.\omega = V.I \quad (4.11)$$

denklemini elde edilir . Buradan çıkarımla motor şaftına bağlanmış bir yük için motorun torku artmaktadır. Denklemdaki güç dengesinin korunabilmesi amacıyla motorun çekeceği akımın artması beklenmektedir.

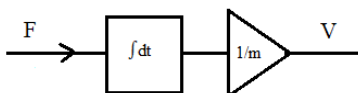
Sistemlerde, efor ve akış değişkenleri arasında integral veya türevsel nedensellik ilişkisi bulunur. Eğer akış değişkeni efor değişkeninin integrali ile orantılı ise bu integral nedenselliktir. Bu yaklaşıma örnek olarak indüktans ve kapasitans elemanları örnek gösterilebilir. Bu elemanlar kullanıldıkları sistemlerde genelden özele bir yaklaşım sergiler ve efor değişkeninden akış değişkenini elde eden bir nedensellik kullanırlar. Sistemlerde genellikle integral nedensellik kullanılmaktadır fakat bazı durumlarda akış değişkeninden efor değişkenine bir dönüşüm olması gereken durumlarda ise akışının türevi efor değişkenini verir. Bu tür yaklaşımlar Türevsel Nedensellik olarak adlandırılmaktadır. Rezistör elemanları veya dönüşüm elemanları jirator ve trafo elemanları zamana bağlı olmayan elemanlar olduklarından nedensellik analizine ihtiyaç duymazlar.

Rezistör Elemanı



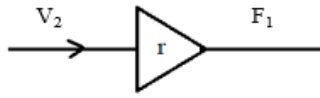
$$F = b.V \quad (4.12)$$

İndüktans Elemanı

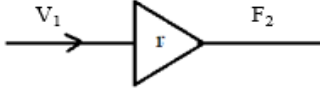


$$V = 1/m \int F.dt \quad (4.13)$$

Jirator Elemanı



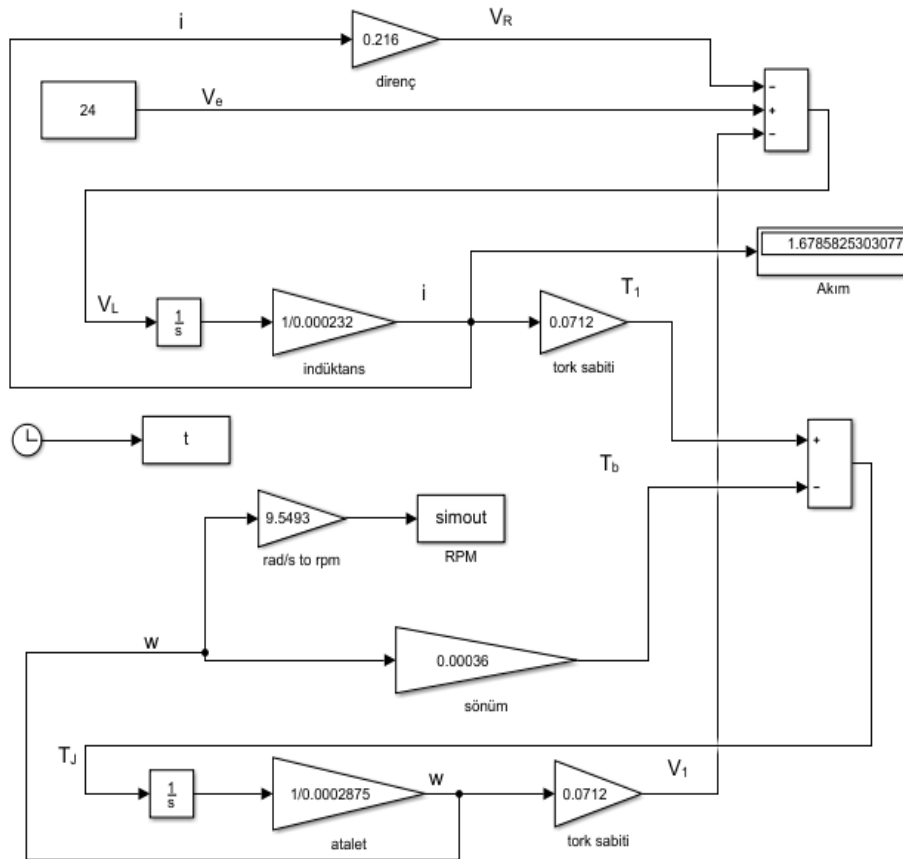
$$F_1 = V_2 \cdot r \quad (4.14)$$



$$F_2 = V_1 \cdot r \quad (4.15)$$

Nedensellikler göz önünde bulundurularak MATLAB/Simulink’de DC motorun bondgraf modeli oluşturulmuş ve simülasyonu yapılmıştır. Oluşturulan bondgraf model blok diyagramı Şekil 4.3’de görülmektedir.

4.2.1. Bondgraph Model Blok Diyagramı



Şekil 4. 3. Motor Bondgraf Blok Diyagramı

4.2.2. DC Motorun Transfer Fonksiyonu

Transfer fonksiyon, sistemlerde olası giriş değerine karşı oluşabilecek çıktıyı matematiksel olarak ifade eden bir fonksiyondur. Bu fonksiyonlar, gerçek modelin kurulmadan önce olası problemlerin ve yanıtların gözlemlenmesi konusunda yarar sağlarken, modelin veya kullanılacak cihazların simülasyonlarında sıklıkla kullanılmaktadır. Bu çalışmada ise kullanılan DC motorun transfer fonksiyonu oluşturulmuş ve MATLAB/Simulink’de simülasyonu yapılmıştır.

DC motor gerilim denklemi;

$$V_a(t) = L_a \frac{di_a(t)}{dt} + R_a i_a(t) + K_m \omega(t) \quad (4.16)$$

geri elektromotor kuvveti denklemi;

$$e_b(t) = K_m \omega(t) \quad (4.17)$$

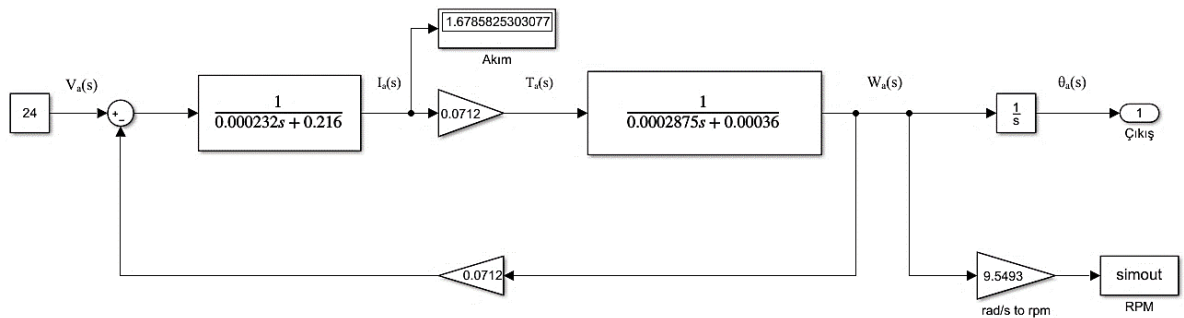
DC motorun ürettiği elektriksel tork denklemi;

$$T(m) = K_m i_a(t) \quad (4.18)$$

motora ait mekanik sistem denklemi;

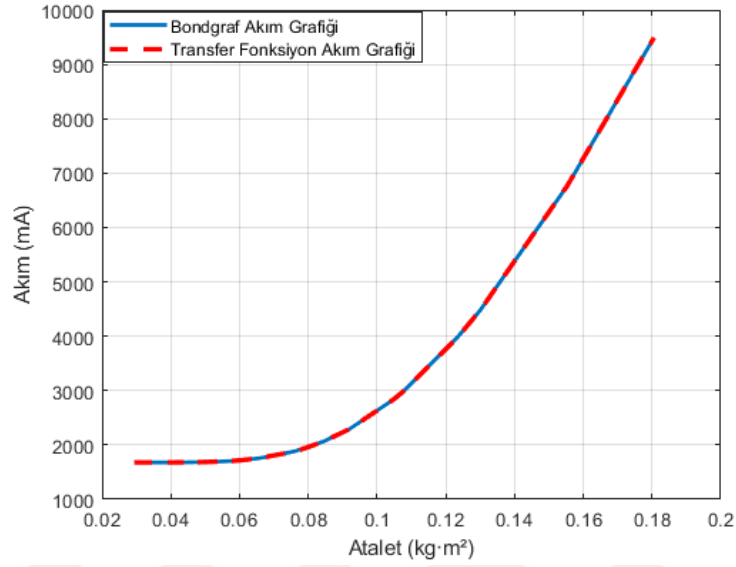
$$T(t) = J \frac{d\omega(t)}{dt} + T_L + B\omega(t) \quad (4.19)$$

denklemlerde, motorun elektrik direnci R_a , indüktansı L_a , geri elektromotor kuvveti e_b , ataleti J , sürtünmesi B , tork yükü T_L , emk ve tork sabiti ise K_m olarak ifade edilmiştir (Colak ve ark., 2013). Yukarıdaki denklemler referans alınarak motora ait transfer fonksiyonu Şekil 4.4’de gösterildiği üzere oluşturulmuştur.



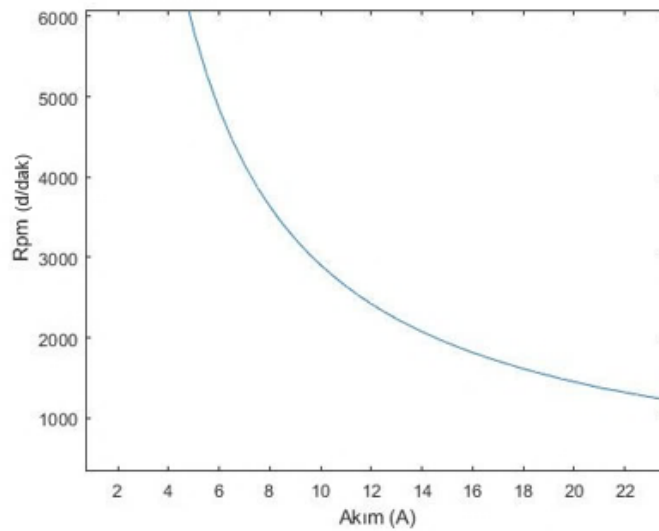
Şekil 4. 4. DC Motorun Transfer Fonksiyonu

Transfer fonksiyonunun yüksüz akım veya farklı atalet değerlerine karşı çektiği akımlar, bondgraf modelin simülasyon verileri ile karşılaştırılmış iki yaklaşımda aynı değerleri verdiği gözlemlenmiştir (Şekil 4.5). Böylece oluşturulan bondgraf modelin doğruluğu motora ait transfer fonksiyon ile kanıtlanmıştır.



Şekil 4. 5. Motorun Çektiği Akım Grafiği

Şekil 4.6'da Bondgraf Modelde efor girişi olarak bağlanan voltaj değeri değiştirilerek bu voltajı veren akım değeri hesaplanmış ve akıma karşı oluşan devir bulunmuş, akım-devir grafiği çizdirilmiştir. Motorun özelliklerinde (EK-1) bulunan akım-devir grafiği ile kıyaslandığında ise modelin doğruluğu bir kere daha kanıtlanmıştır.



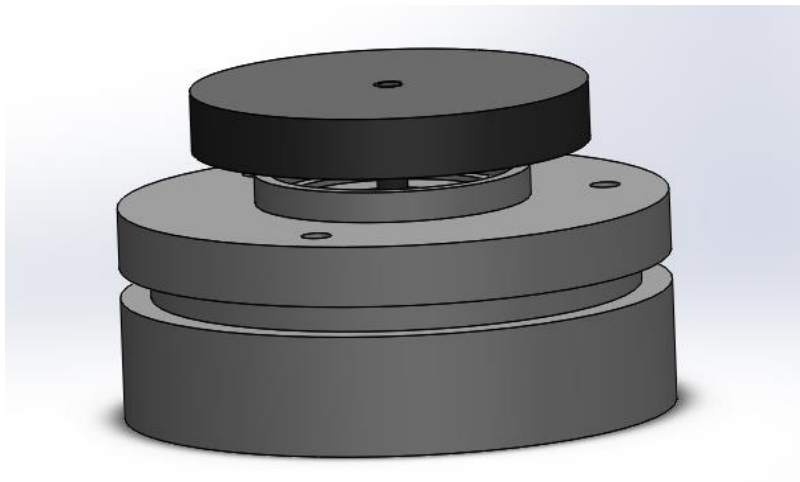
Şekil 4. 6. Motorun Akım- Rpm Grafiği

4.3. DC Motora Yk Baēlanması

Çalıřmanın ilk ařamasında, motorun řaftına baēlanan yk ile toplam ataletinin artması, dolayısıyla motor torkunun artırılması amaçlanmıřtır. Bondgraf modelde, motora baēlanan disk yknne ait atalet deēerinin modele ayrı bir atalet deēiřkeni olarak eklenmesi mmkn deēildir. Bu durumun nedeni yeni atalet deēeri indktif bir elemandır ve seri kapıya nokta řeklinde baēlanmalıdır. Fakat motorun rotor ataleti seri kapıya daha nce nokta ile baēlandıēı ve seri kapı yalnızca bir nokta baēlantısına izin verdiēinden dolayı yeni bir atalet elemanının baēlanması mmkn deēildir (Trevsel Nedensellik). Bunun yerine, motorun rotor ataleti ve yke ait ataleti iēeren tek bir atalet nerilmiřtir. Toplam atalet hesaplamaları, Solidworks ortamında oluřturulan model ile gerēekleřtirilmiřtir.

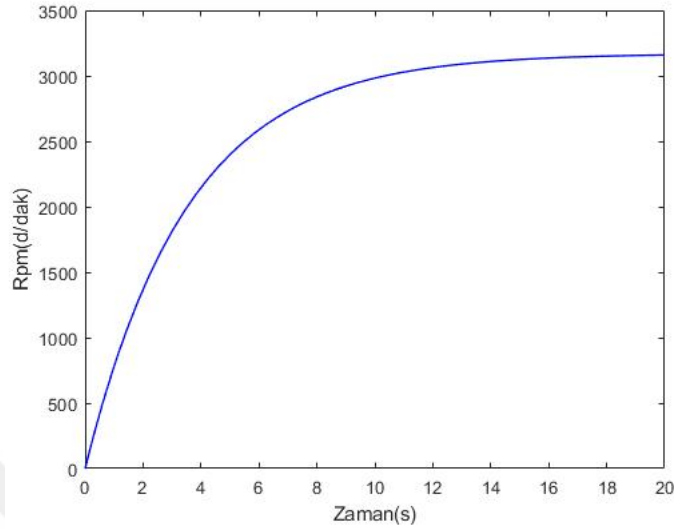
4.3.1. Atalet Hesaplamaları

DC motorun rotor atalet deēeri ve disk yknn ataletinin ortak tek bir atalet ile ifade edilmesi amaçlanmıřtır. ncelikle motorun rotoru bir silindir kabul edilmiř ve rotor ataletini (0.0002875 kg.m^2) temsil eden bir parça Solidworks'de modellenmiřtir. Daha sonra farklı kalınlık ve çaptaki disk ykleri modele eklenerek toplam ataletler Solidworks ortamında hesaplanmıřtır. Motora baēlanan disk yknn temsili gsterimi řekil 4.7'de grldē gibidir.



řekil 4. 7. Solidworks 'de Motor ve Disk yk

Bununla birlikte yüklenen motorun istenilen devir değerine oturma süreside artar. Bu durum Şekil 4.8 ‘de görülmektedir.

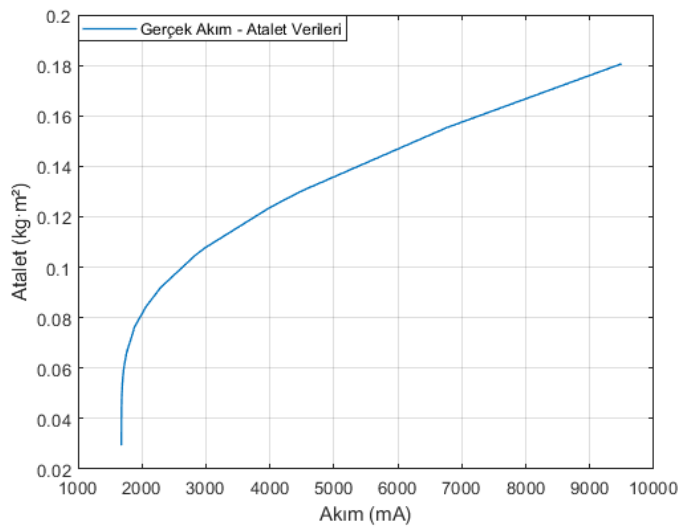


Atalet 0.08433 kgm²

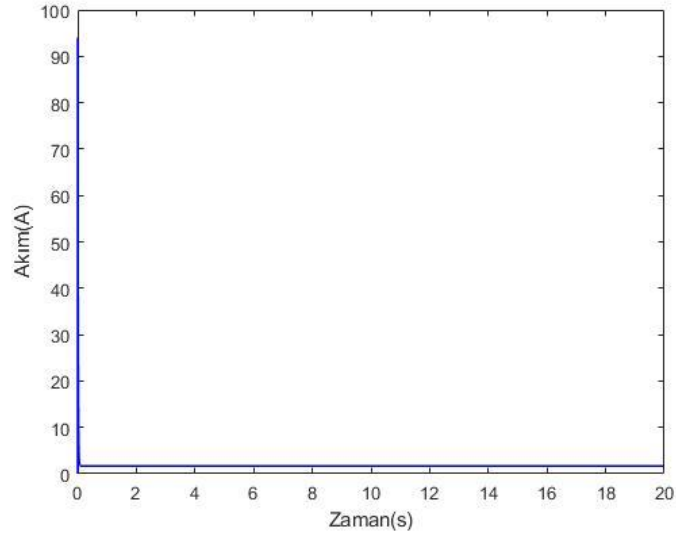
Şekil 4. 8. Yüklü Motorun Rpm Grafiği

4.4. MATLAB/Simulink’de Akım Değerlerinin Bulunması

Çalışmada, üzerine yük binen motorun toplam ataletinin artığından bahsedilmişti. Bunun yanı sıra yüklenen motorun zorlanarak, çekeceği akım değerinin de artacağını öngörülebilir. Bunun için MATLAB/Simulink’de oluşturulan bondgraf modeldeki atalet bloğu değeri toplam atalet değerleri ile değiştirilerek simülasyonu yapılmıştır. Motorun farklı yüklere yani atalet değerlerine karşı çektiği akımlar değerlendirilmiştir. Şekil 4.9’da görüldüğü üzere ataletin artması ile motorun çektiği akımda artmaktadır.



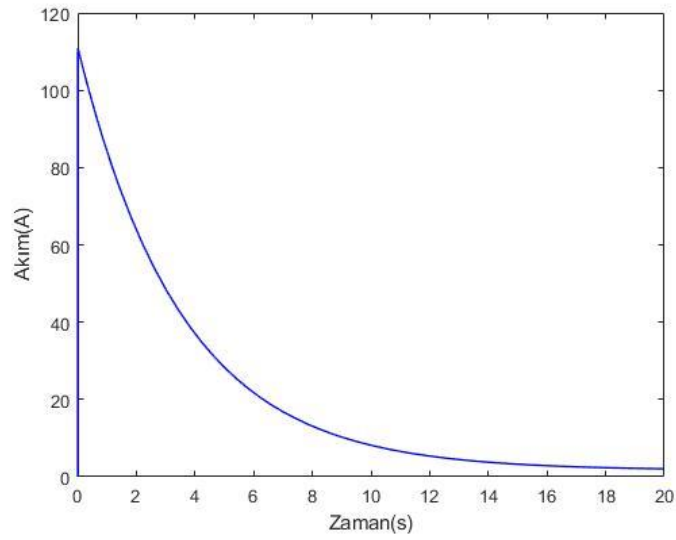
Şekil 4. 9. Akım- Atalet Grafiği



Atalet 0.0002875 kg.m²
Akım 1678.5966 mA

Şekil 4. 10.Yüksüz Motor Akım Grafiği

Toplam ataletin artması ile çekilen akım değerinin artmasının yanı sıra akım grafiğinin oturma süresinin de Şekil 4.11’de görüldüğü üzere arttığı gözlemlenmiştir.



Atalet 0.08433 kg.m²
Akım 2062.4200 mA

Şekil 4. 11. Yüklü Motor Akım Grafiği

4.5. MATLAB’da Levenberg-Marquardt tabanlı YSA Eğitimi

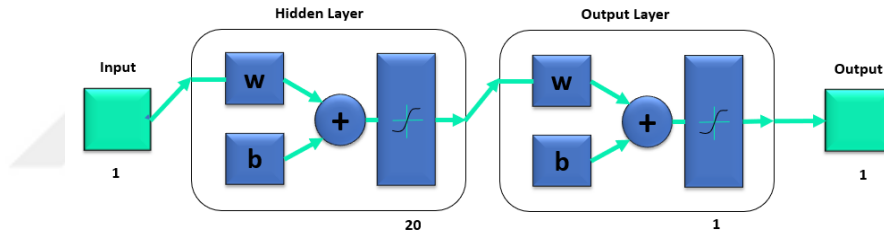
Yapay sinir ağlarının eğitilmesi için, giriş ve çıkış verilerini içeren bir eğitim veri kümesine ihtiyaç duyulur. Bu veri kümesi, simülasyon programları yardımıyla elde edildiği gibi deneysel sistemden de elde edilebilir. Çalışmanın ilk aşamasında eğitim verileri MATLAB/Simulink’de oluşturulan bondgraf model üzerinden elde edilmiştir. Eğitim verileri kümesi oluşturulurken tüm problemi kapsayıcı olmasına dikkat edilmelidir. Yapay sinir ağları genelleme yapabilme özelliğinden yararlanarak anlamsız bir giriş için çıkış üretir. Ancak iyi sonuç elde edebilmemiz için tüm giriş olasılıklarını kapsayacak bir eğitim veri kümesi oluşturulması daha doğru olacaktır. Başka bir husus ise ağ tipi ve öğrenme algoritmasıdır. İleri beslemeli, ileri beslemeli geri yayımlı gibi ağ tipleri mevcuttur ve her ağ tipinin kendisine ait öğrenme algoritmaları bulunur. Bu çalışmada ileri beslemeli geri yayımlı ağ tipine sahip olan Levenberg-Marquardt algoritması tercih edilmiştir. Levenberg-Marquardt algoritması az parametreliliği için problem çözümünde hızlı bir algoritmadır. Yapay sinir ağlarında diğer önemli parametreler ise transfer fonksiyonu, eğitim oranı, hücre sayısı, performans fonksiyonu, adaptif öğrenme fonksiyonudur. Yapay sinir ağlarının en önemli dezavantajlarından biride bu parametrelerin belli bir kural ile tercih edilememesidir. Deneme yanılma yöntemiyle en iyi sonucu veren parametre kombinasyonunun oluşturulması gerekmektedir.

Bu parametrelerden dikkat edilmesi gerekenlerden biride transfer fonksiyondur. Tercih edilen transfer fonksiyonun doğrusal olmaması, doğrusal olmayan sistemlerde de başarılı sonuçlar elde edilmesine yardımcı olacaktır. Ayrıca geri beslemeli ağ tipine sahip eğitimlerde hata değerleri geri döndürülürken transfer fonksiyonun türevinin alınması gerekmektedir, bu nedenle kolay türevi alınabilir transfer fonksiyonu tercih etmek işleri kolaylaştıracaktır. Performans fonksiyonu ağ sonucu hatalarını belirlemek için kullanılmaktadır. Hata değerleri farklı yaklaşımlar ile hesaplanarak ağın bu hatayı minimize edene kadar çalışmasına yardımcı olur. Eğitim oranı ise veri kümesinin yüzde kaçının eğitim yüzde kaçının test için ayrılacağını belirleyen bir parametredir. Eğitim için ayrılan veriler az olursa, ağ doğru şekilde öğrenmeyi gerçekleştiremeyebilir. Bu oran yapay sinir ağlarında %70 oranındadır. Ağ eğitiminde kullanılacak katman sayısı veya hücre sayısı ise problemin zorluğuna göre değişkenlik göstermektedir. Hücre sayısı için, çok hücreye sahip ağ kullanımının daha iyi bir sonuç vereceği yanlıştır. Problem için en iyi sonucu verecek hücre sayısı yine deneme yanılma yöntemiyle belirlenmektedir.

Bu çalışmada, akım ve atalet verileri arasındaki ilişkinin eğitilmesi için MATLAB’ da Levenberg-Marquardt algoritması tabanlı ileri beslemeli geri yayımlı ağ tipine sahip bir yapay sinir ağı oluşturulmuştur. Bunun yanı sıra bu çalışmada en iyi sonuç için transfer fonksiyonu olarak TANSIG, performans fonksiyonu olarak MSE (Mean Squared Error), adaptif öğrenme fonksiyonu olarak LEARNGDM, hücre sayısı 20 olarak tercih edilmiştir.

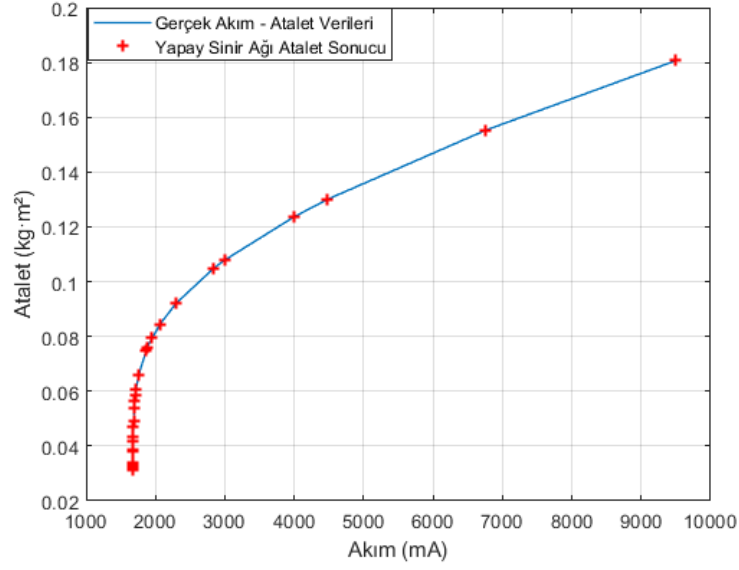
Çizelge 4. 2. Yapay Sinir Ağı Eğitim Parametreleri

Yapay Sinir Ağı Parametreleri	
Ağ Tipi	İleri beslemeli geri yayımlı
Transfer fonksiyonu	TANSIG
Performans Fonksiyonu	MSE
Adaptif Öğrenme Fonksiyonu	LEARNGDM
Eğitim Fonksiyonu	TRAINLM
Hücre Sayısı	20
Öğrenme Oranı	%70
Doğrulama Oranı	%15
Test Oranı	%15



Şekil 4. 12. Yapay Sinir Ağı Modeli

Çalışmada akım ve atalet verilerini içeren eğitim verileri ağa tanıtılarak ağın eğitimi yapılmıştır. Şekil 4.13’de gösterildiği üzere mavi çizgi gerçek akım atalet verilerinin oluşturduğu eğri iken, kırmızı ile gösterilmiş noktalar ise ağ eğitim sonucundaki ataleti ifade eder. Gerçek atalet verileri ve yapay sinir ağı atalet sonuçlarına ait MAPE (Mean Absolute Percentage Error) değeri, yani veriler arası hata oranı %1,56, R^2 (Determinasyon katsayısı) değeri ise 0.99959 olarak hesaplanmıştır. Ağın çıkış verilerinin, gerçek değer eğrisi üzerinde yer alması ağın anlamlı sonuçlar verdiğini göstermektedir. Yukarıda ifade edilen parametreler ile eğitilmiş ağ için, iyi eğitilmiş olduğu çıkarımında bulunulabilir.



Şekil 4. 13. Yapay Sinir Ağı Eğitim Sonucu Verileri

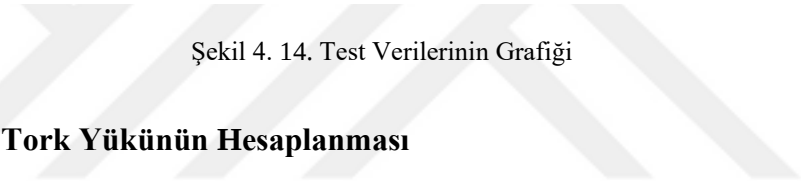
4.5.1. Yapay Sinir Ağının Sonucunun Test Edilmesi

Yapay sinir ağları, veri kümesindeki verileri ağ eğitimi sırasında eğitim ve test verileri olarak ayırır. Eğitimi tamamlayan ağ, test verilerini giriş olarak ağa tanıtır ve sonucu değerlendirir. Eğer bu test verilerinin sonucu anlamlı ise ağın iyi eğitildiğini, anlamsız veya tam zıttı çıkış verdiğini gözlemler ise ağın eğitilmemiş ezberlemiş olduğu çıkarımında bulunulabilir.

Çalışmada ağın kendi test durumu haricinde, MATLAB’da ağın sonuçlarının doğruluğunu test etmek için ağa daha önce tanıtılmamış rastgele akım değerlerinin olduğu 9 verilik bir test girdisi oluşturulmuştur. Bu test değerleri ile simülasyon yapılmış sonuçlar gözlemlenmiştir.

Çizelge 4. 3. Eğitim Verilerinin ve Test Sonucunun Karşılaştırılması

Yapay Sinir Ağı Eğitim Verileri		Yapay Sinir Ağı Test Verileri	
Akım(mA)	Atalet(kg.m²)	Akım (mA)	YSA Atalet Sonucu(kg.m²)
1680.6160	0.04377	1680	0.04259
1702.4800	0.05656	1700	0.05582
1756.9500	0.06581	1750	0.06512
1870.0730	0.07507	1850	0.07377
1952.9000	0.07940	1900	0.07684
2062.4200	0.08433	2000	0.08177
2292.2350	0.09196	2300	0.09227
2990.9000	0.10776	3000	0.10795
3988.8800	0.12355	4000	0.12381



4.6. Motorun Tork Yükünün Hesaplanması

Çalışmanın ikinci aşamasında ise, motor tork yükünün sensörsüz kestirimi yapılması amaçlanmıştır. Motora ait tork yükü sisteme bir efor değişkeni olarak eklenmiştir. Efor giriş değişkenleri kapıya ÇİZGİ şeklinde bağlanır. Bondgraf model için mekanik kısımdaki seri kapıya bağlanan tork yükü ÇİZGİ bağlantısı nedeniyle herhangi bir türevsel nedenselliğe yol açmamıştır.



Yeni oluşturulan bondgraf modeldeki denklemler; elektriksel kısım için değişmez iken,

$$i_1 = i_2 = i_3 = i_4$$

$$V_L = V_e - V_R - V_1$$

mekanik kısımda ise, aşağıda görüldüğü üzere tork yükü denkleme eklenmiştir. Motorun mekanik kısmına ait güç bağıntısı;

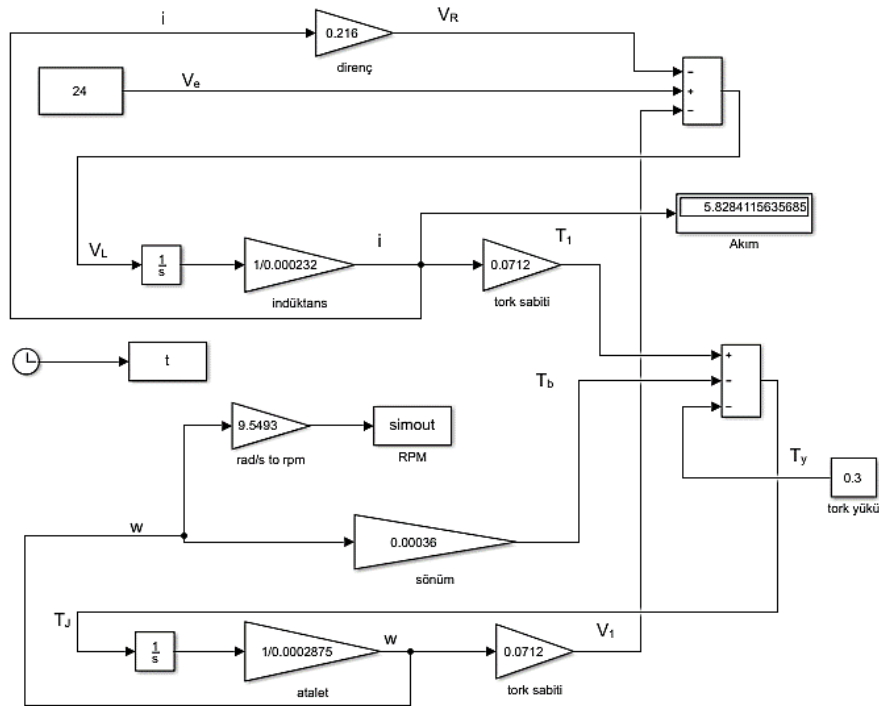
$$T_1 \cdot w_1 + T_Y \cdot w_4 = T_B \cdot w_2 + T_J \cdot w_3 \quad (4.20)$$

$$w_1 = w_2 = w_3 = w_4$$

iken yeni efor değişkeni denklemini;

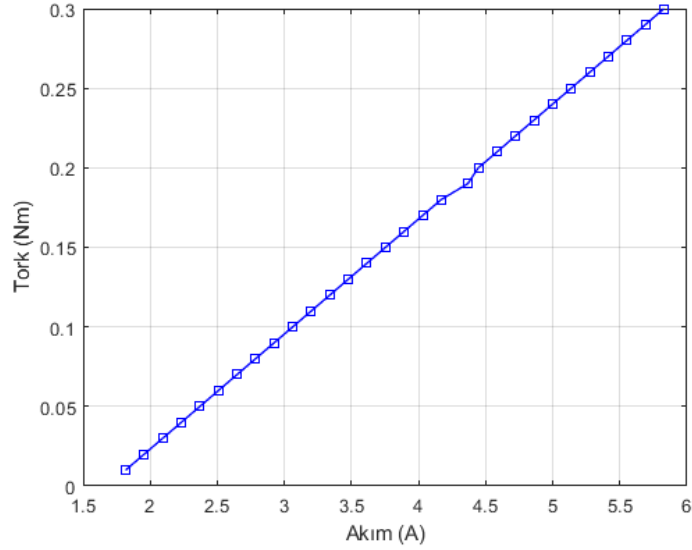
$$T_J = T_1 + T_Y - T_B \quad (4.21)$$

şeklinde bulunur. Denklemden T_Y motorun tork yükünü ifade eder.



Şekil 4. 16. Tork Yüklü MATLAB /Simulink Modeli

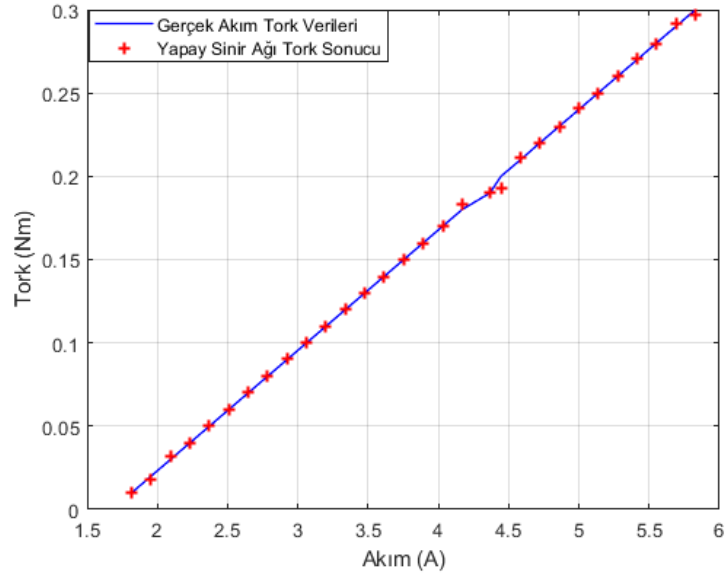
MATLAB/Simulink’de denkleme eklediğimiz tork yükü blok diyagrama Şekil 4.16’daki gibi eklenmiştir. Çalışmanın bu aşamasında farklı tork yükü girişlerine karşı motorun çektiği akım değerleri gözlemlenmiştir. Bu tork yükü değeri 0.01 Nm ile 0.3 Nm arası 0.01 hassasiyetle oluşturulmuştur, tork yükü için motorun çektiği akım Şekil 4.17’de gösterilmiştir.



Şekil 4. 17. Akım Tork Verileri

4.6.1. YSA' da Akım Tork ilişkisinin Eğitilmesi

MATLAB/Simulink'de farklı tork girişlerine karşı üretilen tork akım değerleri şekil 4.17'de gösterilmiş ve daha önceden MATLAB/Simulink'de akım ile atalet arasındaki ilişki için eğilen yapay sinir ağına, akım ve tork değerlerini içeren veri kümesi tanıtılmış ve ağ aynı parametreler ile yeniden eğitilmiştir.



Şekil 4. 18. Yapay Sinir Ağı Tork Sonucu

Şekil 4.18'de mavi çizgi ile gösterilen eğri, eğitim verileri akım ve tork değerleri arasındaki ilişkiyi temsil ederken, kırmızı ile gösterilen veriler ise yapay sinir ağına ait tork sonuçlarıdır.

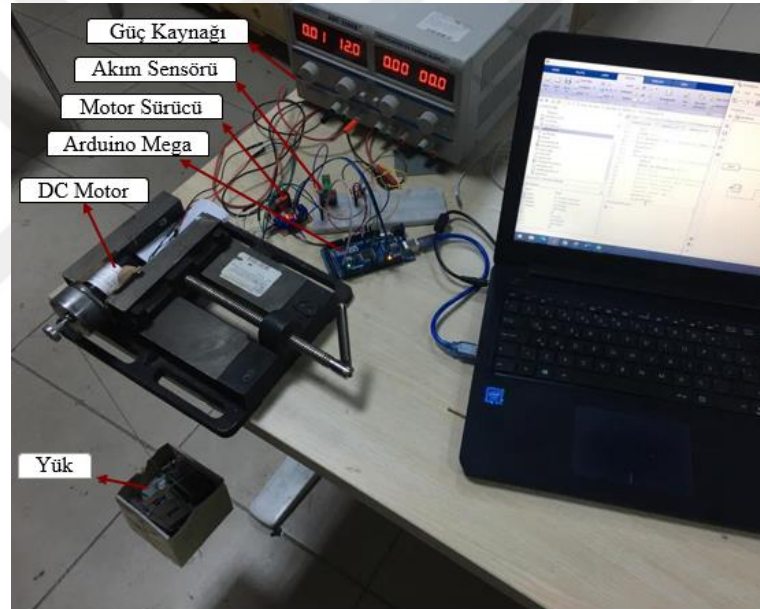
4.6.2. Yapay Sinir Ağının Simülasyona Eklenmesi

Şekil 4. 19. YSA ve Bondgraf Model

53

4.7. Deneysel Sistemin Kurulması

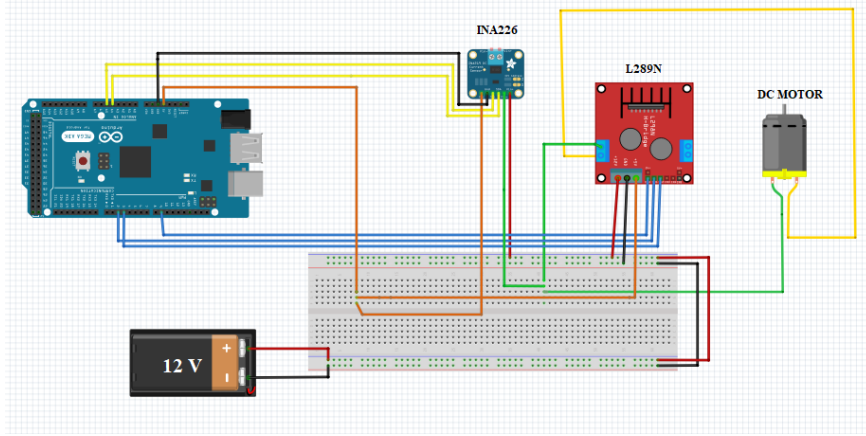
Çalışmanın ilk aşamasında, DC motora bağlanan disk yükü ile toplam ataletin artırılması amaçlanmıştır. Atalet ile motorun çektiği akım arasındaki ilişki incelenmiş ve yapay sinir ağından yararlanılarak bu ikili arasındaki ilişki eğitilmiştir. Çalışmanın ikinci aşamasında ise motorun, değişen tork yüküne karşı çektiği akım ilişkisi incelenmiş ve yapay sinir ağı kullanılarak akım-tork ilişkisi eğitilmiştir. Bu aşamaya kadar eğitim için elde edilen akım, tork yükü, atalet gibi veriler MATLAB/Simulink’de bondgraf yöntemiyle modellenen motora ait blok diyagramı yardımıyla elde edilmiştir. Bu aşamada ise, çalışmanın ikinci aşaması yani sensörsüz tork kestirimine ait gerçek eğitim verilerinin elde edilmesi amacıyla Şekil 4.20’de görüldüğü üzere deneysel sistem oluşturulmuştur.



Şekil 4. 20. Deneysel Sistemin Kurulması

Deney düzeneğinde, motorun çektiği akımı ölçmek için akım sensörü (INA226) kullanılmıştır. I²C haberleşme protokolüne sahip olup akım, voltaj ve güç izleme yapabilen INA226 akım sensörü, 0-36 V arasında voltajı ölçebilirken çalışma voltaj aralığı ise 2.7 V ile 5 V arasındadır. Motor sürücü L298N ise aynı anda iki DC motor veya tek step motorunun kontrolünü sağlayabilir. Motor sürücü, her bir kanala 2A akım verebilmektedir. Sürücünün, besleme voltajı ise 4.8 V- 12 V arasındadır.

Deneyde DC motor, güç kaynağı ve mikrodenetleyici için Arduino Mega kullanılmıştır. Deneysel sistemde kullanılan elemanların bağlantısı Şekil 4.21’de gösterilmiştir.



Şekil 4. 21. DC Motor Kontrol Devresi

4.7.1. Motorun Yüklmesi ve Eğitim Verilerinin Oluşturulması



Şekil 4. 22. Motorun Yüklmesi

Deneysel sistem oluşturulduktan sonra Şekil 4.22’de görüldüğü üzere motorun şaftına farklı ağırlıkta yükler bağlanarak, bu yüklerle ait tork değerleri aşağıdaki bağıntı ile hesaplanmıştır. Motora bağlanan yüklerle ait kuvvet değerlerini veren denklem ise;

$$F = m \cdot g \text{ (N)} \quad (4.22)$$

denklemden, m değeri yükün ağırlığı (kg) iken, g değeri ise yerçekimi ivmesini ifade etmektedir.

Yüklere ait tork değerlerini veren denklem ise;

$$T = F \cdot \frac{D}{2} \text{ (Nm)} \quad (4.23)$$

denklemden, T tork değeri iken F kuvvet, D ise motor şaft çapını ifade etmektedir. Deneysel sistemde tork yükü hesaplanan her bir yük, motor şaftına bağlanarak, motorun bu yüke karşı çektiği akım değerleri akım sensörü ile ölçülmüştür. Motora binen yük ile motorun zorlandığı ve çektiği akımın arttığı gözlemlenmiştir.

4.7.2. Sensörsüz Tork Kestirimi

Deneysel sistemden, öncelikle motora bağlanan her bir yük (tork) için motorun çektiği akım belirlenmiştir. Bu değerler arasında ilişki oluşturma ve akımdan sensörsüz tork kestirimi yapabilmek amacıyla iki farklı yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemlerden ilki eğri uydurma iken diğer bir yöntem ise daha önce simülasyon verileri için de kullanılan yapay sinir ağıdır. Sensörsüz algılama yöntemleri ile sensörlerden bağımsız verileri tahmin etmek, anlamlı çıkışlar üretmek oldukça önemlidir. Çalışmanın amacı, motorun çektiği akım ve tork yükü arasındaki ilişkiyi iki farklı yöntem kullanılarak belirlemektir. Böylece motor şaftına bağlanan yük ile tork da oluşacak herhangi bir değişiklik, motorun çekeceği akım ile anlık olarak sensörsüz kestirilebilir hale gelmektedir. Bunun için ilk olarak eğri uydurma yönteminden yararlanılmış ve akım ile tork arasındaki ilişkiyi veren bir fonksiyon üretilmiştir. Bu fonksiyon değeri mikrodenetleyicin koduna gömülerek anlık akım ölçümlerine karşılık tork kestirimi yapılabilir hale gelmiştir. Daha sonra yapay sinir ağı kullanılarak, akım tork verileri arasındaki ilişki eğitilmiş ve eğitilmiş ağı ifade eden bir fonksiyon üretilmiştir. Her iki yöntem için üretilen bu fonksiyon değerleri, MATLAB’da seri haberleşme (UART) protokolü ile mikrodenetleyiciden akım verilerinin okunduğu koda eklenmiştir. Böylece MATLAB’de öncelikle motorun çektiği akım değerleri okunmuş ve her bir akım değerine karşı iki yöntem içinde anlık sensörsüz tork kestirimi yapılmıştır.

4.7.2.1. Eğri Uydurma Yöntemi ile Sensörsüz Tork Kestirimi

Eğri uydurma yöntemi, deney ve gözlem sistemlerinden veya simülasyonlardan elde edilen veri kümeleri arasındaki ilişkinin bir fonksiyon olarak ifade edilmesini sağlamaktadır. Bu fonksiyon verilere bağlı olarak bir doğrusal bir çizgi veya polinom şeklinde olabilmektedir. Çalışmada deneysel sistemden elde edilen akım ve tork verileri kullanılarak MATLAB’de bir eğri uydurulmuştur. Bu eğrinin verileri en iyi şekilde ifade edebilmesi ve hata oranını azaltması amacıyla 10. dereceden polinom fonksiyonu olarak uydurulmuştur. MATLAB’de oluşturulan eğrinin fonksiyonu ise;

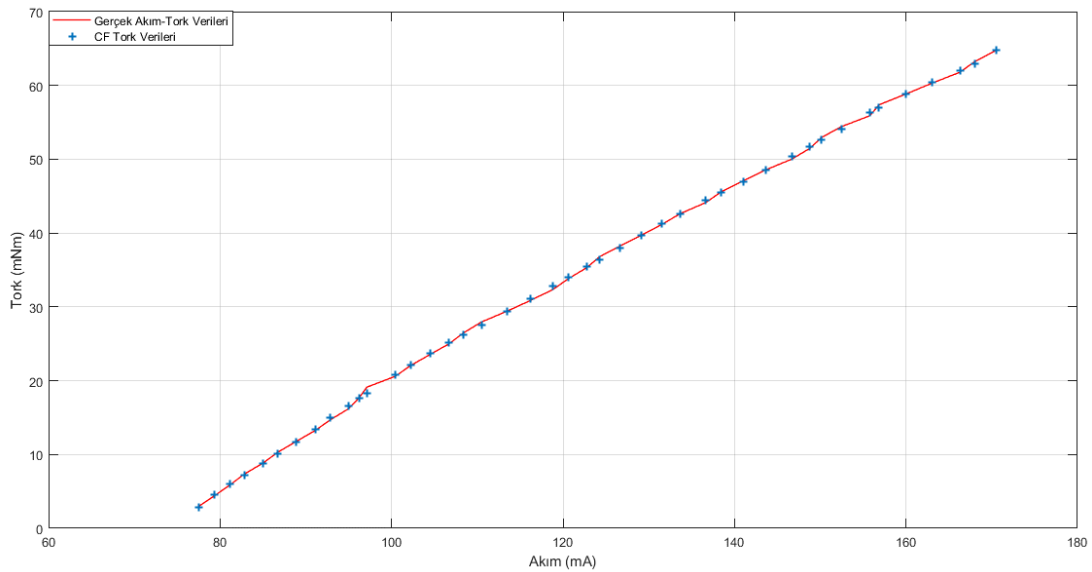
$$Tork = P_1.Akım^{10} + P_2.Akım^9 + P_3.Akım^8 + P_4.Akım^7 + P_5.Akım^6 + P_6.Akım^5 + P_7.Akım^4 + P_8.Akım^3 + P_9.Akım^2 + P_{10}.Akım + P_{11} \quad (4.24)$$

şeklinde ifade edilir.

Çizelge 4. 4. Eğri Uydurma Parametreleri

Kat Sayı	Sayı Değeri
P ₁	0.3883
P ₂	0.0598
P ₃	-2.7841
P ₄	-0.5652
P ₅	7.2178
P ₆	1.1604
P ₇	-7.8545
P ₈	-0.1396
P ₉	2.0227
P ₁₀	19.0180
P ₁₁	33.0320

Eğri uydurma yöntemi ile oluşturulan fonksiyonda, her bir akım değeri için tork hesaplaması yapılmış ve gerçek tork değerleri ile karşılaştırılmıştır. Şekil 4.23’de gerçek akım ve tork verilerinin arasındaki ilişki kırmızı çizgi ile eğri uydurma yönteminden elde edilen tork değerleri ise mavi noktalar ile gösterilmiştir. Fonksiyondan üretilen tork değerlerin gerçek tork değerlerine yakın, benzer sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir. Oluşturulan bu eğri fonksiyonu daha öncede bahsedildiği üzere hem mikrodenetleyicinin koduna hem de MATLAB’de akımın okunduğu koda gömülerek anlık sensörsüz tork kestirimi sağlanmıştır.

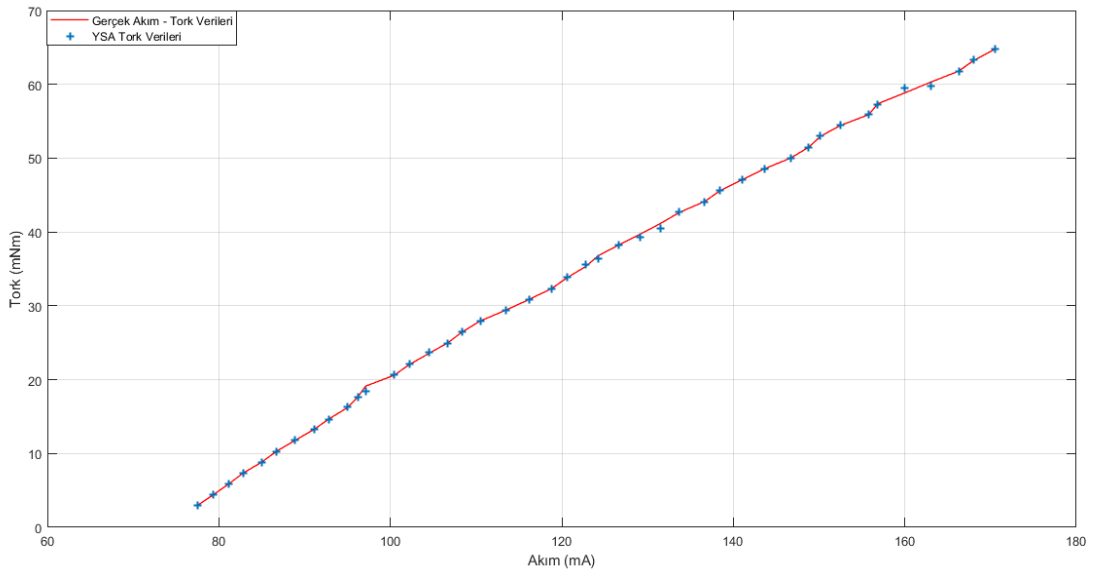


Şekil 4. 23. Eğri Uydurma Sonuç

4.7.2.2. Yapay Sinir Ağı Yöntemi ile Sensörsüz Tork Kestirimi

Çalışmada önerilen bir diğer sensörsüz tork kestirim yöntemi ise yapay sinir ağıdır. Çalışmanın daha önceki aşamalarında, simülasyon verileri ile eğitilen ağın anlamlı ve iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmişti. Bu defa deneysel sistemden elde edilen akım ve tork verileri ile eğilecek yapay sinir ağının yine iyi değerler üretmesi beklenmiştir. Bunun için, simülasyon verilerinin eğitiminde kullanılan yapay sinir ağının parametrelerini içeren yeni bir yapay sinir ağı oluşturulmuştur. Yapay sinir ağı, ileri beslemeli geri yayımlı ağ tipine sahip iken öğrenme algoritması için tekrar Levenberg-Marquardt algoritmasından yararlanılmıştır. YSA'nın transfer fonksiyonu TANSIG, adaptif öğrenme fonksiyonu LEARNGDM, performans fonksiyonu MSE ve hücre sayısı 20 olarak belirlenmiştir.

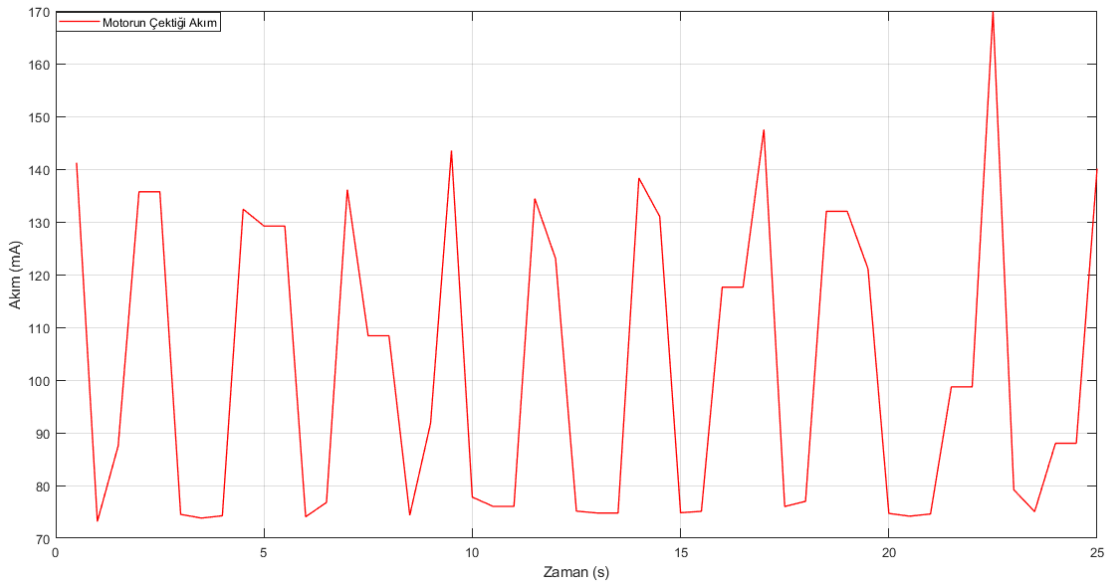
Yapay sinir ağı deneysel sistemden elde edilen akım ve tork değerleri ile eğitilmiş ve gerçek tork değeri ile ağ sonucu karşılaştırılmıştır. Şekil 4.24'de görüldüğü üzere kırmızı çizgi gerçek tork, akım verilerinin oluşturduğu eğri iken mavi noktalar ise yapay sinir ağının çıkışı olan tork değerlerini ifade etmektedir. Yapay sinir ağının ufak sapmalar ile gerçek tork değerlerine ulaştığı gözlemlenmiştir. Daha sonra MATLAB'de eğitilmiş yapay sinir ağını ifade eden fonksiyon üretilmiş ve mikrodenetleyiciden akım verilerinin okunduğu koda gömülerek okunan akım değerine karşılık anlık sensörsüz tork kestirimi yapılması sağlanmıştır.



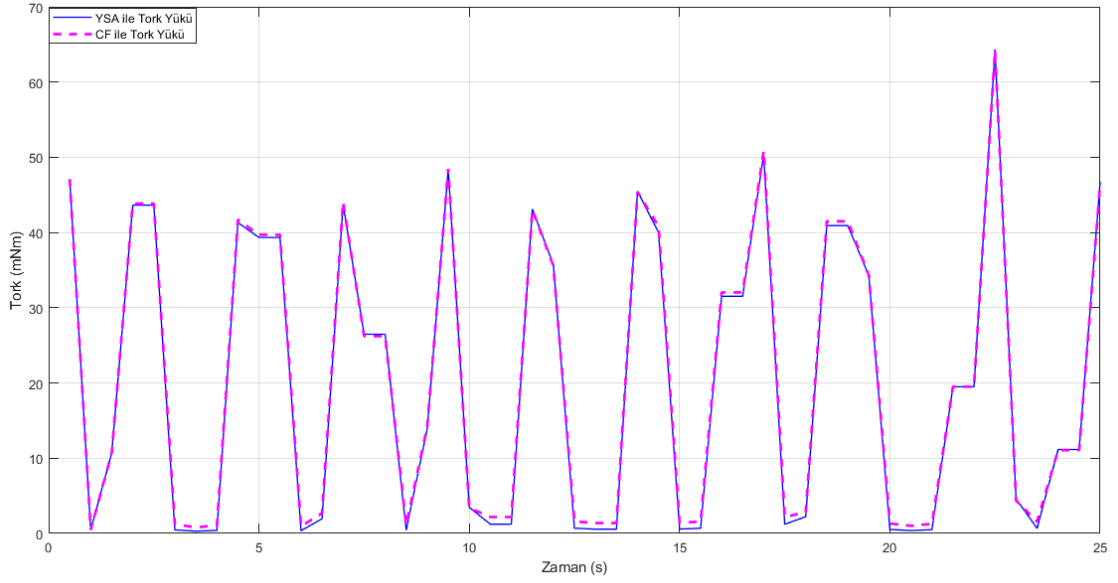
Şekil 4. 24. Yapay Sinir Ağı Sonuç

4.7.3. Sensörsüz Tork Kestirimi Uygulama

Çalışmada sensörsüz algılama için iki yöntem kullanılmış ve hem eğri uydurma hem de yapay sinir ağı yöntemleri için fonksiyonlar oluşturulmuştur. Bu fonksiyonlar MATLAB’de mikrodenetleyiciden seri haberleşme ile akım verilerin okunduğu koda eklenmiştir. Böylece akım değerlerine karşılık iki yöntemde anlık olarak tork kestirimi yapılabilecektir. Çalışmanın uygulama aşamasında, DC motorun üzerine binen yük veya darbeler ile motorun çekeceği akımdaki değişikliğin anlık algılanması ve tork kestirimin yapılması amaçlanmıştır. Deneysel sistemde kullandığımız DC motor yüksüz iken çektiği akımın 73-75 mA bandında olduğu biliniyor. Şekil 4.25’de çalışan motor için, motor şaftının dönme hareketi zorlamalar ile kısıtlanmaya çalışılmış ve motorun bu darbelere karşı çektiği akımdaki dalgalanmalar gösterilmiştir. MATLAB’de seri haberleşme ile akımda oluşan bu ani değişiklikler algılanmış ve akıma karşı iki yöntem içinde sensörsüz tork kestirimi yapılmıştır. Şekil 4.26’da iki yöntemin tork sonuçları gösterilmiştir, kesikli çizgi ile gösterilen eğri uydurma (CF) yöntemine ait tork çıkışı iken, mavi çizgi ise YSA’nın tork çıkışını göstermektedir.



Şekil 4. 25. Motorun Çektiği Akım Grafiği



Şekil 4. 26. Motorun Tork Yüğü Grafiğı

Uygulama için, Şekil 4.25’de motorun şaftının farklı zaman dilimlerin de hareketini kısıtlayıcı darbeler motorun çektiğı akımdaki artış ile görölmektedir. Motorlar yük altında veya hareketi kısıtlayıcı faktörlerde dönme eylemini devam ettirebilmek amacıyla daha fazla akım çekerler. Çalışmada bu zorlamaların veya yükün hangi tork değerine karşılık geldiğini kolayca tahmin edilmesi önerilmiştir. Şekil 4.26’de görüldüğü üzere, motorun darbelere karşı değişen akım verisi anlık olarak algılanmış ve tork kestirimi yapılmıştır.

4.7.4. Sensörsüz Tork Kestirimin Doğrulanması

Çalışmada, yapay sinir ağıları ve eğri uydurma yöntemlerinden yararlanılarak sensörsüz tork kestirimi amaçlanmış ve çalışmanın nihai sonucunda iki yöntem ile anlık tork kestirimi gerçekleştirilmiştir. Sensörsüz tork kestirimi için kullanılan iki yöntemde beklenen tork değerine çok yakın değerler verdiği yapılan uygulama ile de gözlemlenmiştir. Çalışmada tork yükü hesaplaması, motorun şaftına bağlanan yüke bağlı olarak denklem 4.22 ve denklem 4.23 kullanılarak daha önce hesaplamıştır.

Çalışmanın son aşamasında ise, önerilen tork kestirim yöntemlerinin doğruluğu ve etkinliğinin belirlenebilmesi amacıyla DC motora bir optik enkoder eklenmiştir. Enkoderler, bağlı oldukları motorların milinin hareketlerine karşılık sinyal üreten cihazlardır. Burada enkoder, motora ait verilerin okunması ve işlenerek tork yükünün hesaplanmasında kullanılmaktadır. Enkoder ile torkun hesaplanabilmesi için mekanik güç bağıntısından yararlanılmıştır.

DC motorlarda güç bağıntısı;

$$P_m = V.I \quad (mW)$$

denklemde P_m güç, V gerilim iken I akımı ifade etmektedir. Bu çalışma için, denklemde yer alan akımın birimi mA cinsinden hesaplamaya dahil edildiğinden, gücün birimi de mW olarak verilmiştir. Mekanik gücü, elektromanyetik tork ve açısal hız ile ifade etmek gerekirse,

$$P_m = T_g.\omega \quad (mW)$$

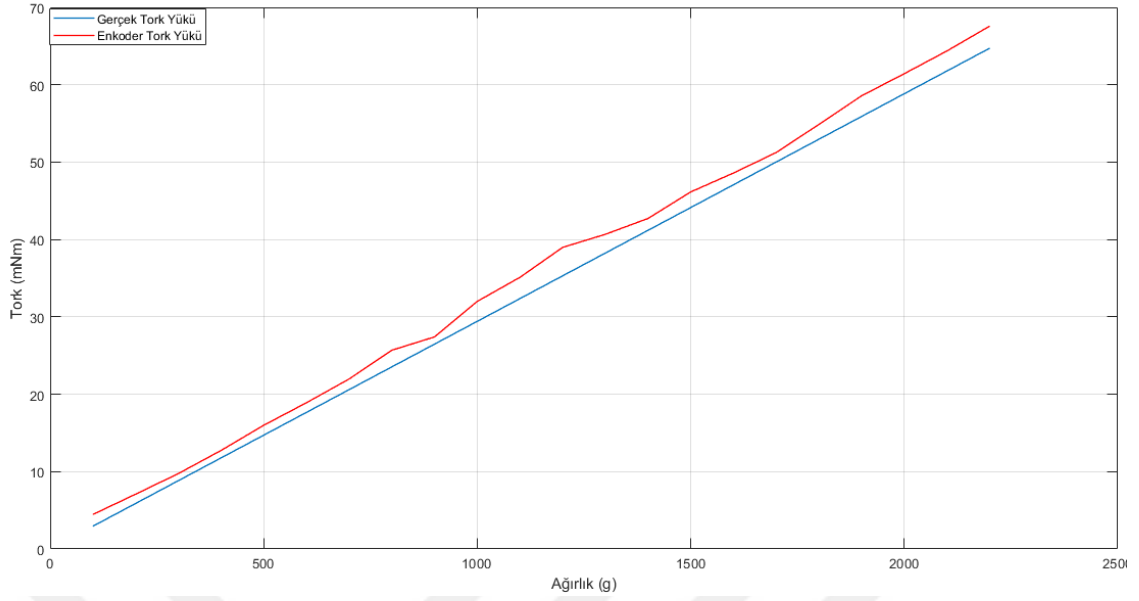
şeklindedir. T_g (mNm) elektromanyetik torku, ω (rad / sn) ise açısal hızı ifade eder. Bu iki denklem birbirine eşitlenmiş ve elektromanyetik torku hesaplayan aşağıdaki denklem oluşturulmuştur.

$$T_g = \frac{V.I}{\omega} \quad (mNm) \quad (4.25)$$

Motorun besleme gerilimi 12 (V) ve sabittir. Denklem 4.25'den yararlanılarak motorun elektromanyetik torku (mNm), enkoderden okunan açısal hız (rad / sn) ve akım sensöründen ölçülen akım (mA) ile hesaplanmaktadır. Öncelikle DC motorun herhangi bir yük altında olmadan boştaki akım ve açısal hızına bağlı olarak elektromanyetik torku belirlenmiştir. Daha sonraki ölçümlerde motor yüklenmiş ve yüke karşılık elektromanyetik torkları bulunmuştur.

$$T_y = T_{g(yüklü)} - T_{g(yüksüz)} \quad (mNm) \quad (4.26)$$

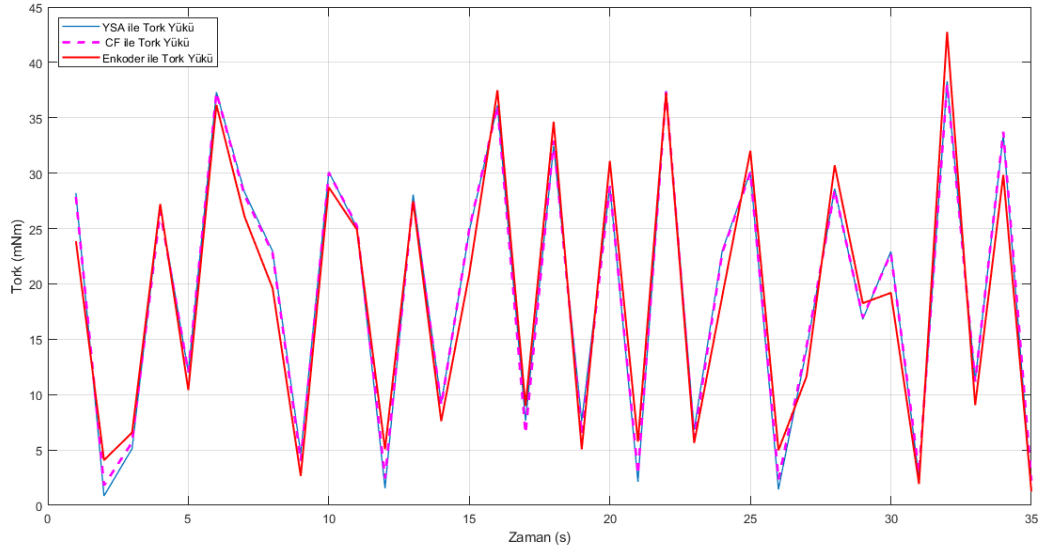
Buradan sonuçla tork yükü, motorun yüklü elektromanyetik torku ile yüksüz elektromanyetik torku arasındaki fark olarak hesaplanmıştır. DC motorun şaftına bağlanan yüklere ait tork yükü değerleri, enkoder verileri yardımıyla hesaplanmıştır. Daha önce denklem 4.22 ve 4.23 yardımıyla yüklere ait gerçek tork yükünü hesaplanmıştı. Şekil 4.27'de enkoder ile tork yükü ve gerçek tork yükü grafikleri çizdirilerek karşılaştırılmıştır.



Şekil 4. 27. Enkoder ile Tork Yüğü Ölçümleri

Şekil 4.27’de görüldüğü üzere, enkoder ile ölçümlerin gerçek tork yüküne küçük farklar ile yakın sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Enkoder ile tork yükü ve gerçek tork yüküne ait MSE değeri 4.1965 iken MAPE değeri %8,87 gibi bir hata oranını ifade eder. Buradaki fark enkoder, açısal hız ölçümünde dişlinin arkasındaki mili referans alırken, gerçek tork yükü ise dişlinin önündeki motor şaftına bağlanan yük için hesaplama yapar. Dolayısıyla redüktörden kaynaklanan ufak bir kayıp olduğu varsayılabilir.

Diğer yandan yapılan uygulamada enkoder ile tork yükü hesaplaması, sensörsüz tork kestirim yöntemleri ile karşılaştırılmıştır (Şekil 4.28). Uygulamada motor şaftının hareketini kısıtlayıcı darbeler ile motorun akımı değişmiş, buna bağlı önerilen tork sensörsüz kestirim yöntemleri ile tork kestirimi yapılmıştır. Ayrıca enkoder ile tork yükü yönteminde ise motorun akımın yanı sıra enkoderden okunan motorun açısal hızı ile birlikte tork yükü hesabı anlık yapılmıştır.



Şekil 4. 28. Tork Yüğü Kestirim Uygulaması

Şekil 4.28’de DC motora ait üç yaklaşım için tork yükü grafikleri gösterilmektedir. Şekilde mavi renkli grafik, yapay sinir ağı tabanlı motorun çektiği akıma karşı yapılan tork yükü kestirimini göstermektedir. Şekildeki kesikli çizgi ile gösterilen grafik ise eğri uydurma tabanlı olup motorun çektiği akıma karşı tork kestirimini gösterir. Bu iki yöntem yakın tork kestiriminde bulunmuş ve grafikleri neredeyse çakışıktır. Son olarak kırmızı renkli grafik yukarıda bahsedilen enkoderden okunan açısal hız ve motorun çektiği akıma göre hesaplanmış tork yükünü göstermektedir. Burada üçüncü yaklaşım diğer ikisi ile benzer bir grafik eğrisi oluşturmuş fakat veriler arasında fark bulunmaktadır. Bu durum Şekil 4.27’de görüldüğü üzere enkoder ile tork yükü verileri ve gerçek tork yükü verileri arasındaki fark ile açıklanmaktadır. Sonuç olarak, bu uygulama ile önerilen sensörsüz tork kestirim yöntemlerinin etkinliği bir kez daha ispatlanmıştır.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

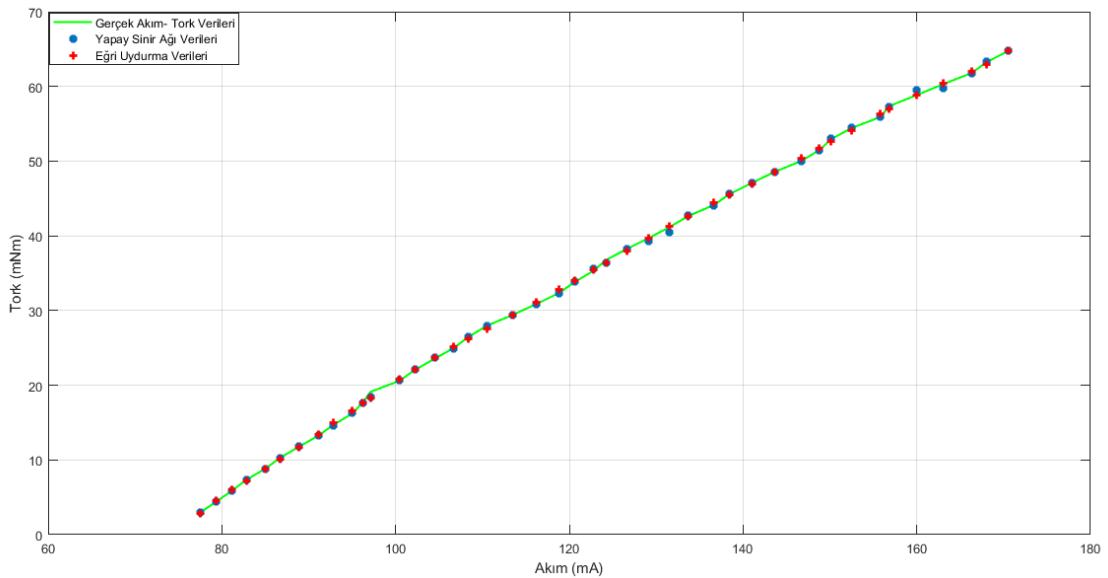
5.1. Sonuçlar

Bu çalışmada sensörsüz algılamaya alternatif olarak yapay sinir ağlarından ve eğri uydurma yönteminden yararlanılmıştır, bir DC motor için tork sensörüne ihtiyaç duyulmadan motorun çektiği akıma karşı oluşturulan yük torkunun, iki farklı yöntem ile tahmin edilebilmesi üzerine çalışılmıştır. Mühendislikte sistemlerin benzetimi için sıklıkla grafik tabanlı yöntemlere yer verilir, bunlardan yaygın olarak kullanılan bondgraf yaklaşımına çalışmada yer verecek DC motor modellenmiştir. Ayrıca DC motorun transfer fonksiyonu oluşturularak, bondgraf model ile karşılaştırılmış ve doğruluğu gösterilmiştir. Çalışmanın ilk aşamasında, MATLAB/Simulink’de modellenen motorun bağlanan farklı disk yükleri için akım atalet veri kümesi oluşturulmuş ve LM tabanlı yapay sinir ağı eğitimi için kullanılmıştır. Yapay sinir ağları daha öncede bahsedildiği üzere giriş ve çıkış parametreleri arasında bir ilişki kurarak giriş değerinin ön görülebilir bir çıkış üretmesi esasına dayanır. Yapay sinir ağı sonucu ile gerçek atalet değerleri karşılatılmış ve ağın iyi eğitildiği gözlemlenmiştir (EK-2). Bunun yanı sıra rasgele oluşturulan 9 test verisi ağına giriş olarak verilmiş ve sonuçları gerçek akım ve atalet değerleri ile karşılatırılmıştır (Çizelge 4.3). Ağı daha önce tanıtılmamış girişler içinde anlamlı sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir. (Şekil 4.14)

Çalışmanın ikinci aşamasında ise, akım ve tork yükü ilişkisinin oluşturulabilmesi amacıyla bondgraf modelin mekanik kısmına efor girişi olarak bir tork yükü modele dahil edilmiştir (Şekil 4.15). MATLAB/Simulink’de motorun blok diyagrama bu efor girişi tork yükü eklenerek model güncellenmiştir (Şekil 4.16). Bu modelde, farklı tork yükü girişlerine karşılık motorun çektiği akım verileri belirlenmiştir. Oluşturulun yapay sinir ağı, akım ve tork veri kümesi ile eğitilmiş ve sonuçlar kıyaslanmıştır. Yapay sinir ağının tork çıkışının gerçek tork değerlerine yakın sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. (EK-3) Ayrıca Şekil 4.18’de gösterildiği gibi ağ sonucu tork değerlerinin gerçek değerlerin oluşturduğu eğri üzerinde yer aldığı görülmekte ve ağın iyi eğitilmiş olduğu sonucuna varılmaktadır. Daha sonrasında MATLAB/Simulink’de eğitilmiş yapay sinir ağının blok diyagramı oluşturulmuştur. Yapay sinir ağının blok diyagramı motorun blok diyagramına entegre edilerek ve motorun çektiği akıma karşılık anlık tork kestirimi yapılması sağlanmıştır. (Şekil 4.19).

Çalışmanın desteklenmesi amacıyla, çalışmanın ikinci aşaması için deneysel sistem oluşturulmuştur (Şekil 4.20). Deneylerde motora bağlanan farklı ağırlıklardaki yüklerin oluşturduğu tork ve akımı içeren veri kümesi oluşturulmuştur. Deneysel sistem verileri ile simülasyon verileri ile karşılaştırıldığında beklenildiği gibi tork yüküne bağlı akımın arttığı gözlemlenmiştir. Deneysel sistemde ölçümler ile oluşturulan veri kümesi yapay sinir ağının eğitilmesinde ve eğri uydurma yönteminde kullanılmıştır. Çalışmanın ikinci aşamasında sensörsüz tork kestirimi için yalnızca yapay sinir ağından yararlanılmıştır. Ancak çalışmanın son aşamasında, sensörsüz tork kestirimi yapılması sonuçların karşılaştırılabilmesi amacıyla eğri uydurma yöntemi ve yapay sinir ağı kullanılmıştır. Bu iki farklı yöntemden iki fonksiyon elde edilerek, MATLAB’de mikrodenetleyiciden akım verilerinin okunduğu koda eklenmiştir. Sonuç olarak MATLAB ile mikrodenetleyiciden okunan akım değerine karşılık tork değeri iki yöntem içinde eş zamanlı olarak kestirilmiştir ve grafikleri çizdirilmiştir (Şekil 4.25, Şekil 4.26).

Son olarak, çalışmaya optik enkoder dahil edilmiş ve tork yükü hesabı yük ile değişen açısal hız ve akım verileri ile yapılmıştır. Şekil 4.27’de görüldüğü üzere enkoder ile tork yükü hesabı ile gerçek tork verileri karşılaştırılmış küçük hatalar ile enkoder ile gerçek torkun hesaplanabildiği görülmüştür. Daha sonra enkoder ile tork yükü ölçümleri yapay sinir ağı, eğri uydurma yöntemlerinin tork yükü tahminleri ile karşılaştırılmış ve yöntemlerin doğruluğu belirlenmiştir (Şekil 4.28).



Şekil 5.1. İki Tork Kestirim Yöntemin Karşılaştırılması

Gerçek tork yükü verileri ile iki yöntemle ait tork yükü çıkışları arasındaki ilişki MSE, R^2 ve MAPE fonksiyonları kullanılarak karşılaştırılmıştır. Yapay sinir ağı çıkış tork yükü ile gerçek tork yüküne ait MSE değeri 0.05270, R^2 değeri 0.99983 iken MAPE değeri %0,37 olarak hesaplanmıştır. Bunun yanı sıra eğri uydurma yöntemine ait tork yükü verileri için MSE değeri 0.07340, R^2 değeri 0.99976 ve MAPE değeri %1,05 olarak bulunmuştur (EK-4).

Çizelge 5. 1. İki Tork Kestirim Yöntemine ait Performans Değerleri

Yaklaşım	MSE	R^2	MAPE
Yapay Sinir Ağı	0.05270	0.99983	%0,37
Eğri Uydurma	0.07340	0.99976	%1,05

Çalışma sonucunda iki yöntem karşılaştırıldığında, Şekil 5.1 ve yöntemlere ait MSE, R^2 , MAPE değerlerinde de görüldüğü üzere yapay sinir ağının gerçek tork değeri için, eğri uydurma yöntemine nazaran daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Ayrıca eğri uydurma yöntemi tek giriş parametresine olanak sağlaması bu çalışma için yeterli olsa bile, daha sonraki çok girişli çalışmalar için dezavantaj sağlar. Buna karşın yapay sinir ağı, birden fazla giriş parametresi olan çalışmalara da imkân sağlamaktadır. Bunun yanı sıra eğri uydurma ile oluşturulan fonksiyonun mikrodenetleyici kodlarına gömülme imkânı YSA'ya göre daha kolay olduğundan anlık tork kestirimi daha kolaydır.

Ayrıca MATLAB'da her iki yöntem için oluşturulan fonksiyonlardan yararlanılarak, gerçek (deneysel sistemden ölçülen) veriler dışındaki akım verileri için kestirdikleri tork değerleri belirlenmiştir. Eğri uydurma yöntemi ile kestirilen tork değerlerinin anlamlı veriler olmadığı gözlemlenmiştir. Burada bahsedilen anlamlı olmayan veriler ise; eğitim verilerinde en fazla 170 mA civarı akım için yaklaşık 64 mNm tork yükü kestirilirken, eğri uydurma fonksiyonu 200 mA için yaklaşık 1493 mNm tork yükü kestirdiği gözlemlenmiştir. Bu durum yüksek dereceli olarak tercih edilen eğrinin, gerçek veriler aralığında oldukça iyi değerler üretirken aşırı uydurulmuş olduğundan dolayı gerçek veri aralığı dışında anlamlı veriler üretmemesidir. Yapay sinir ağı ise 170 mA civarı akım için eğri uydurmaya benzer olarak yaklaşık 64 mNm tork yükü kestirirken, 200 mA için ise 65.6677 mNm gibi bir tork yükü kestirmekte ve bu tork yükü fonksiyona giriş olarak verilen diğer akım değerleri (205 mA, 210 mA, 215 mA vs.) içinde değişmemektedir.

Sonuç olarak DC motor sensörlü kontrole yüksek maliyetli, yer kaplaması ve zaman alması nedenleriyle alternatif aranarak, sensörsüz tork kestirimi metotları ile bir DC motor için çektiği akımdan iki farklı yöntem için anlık olarak tork kestirimi yapılabilir hale gelmiştir.

Bu tezde, literatürde yer alan sensörsüz algılama yöntemlerine yapay sinir ağı ile bir yaklaşım önerilmiştir. Çalışma yapay sinir ağının yanı sıra eğri uydurma yöntemi ile desteklenmiştir. Tezde sadece motorun çektiği akım verisi ile iki farklı yöntem için anlık sensörsüz tork, kuvvet tahmini yapılabilmesi önerilmiş ve tez sonunda yapılan uygulamalar ile de yaklaşımın doğruluğu belirlenmiştir.

Böylece kuvvet sensörüne ihtiyaç duyulmaksızın anlık kuvvet tahmini yapılmıştır. Mühendislik çalışmalarında amaç, yüksek performanslı modeller, sistemler özellikle kontrol sistemleri tasarlamaktır. Burada yüksek performansın yanı sıra tasarlanan sistemin maliyetinin de düşük olması beklenir. Tezde önerilen bu yaklaşım ile sonraki çalışmalar için kuvvet geri beslemesi yerine akım geri beslemesi kullanılarak daha az maliyet ile kuvvet kontrolü sağlanabilir. Tezde DC motor, grafik tabanlı olan bondgraf yaklaşımı kullanılarak modellenmiştir. Bu oluşturulan bondgraf model daha sonraki çalışmalar için referans oluşturabilir.

5.2. Öneriler

Bu çalışmada, sensörsüz tork kestirimi üzerine çalışılmış ve iki farklı yöntem ile çalışma desteklenmiştir.

DC motor kullanılan çalışmada, motorun modellenmesin de ise grafik tabanlı bondgraf modelden yararlanılmıştır. Kullanılan bondgraf modelinde kütle-indüktans analogisi kullanılmıştır. Bu analogide, efor değişkeni olarak elektriksel kısımda voltaj iken, mekanik kısımda ise, kuvvettir. Ancak deney sonucunda güç hesabında $I.V = \omega. T$ olacağından akım değiştikçe, tork değişeceğinden mekanik sistemlerde, kütle-kapasitans analogisinin daha makul olduğu gözlemlenmiştir. Daha sonraki çalışmalar için kütle-kapasitans analogisinin tercih edilmesi daha uygun olacaktır.

Ayrıca daha sonraki çalışmalarda, yapay sinir ağına akımın yanı sıra sıcaklık ve açısal hız gibi parametreler giriş olarak verilerek, torkun daha net şekilde hesaplanması sağlanabilir.

6. KAYNAKLAR

- Acarkan, B. (t.y.). *Doğru Akım Makinaları*. (PDF) <https://avesis.yildiz.edu.tr/acarkan/dokumanlar> [Erişim Tarihi: 12 Ocak, 2022]
- Aishwarya, V., On, B. J.-2016 I. C., & 2016, U. (2016). Estimation and control of sensorless brushless dc motor drive using extended kalman filter. *Ieeexplore.Ieee.Org*. <https://doi.org/10.1109/ICCPCT.2016.7530343>
- Akın, B. (2003). "State estimation techniques for speed sensorless field oriented control of induction motors" Yüksek Lisans Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
- Aktaş, M. (t.y.). *Fırçasız Doğru Akım Motoru Brushless Dc Motor (Bldc)*. (PDF). <https://avys.omu.edu.tr/storage/app/public/mustafa.aktas> [Erişim Tarihi: 15 Ocak, 2022]
- Ataş, I. (2011). "Açıklık Kuplajlı Mikroşerit Yama Antenin Rezonans Frekansının Yapay Sinir Ağları İle Belirlenmesi" Yüksek Lisans Tezi, Dicle Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
- Attar, A., Bouchnaif, J., Proceedings, K. G.-M. T., & 2021, U. (2021). Control of Brushless DC motors using sensorless Back-EMF integration method. *www.Sciencedirect.Com*. <https://www.sciencedirect.com/science/article>
- Aydoğdu, Ö., Bayer, M., Mühendisliği, E.-E., & Üniversitesi, B. S. (2008). PIC Tabanlı Fırçasız DC Motor Sürücüsü Tasarımı. *Emo.Org.Tr*. http://www.emo.org.tr/ekler/7c799ffdf150b_ek.pdf
- Brandstetter, P. (2014). Sensorless control of DC drive using artificial neural network. *Acta Polytechnica Hungarica*, 11(10), 5–20. <https://doi.org/10.12700/APH.11.10.2014.10.1>
- Çayiroğlu, İ. (t.y.). *İleri Algoritma Analizi-5 Yapay Sinir Ağları*. (PDF) <https://docplayer.biz.tr/3314169-İleri-algoritma-analizi-5-yapay-sinir-aglari> [Erişim Tarihi: 9 Aralık, 2021]
- Çetin, Meriç, Bayzan, Ş., & Uğur, A. (2006). *İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağlarında Backpropagation (Geriye Yayılım) Algoritmasının Sezgisel Yaklaşımı*. Academia.Edu. https://www.academia.edu/6712812/İleri_Beslemeli_Yapay_Sinir_Ağlarında_Backpropagation_Geriye_Yayılım_Algoritmasının_Sezgisel_Yaklaşımı
- Colak, I., Sahin, M., Conference, Z. E.-2013 12th I., & 2013, U. (2013). Artificial neural networks controller algorithm developed for a Brushless DC Motor. *Ieeexplore.Ieee.Org*. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2013.129>
- D'haese, P. (2014). *Rotor Speed and Load Torque Estimation in BLDC Drives*. https://libstore.ugent.be/fulltxt/RUG01/002/153/464/RUG01-002153464_2014_0001_AC.pdf
- DTA, M. (2020). *Sistem Simülasyonu'nda Bond Graph (Bağ Grafiği) Teorisi - Blog - DTA Mühendislik*. <https://Blog.Dta.Com.Tr/>. <https://blog.dta.com.tr/sistem-simulasyonunda-bond-graph-bag-grafigi-teorisi/> [Erişim Tarihi: 01 Aralık, 2021]
- Fakhm, H., Djemaï, M., Applications, K. B.-I. E. P., & 2008, undefined. (2008). Design and practical implementation of a back-EMF sliding-mode observer for a brushless DC motor. *IET*. <https://doi.org/10.1049/iet-epa:20070242>
- Gamazo-Real, J. C., Martínez-Martínez, V., & Gomez-Gil, J. (2022). ANN-based position and speed sensorless estimation for BLDC motors. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 188. <https://doi.org/10.1016/J.measurement.2021.110602>

- Hussain, S., Khan, H., Conference, M. B.-2018 I., & 2018, undefined. (2018). Neural network observer for sensorless direct torque controlled induction motor drive. *Ieeexplore.Ieee.Org*. <https://doi.org/10.1109/PEEIC.2018.8665540>
- Ilahi Bakhsh, F., Hassan, M., Tabrez, M., Shamganth, K., & Al-Ghnnimi, S. (2018). A comparative simulation study of different sensorless permanent magnet synchronous motor drives using neural network and fuzzy logic. *Content.Iospress.Com*. <https://doi.org/10.3233/JIFS-169801>
- İzgöl, K. (2015). *DC Motor Nedir? Çeşitleri (Fırçalı, Fırçasız, Redüktörlü)*. <https://maker.robotistan.com/dc-motor-cesitleri-nelerdir> [Erişim Tarihi: 20 Kasım, 2021]
- Kaplan, K., Kuncan, M., Polat, H., Tepe, B., & Metin Ertunç, H. (2020). PID ve Bulanık Mantık Tabanlı DC Motorun Gerçek Zamanlı Konum Kontrolü. *Dergipark.Org.Tr*, 10(2), 900–916. <https://doi.org/10.21597/jist.621724>
- Kemal, M. (2020). *Mimari Tasarımda Yapay Zeka -05: Yapay Sinir Ağı Nedir? Yapay Sinir Ağı Mimarisi Nasıl Oluşturulur?* <https://www.mimarmustafakemal.com/post/yapay-sinir-agı-nedir-yapay-sinir-agı-mimarisi-nasil-olusturulur> [Erişim Tarihi: 4 Ocak, 2022]
- Liu, Y., Zhu, Z., Industry, D. H.-I. T. on, & 2006, U. (2005). Instantaneous torque estimation in sensorless direct-torque-controlled brushless DC motors. *Ieeexplore.Ieee.Org*. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1703721/>
- Markadeh, G., Mousavi, S., ... S. A.-2008 I., & 2008, U. (2008). Position sensorless direct torque control of BLDC motor. *Ieeexplore.Ieee.Org*. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4608321/>
- Nair, D., ... G. J.-I. 2017-43rd A., & 2017, U. (2017). Sensorless direct torque controlled BLDC motor drive with Kalman filter algorithm. *Ieeexplore.Ieee.Org*. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8216363/>
- Nair, D. S., Jagadanand, G., & George, S. (2021). Torque Estimation using Kalman Filter and Extended Kalman Filter Algorithms for a sensorless Direct Torque Controlled BLDC Motor drive: A Comparative Study. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 16(5), 2621–2634. <https://doi.org/10.1007/S42835-021-00793-7>
- Porselvi T, S. G. C. and A. B. S. Y. (2021). *Artificial Neural Networks Based Analysis of BLDC Motor Speed Control*. https://www.researchgate.net/publication/354207678_Artificial_Neural_Networks_Based_Analysis_of_BLDC_Motor_Speed_Control
- Rif'an, M., Yusivar, F., Mechatronics, B. K.-J. of, & 2019, Sensorless-BLDC motor speed control with ensemble Kalman filter and neural network. *Mev.Lipi.Go.Id*, 10, 1–6. <https://doi.org/10.14203/j.mev.2019.v10.1-6>
- Rigatos, G. G., & Siano, P. (2011). Sensorless control of electric motors with Kalman filters: Applications to robotic and industrial systems. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 8(6), 62–80. <https://doi.org/10.5772/10680>
- Sai, G., Lakshmi, C., Technology, C. C.-, & 2016, U. (2016). Speed Estimation of Sensorless Induction Motor through Vector Control Using MRAS and Direct Synthesis Test. *Academia.Edu*. <https://www.academia.edu/download/50703478/201IJMTST021119.pdf>
- Shrutika, C., Matani, S., ... S. C.-... on P. E., & 2021, U. (2021). Back-EMF estimation based sensorless control of Brushless DC motor. *Ieeexplore.Ieee.Org*. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9358657/>
- Sondaş, A. (t.y). *Programlama Uygulamalarıyla Sayısal Yöntemler(PDF)* <http://bilisim.kocaeli.edu.tr/duyurular> [Erişim Tarihi: 12 Mart , 2022]

- Sreeram K. (2018). Design of fuzzy logic controller for speed control of sensorless BLDC motordrive. *Ieeexplore.Ieee.Org*.
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8574280/>
- Udoka, O. (2016). Using Levenberg-Marquardt Standard Back-Propagation Algorithm In Speed Extrapolation For Dc Motors. *Int. J. Elec&Electr.Eng&Telecoms*.
www.ijeetc.com
- Uslu, M. (2016). *Yapay Sinir Ağları (YSA) Nedir ?* – *Kod5.org*. <http://kod5.org/yapay-sinir-aglari-ysa-nedir/> [Erişim Tarihi: 15 Aralık, 2021]
- Yüksekkaya, Davut. (2017). "Fırçalı Dc Motor Sürücü Tasarımı." Bitirme Tezi, Ömer Halisdemir Üniversitesi
- Zorgani, Y., Koubaa, Y., Transactions, M. B.-I., & 2016, U. (2014). MRAS state estimator for speed sensorless ISFOC induction motor drives with Luenberger load torque estimation. *Https://www.Sciencedirect.Com*.



EK-2 MATLAB’de Atalet Kestirimi için Yapay Sinir Ağı Sonuç Çizelgesi

Yapay Sinir Ağı Eğitim Verileri		Yapay Sinir Ağı Sonucu
Akım (mA)	Atalet (kg·m ²)	Atalet (kg·m ²)
1678.5942	0.02941	0.03139
1678.6003	0.02971	0.03146
1678.6071	0.03002	0.03154
1678.6100	0.03032	0.03158
1678.6143	0.03063	0.03163
1678.6164	0.03076	0.03166
1678.6200	0.03174	0.03170
1678.6580	0.03272	0.03219
1678.6642	0.03360	0.03227
1678.7000	0.03370	0.03277
1678.7489	0.03468	0.03347
1678.7700	0.03601	0.03378
1679.0830	0.03841	0.03799
1679.1500	0.03878	0.03869
1679.7100	0.04082	0.04190
1680.6160	0.04322	0.04351
1680.6440	0.04377	0.04355
1683.1699	0.04730	0.04703
1684.7300	0.04876	0.04897
1693.9600	0.05376	0.05391
1702.4800	0.05656	0.05653
1711.2994	0.05875	0.05876
1719.3300	0.06038	0.06045
1756.9580	0.06581	0.06593
1870.0730	0.07507	0.07507
1888.0450	0.07617	0.07570
1952.9000	0.07940	0.07961
2062.4200	0.08433	0.08434
2292.2350	0.09196	0.09204
2831.9180	0.10470	0.10496
2990.9000	0.10776	0.10779
3988.5800	0.12350	0.12356
4475.9000	0.13000	0.13000
6762.4600	0.15530	0.15530
9493.9500	0.18060	0.18060

EK-3 MATLAB’de Tork Kestirimi için Yapay Sinir Ağı Sonuç Çizelgesi

Yapay Sinir Ağı Eğitim Verileri		Yapay Sinir Ağı Çıkış
Akım (A)	Tork (Nm)	Tork (Nm)
1.8169	0.0100	0.0104
1.9552	0.0200	0.0178
2.0936	0.0300	0.0315
2.2319	0.0400	0.0399
2.3702	0.0500	0.0505
2.5085	0.0600	0.0601
2.6468	0.0700	0.0700
2.7852	0.0800	0.0799
2.9235	0.0900	0.0903
3.0618	0.1000	0.1000
3.2002	0.1100	0.1100
3.3385	0.1200	0.1200
3.4768	0.1300	0.1298
3.6152	0.1400	0.1393
3.7535	0.1500	0.1500
3.8915	0.1600	0.1599
4.0301	0.1700	0.1700
4.1684	0.1800	0.1834
4.3668	0.1900	0.1899
4.4451	0.2000	0.1932
4.5851	0.2100	0.2111
4.7215	0.2200	0.2200
4.8601	0.2300	0.2296
4.9984	0.2400	0.2407
5.1367	0.2500	0.2495
5.2751	0.2600	0.2598
5.4134	0.2700	0.2707
5.5515	0.2800	0.2792
5.6901	0.2900	0.2915
5.8284	0.3000	0.2969

EK-4 İki Yöntem için Tork Kestirim Sonuçlarının Karşılaştırılması

Akım(mA)	Tork (mNm)	YSA Tork (mNm)	CF Tork (mNm)
77.4800	2.9419	2.9422	3.1770
79.3600	4.4128	4.4120	4.5182
81.1600	5.8839	5.8847	5.8379
82.8400	7.3549	7.3551	7.0933
85.0000	8.8259	8.8111	8.7393
86.7200	10.2969	10.2635	10.0749
88.8800	11.7678	11.7649	11.7789
91.0800	13.2388	13.3206	13.5339
92.8800	14.7098	14.6505	14.9724
94.9600	16.1809	16.3497	16.6222
96.2000	17.6519	17.6288	17.5927
97.1200	19.1229	18.4173	18.3041
100.4400	20.5939	20.6144	20.7936
102.2400	22.0649	22.0617	22.0854
104.4800	23.5359	23.7628	23.6350
106.7200	25.0069	24.9610	25.1268
108.4000	26.4779	26.4775	26.2150
110.4800	27.9489	27.9938	27.5373
113.4800	29.4199	29.4451	29.4219
116.2400	30.8909	30.8945	31.1617
118.8400	32.3619	32.3512	32.8252
120.6400	33.8329	33.8430	33.9948
122.7600	35.3039	35.5923	35.3901
124.2400	36.7749	36.3261	36.3725
126.6400	38.2459	38.2368	37.9715
129.1600	39.7169	39.3247	39.6425
131.5600	41.1879	40.4717	41.2093
133.7200	42.6589	42.6926	42.5881
136.6400	44.1299	44.0729	44.3972
138.4800	45.6009	45.6527	45.5073
141.0000	47.0719	47.0566	47.0027
143.6000	48.5429	48.5244	48.5392
146.6800	50.0139	50.0565	50.3943
148.8000	51.4849	51.4157	51.7147
150.1600	52.9559	53.0078	52.5842
152.4800	54.4269	54.4728	54.1027
155.8000	55.8979	55.9688	56.3015
156.8400	57.3689	57.3084	56.9768
160.0000	58.8399	59.4346	58.9040
163.0400	60.3108	59.7314	60.4892
166.2800	61.7818	61.8084	61.9602
168.0480	63.2528	63.2812	62.8760
170.4800	64.7238	64.7225	64.8443

Motor şaft çapı= 6 mm

Yerçekimi ivmesi= 9.80665 m / s²

EK- 5 Mikrodenetleyici Kodu

```
#include <Wire.h> //I2C için kütüphane eklendi.
#include <INA226_WE.h> //INA226 kütüphanesi eklendi.
#define I2C_ADDRESS 0x40 //Sensörün adresi tanımlandı.
INA226_WE ina226 = INA226_WE(I2C_ADDRESS); //ina226'ya sensörün adresi verildi.
const int Enable_A = 11;
const int inputA1 = 10;
const int inputA2 = 9;
float current_A = 0.0;
float Tork= 0.0;
float mu = 119.16;
float sigma = 29.388;
float p1 = 0.38835;
float p2 = 0.059817;
float p3 = -2.7841;
float p4 = -0.56526;
float p5 = 7.2178;
float p6 = 1.1604;
float p7 = -7.8545;
float p8 = -0.13968;
float p9 = 2.0227;
float p10 = 19.018;
float p11 = 33.032;
void setup()
{
    pinMode(Enable_A, OUTPUT);
    pinMode(inputA1, OUTPUT);
    pinMode(inputA2, OUTPUT);

    Serial.begin(9600); //Seri haberleşme başlatıldı.
    Wire.begin(); //I2C haberleşme protokolü başlatıldı.
    Wire.beginTransmission(I2C_ADDRESS); //Master aygıttan adresi parametre olarak
    belirtilen slave cihaz ile haberleşmenin başlamasını sağlar.
    Wire.write(8); //Parametre olarak girilen ifadeyi iletmeye
    yarar.
    Wire.endTransmission(); //Master aygıtın veri gönderimini sonlandırır.

    ina226.init();
    ina226.setAverage(AVERAGE_512); //Ortalama numarasını verir.
    ina226.setConversionTime(CONV_TIME_588); //Dönüşüm süresi belirlenir.
    ina226.setMeasureMode(CONTINUOUS); //Ölçüm modu seçildi.
    ina226.setCurrentRange(MA_400); //Akım aralığı. Datasheet'ten belirlendi.
    ina226.setCorrectionFactor(0.95);
}

void loop()
{
    for(int i=0; i<=80; i++){
        ina226.readAndClearFlags();
        current_A = ina226.getCurrent_mA();
        float z=current_A;
        float Akim = (current_A-mu)/sigma;
        float Tork=p1*pow(Akim,10) + p2*pow(Akim,9) + p3*pow(Akim,8)+ p4*pow(Akim,7) +
p5*pow(Akim,6) +
p6*pow(Akim,5)+ p7*pow(Akim,4) + p8*pow(Akim,3) + p9*pow(Akim,2) + p10*Akim + p11;
        digitalWrite(Enable_A, HIGH);
        digitalWrite(inputA1, HIGH);
        digitalWrite(inputA2, LOW);
        Serial.print("Akım(mA):");
        Serial.println(current_A,4);
        Serial.print("Tork(mNm):");
        Serial.println(Tork,4);
        delay(500);
    }
    digitalWrite(Enable_A, LOW);
    digitalWrite(inputA1, LOW);
    digitalWrite(inputA2, LOW);
    delay(10000000);
}
```

EK- 6 Akım Sensörü Özellikler



Product
Folder



Sample &
Buy



Technical
Documents



Tools &
Software



Support &
Community



Reference
Design



INA226

SBOSS47A – JUNE 2011 – REVISED AUGUST 2015

INA226 High-Side or Low-Side Measurement, Bi-Directional Current and Power Monitor with I²C Compatible Interface

1 Features

- Senses Bus Voltages From 0 V to 36 V
- High-Side or Low-Side Sensing
- Reports Current, Voltage, and Power
- High Accuracy:
 - 0.1% Gain Error (Max)
 - 10 μ V Offset (Max)
- Configurable Averaging Options
- 16 Programmable Addresses
- Operates from 2.7-V to 5.5-V Power Supply
- 10-Pin, DGS (VSSOP) Package

2 Applications

- Servers
- Telecom Equipment
- Computing
- Power Management
- Battery Chargers
- Power Supplies
- Test Equipment

3 Description

The INA226 is a current shunt and power monitor with an I²C™- or SMBUS-compatible interface. The device monitors both a shunt voltage drop and bus supply voltage. Programmable calibration value, conversion times, and averaging, combined with an internal multiplier, enable direct readouts of current in amperes and power in watts.

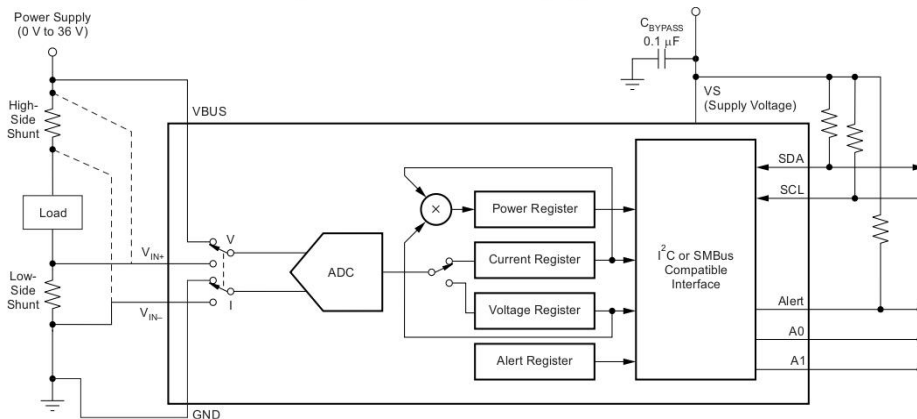
The INA226 senses current on common-mode bus voltages that can vary from 0 V to 36 V, independent of the supply voltage. The device operates from a single 2.7-V to 5.5-V supply, drawing a typical of 330 μ A of supply current. The device is specified over the operating temperature range between -40°C and 125°C and features up to 16 programmable addresses on the I²C-compatible interface.

Device Information⁽¹⁾

PART NUMBER	PACKAGE	BODY SIZE (NOM)
INA226	VSSOP (10)	3.00 mm x 3.00 mm

(1) For all available packages, see the orderable addendum at the end of the datasheet.

High-Side or Low-Side Sensing Application



IMPORTANT NOTICE at the end of this data sheet addresses availability, warranty, changes, use in safety-critical applications, intellectual property matters and other important disclaimers. PRODUCTION DATA.



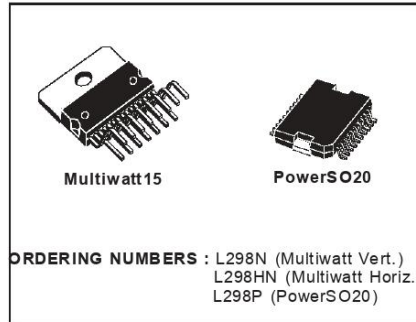
L298

DUAL FULL-BRIDGE DRIVER

- OPERATING SUPPLY VOLTAGE UP TO 46 V
- TOTAL DC CURRENT UP TO 4 A
- LOW SATURATION VOLTAGE
- OVERTEMPERATURE PROTECTION
- LOGICAL "0" INPUT VOLTAGE UP TO 1.5 V (HIGH NOISE IMMUNITY)

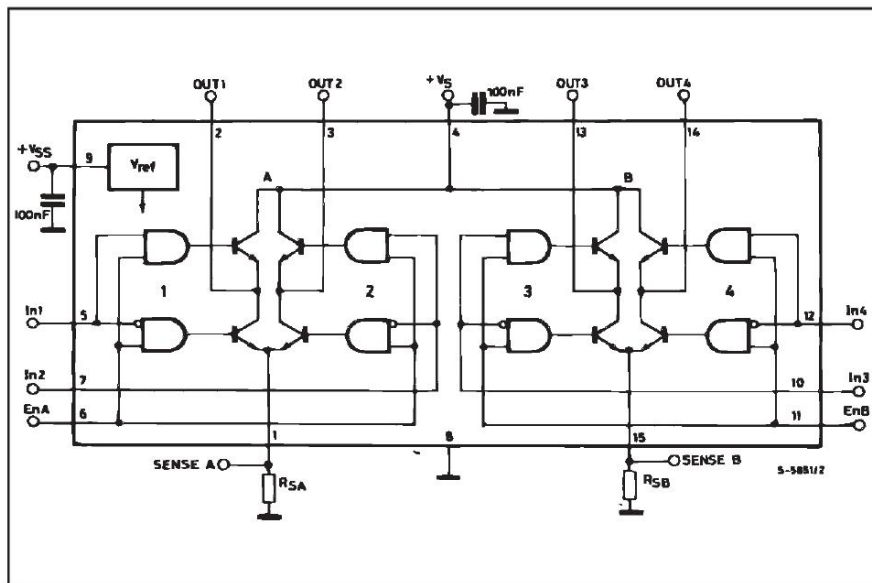
DESCRIPTION

The L298 is an integrated monolithic circuit in a 15-lead Multiwatt and PowerSO20 packages. It is a high voltage, high current dual full-bridge driver designed to accept standard TTL logic levels and drive inductive loads such as relays, solenoids, DC and stepping motors. Two enable inputs are provided to enable or disable the device independently of the input signals. The emitters of the lower transistors of each bridge are connected together and the corresponding external terminal can be used for the connection of an external sensing resistor. An additional supply input is provided so that the logic works at a lower voltage.



nection of an external sensing resistor. An additional supply input is provided so that the logic works at a lower voltage.

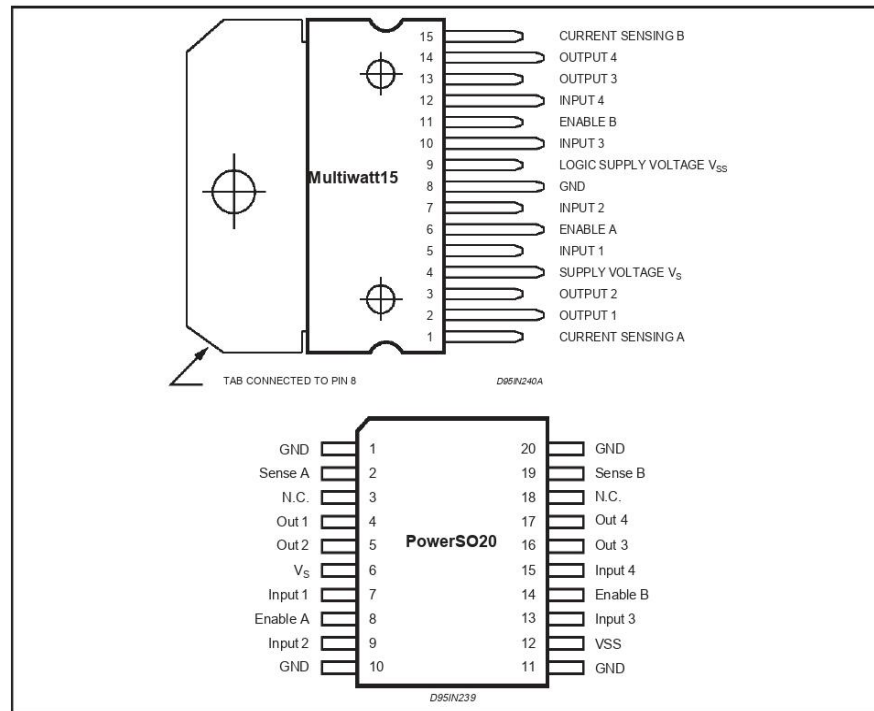
BLOCK DIAGRAM



ABSOLUTE MAXIMUM RATINGS

Symbol	Parameter	Value	Unit
V_S	Power Supply	50	V
V_{SS}	Logic Supply Voltage	7	V
V_I, V_{en}	Input and Enable Voltage	-0.3 to 7	V
I_O	Peak Output Current (each Channel) – Non Repetitive ($t = 100\mu s$) – Repetitive (80% on –20% off; $t_{on} = 10ms$) – DC Operation	3 2.5 2	A A A
V_{sens}	Sensing Voltage	-1 to 2.3	V
P_{tot}	Total Power Dissipation ($T_{case} = 75^\circ C$)	25	W
T_{op}	Junction Operating Temperature	-25 to 130	$^\circ C$
T_{stg}, T_J	Storage and Junction Temperature	-40 to 150	$^\circ C$

PIN CONNECTIONS (top view)



THERMAL DATA

Symbol	Parameter	PowerSO20	Multiwatt15	Unit
$R_{th j-case}$	Thermal Resistance Junction-case	Max. –	3	$^\circ C/W$
$R_{th j-amb}$	Thermal Resistance Junction-ambient	Max. 13 (*)	35	$^\circ C/W$

(*) Mounted on aluminum substrate