



**T. C.
SİVAS CUMHURİYET ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ROBOTİK CERRAHİ MATKAPLARDA GÜÇ ANALİZİ İLE
MATKAP UCU ÇIKIŞ TESPİTİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Ahmet ÖZTÜRK
(20169240001)**

**Enerji Bilimi ve Teknolojisi Mühendisliği Ana Bilim Dalı
Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Yunis TORUN**

**SİVAS
HAZİRAN 2019**

Ahmet ÖZTÜRK'ın hazırladığı ve “**ROBOTİK CERRAHİ MATKAPLARDA GÜÇ ANALİZİ İLE MATKAP UCU ÇIKIŞ TESPİTİ**” adlı bu çalışma aşağıdaki jüri tarafından **ENERJİ BİLİMİ VE TEKNOLOJİSİ MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI**'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı	Dr. Öğr. Üyesi Yunis TORUN Sivas Cumhuriyet Üniversitesi
Jüri Üyesi	Dr. Öğr. Üyesi Deniz GÖLBAŞI Sivas Cumhuriyet Üniversitesi
Jüri Üyesi	Doç. Dr. Alkan ALKAYA Mersin Üniversitesi

Bu tez, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak onaylanmıştır.

Prof. Dr. İsmail ÇELİK
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRÜ

Bu tez, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi Senatosu'nun 20.08.2014 tarihli ve 7 sayılı kararı ile kabul edilen Fen Bilimleri Enstitüsü Lisansüstü Tez Yazım Kılavuzu (Yönerge)'nda belirtilen kurallara uygun olarak hazırlanmıştır.



Bu tez, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri (CÜBAP) Komisyonu tarafından M-736 Nolu proje kapsamında desteklenmiştir.



Bütün hakları saklıdır.
Kaynak göstermek koşuluyla alıntı ve gönderme yapılabilir.

© Ahmet ÖZTÜRK, 2019



Çalışma sırasında bana destek olan aileme ve tüm arkadaşlarıma...

ETİK

Sivas Cumhuriyet Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Tez Yazım Kılavuzu (Yönerge)'nda belirtilen kurallara uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- ✓ Bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- ✓ Görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- ✓ Başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere, bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu ve atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- ✓ Bütün bilgilerin doğru ve tam olduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- ✓ Tezin herhangi bir bölümünü, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi veya bir başka üniversitede, bir başka tez çalışması olarak sunmadığımı; beyan ederim.

14.06.2019

Ahmet ÖZTÜRK

KATKI BELİRTME VE TEŞEKKÜR

Bilgi ve deneyimlerinden sürekli yararlandığım, tezin her aşamasında yardımlarını esirgemeyen danışman hocam Dr. Öğr. Üyesi Yunis TORUN'a ve desteklerinden dolayı aileme çok teşekkür ederim.



ÖZET

ROBOTİK CERRAHİ MATKAPLARDA GÜÇ ANALİZİ İLE MATKAP UCU ÇIKIŞ TESPİTİ

Ahmet ÖZTÜRK

Yüksek Lisans Tezi

Enerji Bilimi ve Teknolojisi Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Yunis TORUN

2019, 75+xv sayfa

Ortopedik cerrahide gerçekleştirilen kemik delme operasyonlarında delme işleminin başarısı cerrahın duyu ve hislerine bağlıdır. Matkap ucunun kemikten çıktıktan sonra ilerlemesi ile hastanın hayati organlarına zarar verme olasılığı vardır. Elektrik makinelerinde yükten kaynaklanan değişiklikler sistem dinamiğini değiştirerek tüketmiş olduğu elektriksel güçte değişimlere neden olur. Böylelikle yük momentindeki değişiklikler güç analizi ile anlık gözlemlenebilir. Bu motivasyon ile bu tez çalışmasında güç analizi ile matkap ucu çıkışını tespit etmek hedeflenmiştir. Ortopedik cerrahide kemik delme operasyonlarında kullanılan medikal matkapların özelliklerini taşıyan doğru akım motorlu bir matkabın parametreleri Lineer Olmayan En Küçük Kareler Yöntemi ile tahmin edilmiş ve Genetik Algoritma Sezgisel İyileme Yöntemi kullanılarak %40 oranında iyileştirilme gerçekleştirilmiştir. Oluşturulan matematiksel model kullanılarak Oransal-İntegral, Doğrusal Kuadratik Regülatör ve Model Öngörülü Kontrol yöntemleri tasarımları yapılmıştır. Tasarlanan kontrol yöntemleri ve deney düzeneği ile Kontrplak-Polistiren-Kontrplak ve koyun uyluk kemikleri delinmiş, akım, gerilim, güç, kuvvet, ilerleme hızı ve dönme hızı verileri kaydedilmiştir. Kaydedilen veriler ile K-En Yakın Komşu ve Topluluk Sınıflandırıcılar eğitilmiş ve test edilmiştir. Testler sonucunda koyun uyluk kemiğinde kuvvet verisi kullanılmadan en iyi sonuç Oransal-İntegral ve K-En yakın Komşu Sınıflandırıcı ile maksimum 1,0179 mm ve 0,0179 saniyede matkap ucu atılımı tespiti yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Ortopedik Cerrahi Matkap, Güç Analizi, Robotik Cerrahi, Matkap Ucu Çıkışı Tespiti, Matkap Ucu Durum Sınıflandırma.

ABSTRACT

BREAKTHROUGH DETECTION BASED ON POWER ANALYSIS IN ROBOTIC SURGICAL DRILLS

Ahmet ÖZTÜRK

Master of Science Thesis

Department of Energy Science and Technology Engineering

Supervisor: Dr. Yunis TORUN

2019, 75+xv pages

The success of the drilling process in bone drilling operations in orthopedic surgery depends on the senses and feelings of the surgeon. There is a possibility of damaging the vital organs of the patient in the situation of go forward after the drill bit goes out of the bone. The load changes in electrical machines change the system dynamics and cause change consuming electrical power patterns. Therefore, change in load moment can be observed by power analysis instantaneously. It is aimed to detect drill bit states by power analysis in this thesis with this motivation. The parameters a direct-current drill motor which imitates characteristics of orthopedic drill used in bone drilling operations were estimated by the Nonlinear Least Squares method and the estimates were improved by the Genetic Algorithm correction. Proportional-Integral, Linear Quadratic Regulator and Model Predictive Control methods were designed and control parameters were determined by using the mathematical models and parameters. Plywood Polystyrene Plywood and sheep thigh bones were drilled with the designed control methods while current, voltage, power, force, feed rate and rotational speed data were recorded via constructed experimental setup. K-Nearest Neighbor and Ensemble Classifiers have been trained and tested with the recorded data. As a result of the tests, the best results were obtained using the Proportional-Integral and K-Nearest Neighbor Classifier without force signal that breakthrough drill bit detection performance is observed as 1,0179 mm and 0,0179 seconds.

Keywords: Orthopedic Surgical Drill, Power Analysis, Robotic Surgery, Breakthrough Detection, Drill Bit State Classification.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET.....	viii
ABSTRACT.....	İX
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	XIII
SİMGELER DİZİNİ.....	XIV
KISALTMALAR DİZİNİ.....	XV
1. GİRİŞ.....	1
1.1 Kemik Yapısı ve Delme İşlemi.....	2
1.2 Literatür Taraması.....	3
2. ORTOPEDİK CERRAHİ DA MOTOR MODELİ VE KONTROLÜ.....	16
2.1 Doğru Akım Motor Modeli.....	16
2.2 Parametre Tahmini.....	18
2.2.1 Linear olmayan En Küçük Kareler Yöntemi.....	18
2.2.2 Genetik algoritma.....	19
2.3 Kontrol Metodolojileri.....	20
2.3.1 Doğrusal kuadratik regülatör.....	20
2.3.2 Oransal – integral kontrol.....	21
2.3.3 Model öngörülü kontrol.....	22
3. GÜÇ TABANLI KEMİK ATILIMI SINIFLANDIRICISI.....	24
3.1 K-En Yakın Komşu Sınıflandırıcı.....	26
3.2 Topluluk Sınıflandırıcı.....	27
4. DENEY DÜZENEGİ VE DENEYSEL ÇALIŞMA.....	28
4.1 DA Motor Parametre Tahmini.....	29
4.1.1 K_b ve R_a nın bulunması.....	29
4.1.2 NLS ve GA iyileştirmesi uygulaması.....	31
4.1.3 Redüktör ile DA motor parametre tahmini.....	34
4.2 Kontrol Tasarımları ve Delme Deneyleri.....	35
4.2.1 Kontrolcü tasarımları ve parametreleri.....	35
4.2.2 Kontrplak Polistiren Kontrplak deney planlaması.....	40
4.2.3 Koyun uyluk kemiği deney planlaması.....	40
5. ENERJİ TABANLI KEMİK ATILIM TESPİTİ.....	41
5.1 Kontrplak Polistiren Kontrplak ve PI Kontrolcü ile atılım tespiti.....	43
5.2 Kemik ve Farklı Kontrol Yöntemleri ile Atılım Tespiti.....	46
6. SONUÇLAR VE TARTIŞMA.....	51
KAYNAKLAR.....	53
EKLER.....	62
EK-1 Verilerin Filtrelenmesi için Matlab Kodları.....	62
EK-2 Kemik Delme Durumlarının Belirlenmesi için Matlab Kodları.....	63
EK-3 Verilerin Birleştirilmesi için Matlab Kodları.....	64
EK-4 Başlangıç ve Bitiş Durumlarındaki Verilerin Silinmesi için Matlab Kodları ..	65
EK-5 Gereksiz Verilerin Silinmesi için Matlab Kodları.....	66
EK-6 Data setlerin Oluşturulması için Matlab Kodları.....	67
EK-7 Ensemble Sınıflandırma ve Sonuç Alınması için Matlab Kodları.....	68

EK-8 KNN Sınıflandırma ve Sonuç Alınması için Matlab Kodları	71
EK-9 Tez Çalışmasında Yapılan Yayınlar	74

ÖZGEÇMİŞ



ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 1.1	da Vinci S Robotik Sistem [7]	1
Şekil 1.2	Kemik Yapısı	3
Şekil 2.1	DA Motor Modeli	17
Şekil 2.2	Genetik Algoritma Şeması	19
Şekil 2.3	LQR Kontrol Şeması	20
Şekil 2.4	PI Kontrol Şeması	22
Şekil 2.5	MPC Kontrol Grafiği	23
Şekil 3.1	Matkap Ucu Durum Tanımlama Şeması	24
Şekil 3.2	4 Sınıf Delme Durum Şeması	25
Şekil 3.3	9 Sınıf Delme Durum Şeması	26
Şekil 4.1	a. Deneş Düzenegi b. Koyun Uyluk Kemigi	28
Şekil 4.2	Deneş Düzenegi Diyagramı	29
Şekil 4.3	Denklem 6'ya Göre Çizilen Deęerler	30
Şekil 4.4	Da Motor Blok Şeması	31
Şekil 4.5	NLS İle Parametre Tahmininde Adım Tepkisi	32
Şekil 4.6	Genetik Algoritma İle Parametre Tahmini İyileştirme Adım Tepkisi	32
Şekil 4.7	Redüktörlü Da Motor Modeli	34
Şekil 4.8	PI Kontrol Tasarımı ve Benzetimi	35
Şekil 4.9	MPC MI Tasarımı ve Benzetimi	36
Şekil 4.10	MPC SI Tasarımı ve Benzetimi	36
Şekil 4.11	LQR Kontrol Tasarımı Ve Benzetimi	37
Şekil 4.12	PI Kontrol Birim Basamak Tepkisi	38
Şekil 4.13	MPC MI Kontrol Birim Basamak Tepkisi	38
Şekil 4.14	MPC SI Kontrol Birim Basamak Tepkisi	39
Şekil 4.15	LQR Kontrol Birim Basamak Tepkisi	39
Şekil 5.1	PI Kontrol Gerçek Zamanlı Simulink Modeli	41
Şekil 5.2	LQR Kontrol Gerçek Zamanlı Simulink Modeli	42
Şekil 5.3	MPC SI Kontrol Gerçek Zamanlı Simulink Modeli	42
Şekil 5.4	MPC MI Kontrol Gerçek Zamanlı Simulink Modeli	43
Şekil 5.5	Kontraplak Delme Deneyi; 1mm/s İlerleme ve 100rad/s Dönme Hızı	44
Şekil 5.6	4 Sınıflı Kuvvet Sinyali Olmadan Topluluk Sınıflandırıcı İle Matrisi	45
Şekil 5.7	Delme Esnasında PI Kontrol ile Sinyal Tepkileri	46
Şekil 5.8	Sınıflandırma Modelleri	47
Şekil 5.9	MPC SI Knn Kuvvet Sinyali ile Hata Matrisi	49
Şekil 5.10	PI KNN Kuvvet Sinyali Olmadan Hata Matrisi	49

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa

Çizelge 4.1	Beş farklı gerilim deney tablosu	30
Çizelge 4.2	NLS ve GA yöntemleri ile parametre tahmin sonuçları	31
Çizelge 4.3	NLS ve NLS+GA parametre tahmin ile birim basamak tepki hataları. 34	
Çizelge 4.4	Nihai DA motor parametreler	35
Çizelge 4.5	Kontrol performansları	37
Çizelge 4.6	Kontrplak polistiren kontrplak deney planlaması	40
Çizelge 4.7	Koyun uyluk kemiği deney planlaması	40
Çizelge 5.1	Kontrplak polistiren kontrplak sınıflandırma başarımları	45
Çizelge 5.2	Kuvvet verisi ile sınıflandırma başarımları	48
Çizelge 5.3	Kuvvet verisi kullanılmadan sınıflandırma başarımları.....	48



SİMGELER DİZİNİ

A	Akım
B	Sürtünme (Nm.s/rad)
B_r	Redüktör Sürtünme (Nm.s/rad)
B_t	Toplam Sürtünme (Nm.s/rad)
e_a(t)	Endüvi gerilimi (V)
e_b(t)	Zıt EMK (V)
i_a(t)	Endüvi akımı (A)
J	Atalet (Nm.s ² /rad)
J_r	Redüktör Atalet (Nm.s ² /rad)
J_t	Toplam Atalet (Nm.s ² /rad)
K_b	Zıt EMK sabiti (V.s/rad)
K_m	Moment sabiti (Nm/A)
L_a	Endüvi İndüktansı (H)
N_m	Moment
R_a	Endüvi direnci (Ω)
rad	Açısal Hız
red	Redüktör oranı
s	Saniye
T_L(t)	Yük momenti (Nm)
T_m(t)	Mil rotor momenti (Nm)
V	Gerilim
w(t)	Açısal hız (rad/s)

KISALTMALAR DİZİNİ

- DA** : Doğru Akım
EMK : Elektro Motor Kuvveti
GA : Genetik Algoritma
KNN : K-En yakın Komşu Sınıflandırıcı (K-Nearest Neighbors)
LQR : Doğrusal Kuadratik Regülatör (Linear Quadratic Regulator)
MPC : Model Öngörülü Kontrol (Model Predictive Control)
NLS : Lineer Olmayan En Küçük Kareler Yöntemi (The Non-linear Least Squares)
PI : Oransal-integral (Proportional Integral)
PID : Oransal-İntegral-Türevsel (Proportional Integral Derivative)
SS : Sınıflandırma Sayısı
SVM : Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine)
YSA : Yapay Sinir Ağı



1. GİRİŞ

Ortopedik cerrahi operasyonlarda operasyon başarısı hastanın sađlıđı ve iyileşmesi için çok önemlidir. Cerrahi operasyonların başarısı cerrahın beceri, tecrübe ve sezgilerine bađlıdır [1]. İnsan faktörü nedeni ile her cerrahın hata yapma olasılığı bulunmaktadır. Bu nedenle teknolojinin gelişmesi ile birlikte robotik sistemler yüksek operasyon hassasiyeti, daha hızlı hastaya müdahale, daha güvenli ameliyat ortamı ve daha iyi ergonomi şartları gibi birçok fayda sağlaması nedeni ile birçok cerrah tarafından uygulanmaktadır [2]. Günümüzde robotik cerrahi sistemler üç ana grupta aşağıdaki şekilde incelenebilir [3];

- Aktif Sistemler
- Semi Aktif Sistemler
- Master Slave Sistemler

Aktif Sistemler, cerrahın gözetimi altında otonom bir şekilde operasyonu gerçekleştiren sistemlerdir. Kendi karar verme mekanizmaları vardır. ROBODOC [4], Probot [5] ve PAKY [6] bu sistemlerin en bilindiklerindedir.

Semi Aktif Sistemler, hem cerrahın yönlendirmesi hem de otonom karar verme mekanizmaları ile operasyonu gerçekleştiren sistemlerdir. Master Slave Sistemler, günümüzde oldukça fazla tercih edilen ve kullanılan sistemlerdir. Bu sistemlerde robotik sistem tamamen cerrahın yönlendirmesi ve kontrolüne bađlı olarak çalışır. Böylelikle bütün karar mekanizması cerraha bırakılır ve robot bu operasyonda hassasiyet konusunda cerraha katkı sağlar [7].



Şekil 1.1 da Vinci S robotik sistem [7]

Master Slave Sistemler arasında en çok kullanılan sistem olan da Vinci S robotik sistemi belirtilmiştir (Şekil 1.1).

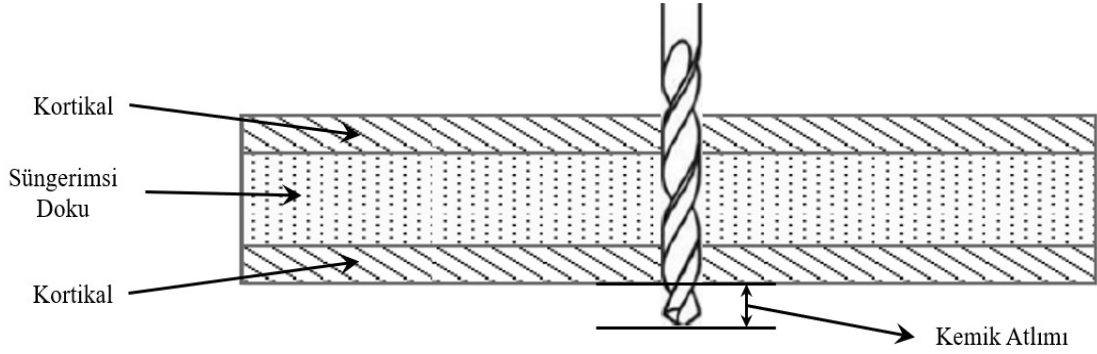
Ortopedide kullanılan Bilgisayar Destekli Ortopedik Cerrahi sistemleri ise yaklaşık yirmi beş yıl önce tanıtılmıştır [8,9]. Bilgisayar Destekli Ortopedik Cerrahi üç ana bileşenden oluşur; tedavide kullanılacak ortopedik cihaz (Matkap vb.), sanal bir nesne (Tedavi edilecek kemik, bölge vb. görüntüler) ve bu iki sistemi birbirine bağlayarak yönlendiren bir sistem [10]. Hastanın tedavi edileceği bölgenin üç boyutlu görüntüsü alınarak tedavi planlanır ve bu sistem ile cerrah yönlendirilerek tedavi doğruluğu ve başarısı artırılmış olur. Sistem oldukça başarılı ve performanslı olmasına rağmen teknolojisi nedeni ile maliyetli bir yöntemdir.

Ortopedik cerrahide kemik kırığı tedavisinde genellikle kırık parçaların asıl pozisyonlarına getirilmesi ve iyileşme gerçekleşene kadar hareketsiz halde kalması amaçlanmaktadır [11]. Kırık kemiklerin asıl pozisyonlarına getirilip sabitlenmesi için ise ameliyat esnasında çivi, plak, vida ya da tel gibi implantlar kullanılmaktadır [12,13]. Bu implantlar ortopedik matkaplar ile kemikte açılan deliklere yerleştirilmektedir [14]. Delme işlemi sırasında cerrah, matkap ucunun kemikten çıktıktan sonra damar, kas, tendon ve sinirlere zarar vermemesi için beceri, tecrübe ve sezgilerini kullanarak matkabın dönmesini ve ilerlemesini durdurmaya çalışır. Matkap ucunun kemikten çıktıktan sonra ilerlemesi ve dönmeye devam etmesi bu dokulara zarar vererek ortopedik cerrahide hayati ve istenmeyen durumları oluşturmaktadır. Güncel literatürde matkap ucunun ikinci kortikalden çıkması kemik atılımı (Breakthrough) olarak adlandırılmaktadır [15].

1.1 Kemik Yapısı ve Delme İşlemi

Kemik yapısı görüldüğü gibi kortikal kemik ve süngerimsi dokudan oluşmaktadır (Şekil 1.2). Kortikal kemik yüksek yoğunlukta sert bir dokuya süngerimsi kemik ise kortikal kemiğe göre daha az yoğunluğa sahip bir dokuya sahiptir [16]. Kemik delme işlemi görüldüğü üzere kemiğe dik bir şekilde matkap ucunun dönerek ilerlemesi ile gerçekleşir (Şekil 1.2). Çalışmamızda olduğu gibi basit bir şekilde tanımlamak gerekirse delme yolu sırası ile ilk kortikal duvara giriş, ilk kortikalden çıkış, süngerimsi doku, ikinci kortikal duvara giriş ve son olarak ikinci kortikalden çıkış olarak 5 durumda tanımlanmıştır [17]. İkinci kortikalden çıkış kemik atılımı olarak tanımlanmıştır. Delme işleminin hayati organlara zarar vermemesi için kabul

edilebilir kemik atılımı hatası 1-2 mm arasındadır [18]. Kemik atılımı hatası 1-2 mm olmasına rağmen el ile yapılan bikortikal delme işlemlerinde ortalama hata 6.31 mm olarak bildirilmiştir [19].



Şekil 1.2 Kemik yapısı

1.2 Literatür Taraması

Brett ve ark. kemik delme işlemi sırasında atılım algılayabilen bir metot önermişlerdir. Önerilen metotta kuvvet bilgisinin ani değişimlerinin kemik atılımını temsil ettiğini savunmuşlardır. Tespit algoritması için kuvvet bilgisinin türev özneliğini kullanmışlardır. Türev bilgisi için belirlenen bir sınır değer ile atılım tespitini gerçekleştirmişlerdir [20]. Yeh-Liang H. ve ark. Bulanık Mantık Kontrol ile dalma hızını kontrol ederek matkabın tüketmiş olduğu akımı analiz ederek atılım algılayabilen modüler otomatik bir cerrahi matkap tasarlamışlardır. İnsan kafa tası ile yapılan farklı ilerleme hızlarında toplam 25 delme sonucunda 2 mm'nin altında kemik atılımı tespiti yaptıklarını çalışmalarında göstermişlerdir [21]. Lee ve ark. bir delme operasyonunda kuvvet kontrolü ile matkap motorunun momentinin ve ilerleme hızını kontrol etmişlerdir. Motor moment kontrolünde referans moment değeri, istenilen kuvvet referans değeri ve matkap yarı çapına göre hesaplamışlardır. İtme kuvveti, ilerleme hızı ve belirlenen sınır değer ile atılım ağırlayan bir algoritma geliştirmişlerdir. Önerilen yöntemi, domuz kemiklerinin delinmesiyle deneysel olarak doğrulamışlardır [22]. Lee ve Shih kemik atılımını algılayan ve hayati organlara zarar vermeden otonom olarak çalışan bir robot tasarlamışlardır. Önerilen robotik sistemde robot pozisyon kontrolü için bir Bulanık Kontrol ve ilerleme hızı için PD Kontrolcü ile kuvvet kontrolü yapmışlardır. Matkap ucu atılım algılama

algoritmasını, delme momenti, ilerleme hızı ve itme kuvveti verileri ve verilerdeki değişiklikler ile tasarlamışlardır. Önerilen tekniği, domuz kemikleri delinerek doğrulamışlardır [23]. George ve ark. ortopedide delme işlemlerin daha güvenli hale getirme kaygısı ile ortopedik bir matkap tasarlamışlardır. Tasarlanan matkabın kemik atılımını algılayabilir yetenekte olduğunu savunmuşlardır. Delme işlemi sırasında ortaya çıkan kuvvet değeri ile kemik atılımının algılanması için bir algoritma geliştirmişlerdir. Tanımlama için nesnelerin manipülasyon özellikleri ve kullanılan matkap ucu parametreleri ile sınır değerini belirlediğini belirtmişlerdir. Kemik atılımını algılayan ve delme sırasında delme verilerini aktarabilen bir matkap geliştirmişlerdir [24]. Shen Peng ve ark. el ile kemik oyma operasyonu için akım, gerilim ve kuvvet sensör füzyonu ile modifiye edilmiş bir ortopedik matkap geliştirmişlerdir. Akım sensörü ile moment tahmini yapmış, gerilim ve kuvvet verileri ile Yapay Sinir Ağı (YSA) eğiterek delme durumlarını tespit etmişlerdir. Normal sondaj, matkap ucu kayması, kemik doku duvarından çıkma, pamuklu bir yapıya dolaşma gibi durumları belirlemişlerdir. Ortalama yüzdeler normal sondajda %72.625, matkap ucu kaymasında %68.575, kemik doku duvarından çıkmada %70,5, pamuklu bir yapıya dolaşmada %81,3 oranı ile durum tahmini yapmışlardır. Geliştirilen sistem ile matkabın durdurulma süresini 0,2 saniye ile 0,3 saniye arasında hesaplamışlardır [25]. Haiyang Jin ve ark. spinal cerrahi için geliştirmiş oldukları robot için güvenli kontrol algoritması geliştirmişlerdir. Geliştirilen algoritma ile delme işleminde en önemli ve kritik durum olan kemik atılımı durumunu tespit etme ve sistemi durdurmayı hedeflemişlerdir. Çalışmada matkap ucu ve matkabın kemikten çıkış yüzeyi arasındaki mesafeyi, kuvvet ve delme derinliği kullanılarak formülize etmişlerdir. Algoritma parametre tanımlamaları için En Küçük Karelerle Eşitleme Yöntemi kullanmışlardır. Oluşturulan algoritma ile kuvvet sinyalinin farklı bir özelliği çıkarılarak sistem güvenliğini artırmışlardır [26]. Jin ve ark. kuvvet ve optik takip sistemini birleştirerek kemik delme sırasında oluşan delme durumlarını tespit edebilen ve doğru pozisyonda delme işlemi gerçekleştirip gerçekleştirmediğini denetleyen bir sistem geliştirmişlerdir. Delme durumlarını algılamak için kuvvet bilgisinin ortalama genliği, kısa zamanlı enerjisi, gradyanı ve enerji gradyanları bilgilerini özellik olarak kullanmışlardır. Delme deneyleri sonucunda çıkarılan özelliklerin delme durumlarına göre sınırları oluşturmuşlardır. Daha önce alınmış kemik görüntüsü ile kemik kalınlığını ölçmüş ve yine bu görüntü ve optik takip sistemi kullanılarak durma pozisyonuna olan uzaklığını ortaya çıkarmışlardır. Kuvvet

ile oluşturulan özellikler ve optik görüntüleme ile oluşturulan özelliklerin hibriti sonucunda delme durumlarını ve bu durumlara karşı durma pozisyonu belirlemişlerdir. Geliştirilen sistem ile delme işleminin güvenliğini artırdıklarını savunmuşlardır [27]. Kotev ve ark. kemik atılımını önleyen ODRO adında el tipi bir medikal matkap tasarlamışlardır. Tasarlanan matkap ön ayar mod ve ön ayarsız mod olmak üzere iki modda çalışmaktadır. Ön ayarsız modda matkap ucu kemik iliği veya dokuya geçtiğinde durma işlemini gerçekleştirir. Ön ayarlı modda ise belirlenen kemik kalınlığı kadar delme işlemini gerçekleştirir, matkabı durur ve kemikten çıkar. Geliştirilen sistemde zaman, lineer hız, matkap hızı, kuvvet direnci, atılım mesafesi ve sıcaklık verilerini görüntülenebilir hale getirmişlerdir [28]. Haiyang Jin ve ark. pedikül vida yerleştirme ameliyatına yardımcı olmak için bir Robotik Omurga Cerrahi Sistemi (RSSS) önermişlerdir. Geliştirilen RSSS'i yerçekimi etkilerini dengeleyebilir ve omurga cerrahisinin gereksinimlerine daha iyi uyum sağlayabilir hale getirmişlerdir. Medikal matkapta matkap ucu atılımı algılama işlemi için kuvvet sensörü kullanarak gerçek zamanlı bir algoritma geliştirmişlerdir. Algoritmada özellik olarak alınan kuvvet sinyalinin ortalama değeri ve ortalama genlik değerlerini kullanmışlardır. Algoritma ile başlangıç, dış kortikal, süngerimsi, geçiş ve iç kortikal durumları dahil olmak üzere beş durum tanımlamışlardır. Ortalama 2mm hata ile atılım algılamayı ve delme işlemini durdurmayı başarmışlardır. [29]. JuEun Lee ve ark. kemik delme sırasında oluşan itme kuvvetleri ve momentleri tahmini için mekanik bir model sunmuşlardır. Model, belirli bir enerji formülasyonu yoluyla deneysel olarak malzeme ve sürtünme özelliklerini yakalarken, radyal olarak değişen matkap ucu geometrisini ve kesme koşullarını analitik olarak birleştirmiştir. Farklı ilerleme hızları ve matkap dönme hızları altında doğrulama testleri gerçekleştirmişlerdir. Oluşturulan modelin, uygun sondaj koşullarını seçmek, robotik ameliyatlarda yardımcı olmak ve en uygun ortopedik matkap uçlarını tasarlamak için kullanılabilirliğini önermişlerdir [30]. Mohd Hazny Aziz ve ark. ortopedik cerrahide delme operasyonu sırasında kemik atılımını algılayabilen ve algılandıktan sonra delme işlemini durdurup matkabın güvenli bir konuma gitmesini sağlayan kuvvet kontrol tabanlı bir algoritma tasarlamışlardır. Kemik atılım tespitini, uygulanan kuvvetteki değişimlerden tespit etmişlerdir [31]. Yu Dai ve ark. kemik delme işlemi esnasında yumuşak dokulara gelebilecek olası zararları önlemek için empedans ölçüm tabanlı bir kemik atılımı tespiti yöntemi geliştirmişlerdir. Yöntem ile delinmekte olan kemiğe bitişik yumuşak bir dokuya yerleştiren bir iğne prob ve

matkap ucu arasındaki empedansı ölçerek empedansın belirlenen sınır değerini geçmesi ile kemik atılımını algılamışlardır. Önerilen yöntem ile yapılan deneysel çalışmalar sonucunda yöntemin güvenli ve doğru bir şekilde kemik atılımı algılama yetisine sahip olduğunu savunmuşlardır [32]. Kotev ve ark. daha önce tasarladıkları kemik delme prosesinde atılımı algılayan ve cerraha yardımcı olan ODRO adlı robotu modifiye ederek geliştirmişlerdir. Geliştirilen robot önceki robottan daha hafif ve daha küçük olması için doğrusal hareket modülü değiştirilmiştir. Geliştirilen matkap önceki robot ODRO'ya (350 mm) göre daha küçük bir boyuta (210 mm) indirilmiştir. Çalışma alanı önceki robota (105mm) göre daha uzun hale getirilmiştir (120 mm) [2]. Inaki Diaz ve ark. kemik atılımını algılamak için bir metot ve bu metoda dayanan bir prototip matkap geliştirilmiştir. Geliştirilen sistemde referans konum ile gerçek konum arasındaki fark olan konum hatasını kullanmışlardır. Konum hatasındaki ani değişimler kemik atılımını temsil etmektedir. Deneyler sonucunda geliştirilen metot daha önce yapılan kuvvet tabanlı algılama sistemlerine ve deney sırasında alınan kuvvet verilerindeki değişime göre daha erken kemik atılımı tespiti yapabildiklerini savunmuşlardır [33]. Yu Dai ve ark. kemik delme operasyonlarda işlemin güvenliğini artırmak için matkabın üretmiş olduğu ses sinyallerini mikrofona ile algılayarak Dalgacık Dönüşümü Metodu ile dönüştürerek matkap ucunun kemiğin hangi bölümünde olduğunu tespit edebilen bir sistem geliştirmişlerdir [34]. Markus ve ark. ortopedik cerrahide delme işlemlerinde cerrahlara destek olması için optik takip sistemli ve kuvvet sensörlü bir sistem önermişlerdir. Önerilen sistemde ucuz maliyet ve 0-20N ölçüm aralığına sahip yeni bir kuvvet sensörü tasarlamış ve geliştirmişlerdir. Deneyler sonucunda tasarlanan kuvvet sensöründen alınan kuvvet bilgisinin atılım algılamak için yeterli olduğunu savunmuşlardır [35]. Yu Sun ve ark. Robotik Ortopedik Cerrahi Sistemi'nin delme durumunu gerçek zamanlı olarak tanımlamak için, ses sinyallerine dayalı bir durum tanıma yöntemi geliştirmişlerdir. Ses sinyallerinin Güç Spektral Yoğunluğu analizi sonucu uygun bir frekans bandı belirlemişlerdir. Kemik durumu tanımlama için üstel Ortalama Genlik ve Hurst Üssü ile seçilen frekans bandındaki ses sinyallerinin enerji özelliklerini kullanmışlardır. Geliştirilen kemik durumu tanımlama algoritması ile yapılan deneylerde ikinci kortikal çıkışından 2.13mm ile 1.22mm önce sistemin durduğunu göstermişlerdir [36]. Michael Mayer ve ark. delme işlemi sırasında cerrahın bir ekran vasıtası ile matkabın çekmiş olduğu akımı gözlemleyerek çıkış tahmininde bulunması için bir sistem geliştirmişlerdir. Geliştirilen sistemde matkabın

çekmiş olduğu akım sinyali ekrana 40 milisaniyede bir yansıtılmış ve sinyal gürültüsünü azaltmak için Kalman Filtre kullanmışlardır. Geliştirilen sistemin kemik atılımı tahmininde cerraha yardımcı olabileceğini savunmuşlardır [1]. Wei Tian ve ark. spinal cerrahi için kuvvet ve görüntü bilgileri ile sondaj durumunu otomatik olarak algılayabilen ve potansiyel kortikal penetrasyonunu durdurabilen bir cerrahi robot sunmuşlardır. Kuvvet verisinin ortalama değeri ve türevini alarak hibrit bir özellik çıkarmışlardır. Bu özellikler ile delme durumlarını belirlemişlerdir. Doğru yerin delinmesi ve yine atılım algılamak için navigasyon ve optik takip sistemi kullanmışlardır [37]. Zahari ve ark. ortopedi cerrahlarının robot kullanarak hasta kemiğini delmelerini ve kemik delme esnasında kemik atılımını otomatik olarak tespit edebilen bir sistem önermişlerdir. Önerilen sistemde kuvvet sinyalindeki gürültülerin azaltılması için Alçak Geçiren Filtre kullanmışlardır. Delme işlemi yapılmadan önceki kuvvet bilgisi sınır değer olarak kabul edilerek sınır değerine göre kemik atılımı algılama yapmışlardır. Sistem koyun kemiği üzerinde test edilmiştir. Delme işleminin kalitesini iyileştirmek için, kemik delme işleminin bir robot tarafından idare edilebileceğini savunmuşlardır [38]. Wendong ve ark. otomatik ve manuel matkaplar ile sıgır kortikal kemiği delme işleminde kuvvet, moment ve delme işlemi durumlarını incelemişlerdir. Manuel delme işleminde normal şarjlı bir el matkabı, otomatik delme işleminde ise bir CNC kullanmışlardır. Çalışmada delme hızı, ilerleme hızı ve matkap ucu çapının kuvvet ve moment üzerindeki etkilerini incelemişlerdir. Otomatik delmenin manuel delmeye göre %30-60 daha az zaman aldığını ve daha az titreşim oluştuğunu belirtmişlerdir. Otomatik delmede maksimum ve ortalama kuvvet arasındaki sapma 5N, manuel delmede ise 25N olduğunu belirtmişlerdir. Sonuç olarak otomatik metodun delme kuvveti, moment ve kemik delme işleminde önemli avantajlara sahip olduğunu savunmuşlardır [39]. Azeddien Kinsheel, bir robot kolun delme işlemi için hibrit Kuvvet-Pozisyon Kontrolcüsü (HPF) tasarım adımlarını ve uygulama sonuçlarını sunmuştur. HFP kontrolünde, pozisyonu kontrol döngüsünde ileriye doğru konum kontrolü ve çok aşamalı Sonsuz Darbe Cevaplı Filtre ile birleştirilmiş Oransal Türevsel Kontrol (PD Kontrol) kullanmışlardır. Kuvvet kontrolünde kararlı hız kuvvet kontrol şeması kullanılmıştır. Sistemin performansını K-flop tabanlı kontrolcü ile CRS robot kolu üzerinde deneysel olarak test etmişlerdir. Manuel delmeye göre pozisyon hatasını %45 azaltmışlardır. Pozisyon hatası ve kuvvet kontrolü açısından elde edilen sonuçlar, önerilen sistemin Robot Destekli Ortopedik Cerrahi prosedürler gibi kritik robot

delme uygulamaları için verimli bir şekilde kullanılabileceğini önermişlerdir [40]. Haiyang ve ark. omurga operasyonlarında Robotik Spinal Cerrahi Sistem için kemik dokusu arasındaki geçiş durumlarını algılayabilen gerçek zamanlı bir kontrol yöntemi önermişlerdir. Durumlarını tanımlamak için ses ve moment sinyallerini kullanmışlardır. Kısa süreli ortalama delme momenti ve genliği, bir referans moment oluşturmak ve delme durumlarını sınıflandırmak için kullanılmıştır. Çalışmada Destek Vektör Makine öğrenmesi modelini oluşturmak için ses sinyalinin Mel-Frakansı hücre katsayıları özelliğini kullanmışlardır. Durum sınıflandırmada %67,29 ile %81,88 arasında başarı oranı belirtmişlerdir [41]. Haiyang ve ark. delme işlemindeki itme kuvveti, Micro-CT görüntüleri ile alınmış doğru bir 3D kemik modeli ile modellemişlerdir. Kemik dokularının direnci ve esnekliği göz önünde bulundurularak itme kuvvetinin teorik modellemesi yapılmıştır. Teorik modelin parametreleri En Küçük Kareler Yöntemi ile parametre tanımlama yapmışlardır. Delme durum tanımayı desteklemek için birinci ve ikinci kortikallerdeki tepe kuvvetleri, süngersi tabakadaki ortalama kuvvet ve her tabakanın kalınlığı kullanılmıştır. Belirlenen parametreler sonucunda kemik atılımını tespit edebilen ve sistemi durduran bir sistem tasarlamışlardır [42]. Koyo ve ark. kemik yoğunluğunun nicel bir değerlendirme yöntemi olarak kullanılan CT değerini tahmin edebilen bir yöntem geliştirmişlerdir. Kesme değeri ile CT değeri arasındaki ilişkinin modellenmesiyle CT değerini tahmin etmek için bir yöntem önermişlerdir. Kesme kuvvetini, doğrusal motorun itme kuvveti ve motor momenti ile hesaplamışlardır. Deneyle cerrahın ilerleme komutunu verdiği ana robot ve delme işlemini gerçekleştiren ikinci bağımlı robot olmak üzere geliştirilen iki robot ile yapılmıştır. Deneyle sonucunda, CT değeri tahmin hatası ± 91 HU olduğunu ve tahmin doğruluğunun % 84 olduğunu göstermişlerdir [43]. Amrinder P. S. ve Manu S. lamine kompozitlerin sondajı sırasında oluşan hasarları önlemek için bir sistem önermişlerdir. Lamine kompoziti farklı hızlarda delerek alınan hız ve kuvvet verilerini MATLAB System Identification'ı kullanarak birinci dereceden bir matematiksel model elde etmişlerdir. Tanımlanan modeli kullanarak Oransal-İntegral-Türevsel (Proportional Integral Derivative (PID)) ile kuvvet kontrolü yapmışlardır. PID parametrelerini Simulink'de Ziegler-Nichols Yöntemi ile oluşturmuşlardır. PID ile kontrol edilen delme işleminin sabit hızda delme işlemine göre oluşan hasarı önlemede daha performanslı olduğunu savunmuşlardır [44]. Lin Qi ve ark. kemik delme işleminde kemik atılımı algılamak için bir algoritma

önermişlerdir. Önerilen algoritmada alınan kuvvet bilgisinin Dalgacık Dönüşümü alınmıştır. Dönüşüm sonucunda atılım algılamak için sınırlar Modulus Maxima Yöntemi kullanılmıştır. Deneylerde algoritma ile delinen domuz kemiğinde atılımlar algılanıp sistem durdurulmuş. Sistem durduktan sonra delme yolu sonunda çok ince bir kemik tabakası kalmıştır [45]. Vijayabaskar ve ark. iki robot kullanarak yanlış hizalamanın önüne geçen bir sistem tasarlamışlardır. Robotlardan biri kemiği diğeri ise matkabı tutmaktadır. Hizalamanın doğruluğunu sağlamak için pozisyon kontrol ve uygulanan kuvvetlerin belirlenen kuvvet aralıklarında tutularak hizalamanın yapılması için kuvvet kontrol kullanmışlardır. Önerilen yöntem ile kemik kavrama robotu, delme eksenindeki her yanlış hizalama durumunda matkap ucunu ideal hizalamaya geri döndürmeyi başarmışlardır [46]. Haiyang ve ark. spinal cerrahide ameliyat başarısını ve güvenliğini artırmak için bir sistem geliştirmişlerdir. Geliştirilen sistemde robot hareketlerini sınırlamak için Rehberlik Sanal Armatürler (GVF) ve Yasak Bölge Sanal Armatürleri (FRVF) kullanılmıştır. Cerrahi robotun sınırlanan bölgeleri geçmesini ve hastanın vücuduna zarar vermesini önlemek için Sönümleme Bölgesinde Sanal Armatürler (DRVF) kullanmışlardır. Robotik delme işleminde kemikten atılımı algılamak için kuvvet bilgisinin ortalama değerini ve ortalama değer bir önce değer ile farkı öznitelik olarak kullanılmıştır. Deneyler sonucunda maksimum 0.86 mm minimum 0.55 mm kemik kalınlığı bırakarak sistemin durdurulması sağlanmıştır [47]. Guan ve ark. Robotik Ortopedik Cerrahi Sisteminin delme durumunu gerçek zamanlı olarak saptaması için, ses sinyallerine dayalı bir durum tanıma yöntemi geliştirmişlerdir. Ses sinyallerinin Güç Spektral Yoğunluğu analizi sonucu uygun bir frekans bandı belirlemişlerdir. Kemik durumu tanımlama için üstel Ortalama Genlik ve Hurst Üssü ile seçilen frekans bandındaki ses sinyallerinin enerji özelliklerini kullanmışlardır. Geliştirilen kemik durumu tanımlama algoritması ile yapı deneylerde ikinci kortikal çıkışından 2.13 mm ile 1.22 mm önce sistemin durduğunu göstermişlerdir [48]. Ying ve ark. pedikül vida yerleştirme ameliyatına yardımcı olmak için bir Robotik Omurga Cerrahi Sistemi (RSSS) önermişlerdir. Geliştirilen RSSS ile yerçekimi etkilerini dengeleyebilir ve omurga cerrahisinin gereksinimlerine daha iyi uyum sağlayabilir hale getirmişlerdir. Medikal matkapta atılım algılama işlemi için kuvvet sensörü kullanarak gerçek zamanlı bir algoritma geliştirmişlerdir. Algoritmada özellik olarak alınan kuvvet sinyalinin ortalama değeri ve ortalama genlik değerlerini kullanmışlardır. Algoritma ile başlangıç, dış kortikal, süngerimsi, geçiş ve iç kortikal durumları dâhil olmak

üzere beş durum tanımlamışlardır. Ortalama 2 mm hata ile atılım algılama ve işlemi durdurmayı başarmışlardır [29]. Min Yang ve ark. medikal cerrahi operasyonlarında kemik delme ekipmanlarındaki gelişmeler ve patentler hakkında yapmış oldukları çalışmada kemik delme işleminde otomatik durma kabiliyetine sahip iki patent sunmuşlardır. Sunulan her iki patent otomatik durma kabiliyetine sahip olmalarına rağmen kuvvet ve moment sensörleri kullanmışlardır. Bu sensörler beraberinde maliyet, cihaza montaj ve bakım onarım zorluğu getireceğini önermişlerdir [49]. Osa ve ark. kemik atılımı algılayan, el tipi bir kemik kesme aleti sistemi sunmuşlardır. Matkabın çekmiş olduğu akım, gerilim ve cerrahın el hareketlerini algılamak için ivme sensörü kullanmışlardır. Sensörlerden alınan veriler ile Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine (SVM))'ı eğitmişlerdir. SVM ile kemik atılımını algılayan bir sistem geliştirmişlerdir. Sistemde kesiyor ve kesmiyor olarak iki durum belirtmişlerdir. Kesiyor durumunda %100, kesmiyor durumunda %99,4 başarı oranına ulaştıklarını göstermişlerdir. Önerilen yöntemin matkap ve testelerde kolaylıkla uygulanabileceğini savunmuşlardır [50]. Yunqing Li ve ark. kulak cerrahisinde frezeleme işlemi için pamuklu dokulara dolanma ve kemik atılımını algılayan bir yöntem önermişlerdir. Önerilen yöntemde frezeleme işlemi sırasında akım ve 2 eksen kuvvet bilgileri alınmıştır. Radyal kuvvet ile akım arasında matematiksel bir ilişki kurmuşlardır. Kurulan ilişkideki değişken çarpandaki değişimler ve belirlenen sınır değerler ile durum algılama işlemini yapmışlardır. Yapmış oldukları deneyler sonucunda kemik atılımı algılamada ortalama %93, matkap ucunun pamuklu dokulara dolanması ortalama %92 başarımları sağladıklarını göstermişlerdir [51]. Yu Wang ve ark. çoklu sensör füzyonu ile delme durumlarına tanımlayan bir sistem önermişlerdir. Tanımlama işleminde Destek Vektör Makinesi sınıflandırma yöntemi ve öznelik kümesi olarak kuvvet ortalama değeri ve türevini, akım ortalama değeri ve türevini, ilerleme hızı, dönme hızı ve robot kol eksen açıları ve türevini kullanmışlardır. Sınıflandırma sonucunda kortikal, kortikal süngerimsi doku geçişi, süngerimsi doku ve neredeyse kortikalden çıkış olmak üzere dört farklı sondaj durumu tanımlamışlardır. Delme durumlarından en önemlisi olan neredeyse kortikalden çıkış durumu %76,5 başarımla tespit edilmiştir [52]. Yu Dai ve ark. omurga kazıma operasyonlarında işlemin güvenliğini artırmak için kemik modellerinin çıkarılarak, lazer titreşim sensörü ile alınan titreşim sinyallerin Dalgacık Dönüşümü Metodu ile dönüştürülerek, 1. 2. ve 3. harmonikleri tespit ederek, bu tespitleri Yapay Sinir Ağına girdi olarak kullanarak ve robot yardımı ile

kazıma işleminin kemiğin neresinde olduğunu vertebra ve omurilik için %100'e kadar bitişik kemik yapısı ve kas için %80'e kadar tespit edebilen bir sistem geliştirmişlerdir [53]. Yu Dai ve ark. omurga kazıma operasyonlarında işlemin güvenliğini artırmak için kemik modellerinin çıkarılarak, lazer titreşim sensörü ile alınan titreşim sinyallerin Dalgacık Dönüşümü Metodu ile dönüştürülerek, harmonik bileşenlerini tespit ederek ve robot ile kazıma işleminin kemiğin neresinde olduğunu tespit edebilen bir sistem geliştirilmiştir [54]. Fernando ve ark. kemik delme işlemlerinde dönme hızı, uygulanan kuvvet ve kemik yaşları arasındaki ilişkileri analiz etmek için deneyler yapmışlardır. Daha önce geliştirdikleri ortopedik matkap ve CNC makinesi ile kemik delme deneyleri yapmışlar. Sabit kemikte, sabit ilerleme hızında ve farklı dönme hızlarında yapılan deneyler sonucunda yüksek dönme hızlarında düşük uygulama kuvveti, düşük hızlarda yüksek uygulama kuvveti gerektiğini savunmuşlardır. Aynı ilerleme ve dönme hızlarında genç kemikte düşük kuvvet, yaşlı kemikte yüksek kuvvet ortaya çıktığı deneyler sonucunda sunulmuştur [55]. Fernando ve ark. kemik delme işlemlerinde dönme hızı, uygulanan kuvvet ve kemik yaşları arasındaki ilişkileri analiz etmek için deneyler yapmışlardır. Daha önce geliştirdikleri ortopedik matkap ve CNC makinesi ile kemik delme deneyleri yapmışlardır. Sabit kemikte sabit ilerleme hızında ve farklı dönme hızlarında yapılan deneyler sonucunda yüksek dönme hızlarında düşük uygulama kuvveti, düşük hızlarda yüksek uygulama kuvveti gerektiğini savunmuşlardır. Aynı ilerleme ve dönme hızlarında genç kemikte düşük kuvvet, yaşlı kemikte yüksek kuvvet gerektiği deneyler sonucunda göstermişlerdir [56]. Yu Dai ve ark. kemik frezeleme işlemi sırasında matkabın oluşturduğu titreşim sinyali ile dokular arası geçişi algılayabilen bir yöntem geliştirmişlerdir. Kemik frezeleme sırasında matkap ucu kemiğin son noktasına yaklaştığında matkap titreşiminin düştüğünü savunmuşlardır. Bu motivasyon ile gerçek frezeleme işlemi sırasında, matkabın titreşim sinyallerini bir ivmeölçer ile kaydetmişlerdir. Doku arası geçişi algılamak için kaydedilen sinyalin, Dalgacık Paket Dönüşümü ile ortaya çıkan sinyalin Dalgacık Enerjilerini kullanmışlardır. Önerilen yöntem ve invitro domuz omurgaları ile yapılan frezeleme deneyleri sonucunda matkap ucu kemik frezeleme sınırına yaklaştığında Dalgacık Enerjisinin azaldığını göstermişlerdir. Böylelikle frezeleme robotunun frezeleme sınır noktasından önce beslenmeyi durdurabileceğini savunmuşlardır [57]. Zhen Deng ve ark. vertebral frezeleme için Bulanık Mantık Kuvvet Kontrolü tasarlamışlardır. Sistem Bulanık Mantık ile kontrol parametrelerini gerçek zamanlı

olarak hesaplayarak kuvvet kontrol parametrelerini ayarlamışlardır. Ayrıca güvenlik amacıyla, vertebral lamina öğütme işleminde enerji tüketimine dayanan durum tespit yöntemi önermişlerdir. Üç farklı frezeleme durumu tespit edebilen ve frezeleme işlemini durduran bir yöntem geliştirmişlerdir. Geliştirilen enerji tüketimine dayanan durum tespit yöntemi deneyler ile frezeleme işlemi sonucunda 2 mm'nin altında bir kemik kalınlığı kaldığı sunulmuştur [58]. Yu Dai ve ark. omurga kazıma operasyonlarında işlemin güvenliğini artırmak için sert doku kazıması işleminde hayati dokuya zarar verme işlemini ortadan kaldırmayı amaçlar. Lazer titreşim sensörü ile alınan titreşim sinyallerin Dalgacık Dönüşümü Metodu ile dönüştürülerek, ivme sensörü kullanarak ikincil bir titreşim sinyali oluşturarak ve robot yardımlı operasyon ile operasyon sırasında kemik yapısının neresinde olduğunu vertebra ve omurilik için %100, kemik yapısı ve kas için %100 başarı ile tespit edebilen bir sistem tasarlamışlardır [59]. Lin ve ark. beyin cerrahisinde kemik delme işlemi sırasında cerraha yardım sağlayan bir robotik kol navigasyon sistemi geliştirmişlerdir. Sistemin üç boyutlu görüntüler ile delme planı ve kemik delindikten sonra otomatik durma kabiliyetine sahip olduğunu savunmuşlardır. Kemikten çıkma durumunu kuvvet sensöründen gelen sinyal ve belirlenen sınır değerler ile belirlemişlerdir. Robotik kolun 3D görüntülerinden elde edilen ortalama konumlandırma hatasının $0,502 \pm 0,069$ mm, otomatik ve manuel olarak planlanan yollar arasındaki korelasyonun 0,975, otomatik olarak planlanan yollar ve riskli bölgeler arasındaki ortalama mesafe hatasının $0,279 \pm 0,401$ mm, delme esnasında otomatik durdurma algoritmasının % 0 oranında hata yaptığını ve %70,53'ünün delinmeden durdurduğunu belirtmişlerdir [60]. Zhirong ve Dragos kemiklerde mikro delmede talaş oluşumu, kemik atılım derinliği ve kesme problemlerini araştırmışlardır. Kemik atılımında ses sinyalinin Dalgacık Dönüşümü özelliğini kullanmışlardır. Sığır kaburga kemiği ile yapmış oldukları deneyler sonucunda mikro delme işlemlerinde ses sinyalinin kullanılmasını kolay ve uygulanabilir bir potansiyele sahip olduğunu savunmuşlardır [61]. Fernando ve ark. admitans kuvvet kontrol tabanlı kemik atılımı algılayabilen bir medikal matkap tasarlamışlardır. Tasarlanan sistemde belirlenen referans kuvvet ve ilerleme hızı değerleri ile kemik delme işlemini gerçekleştirmektedir. Kemik atılımı algılama algoritmasında pozisyon hatası ve hatanın türev özelliğini kullanmışlardır. Yapmış oldukları deneyler sonucunda sistemin ikinci kortikalden çıkmadan ortalama 1,3 mm önce durduğunu göstermişlerdir [62]. Zakeri ve ark. kemik delme işlemi esnasında ortaya çıkan

seslerin kemik dokularını sınıflandırmak için kullanılıp kullanılmayacağını araştırmak için bir çalışma yapmışlardır. Çalışmada altı sığır tibia kemiğinin kortikal ve süngerimsi dokularını delmiş ve ortaya çıkan sesleri kaydetmişlerdir. Kaydedilen ses sinyallerinin her kemik katmanı için kısa süreli Fourier Dönüşümü katsayıları ve ortalamalarını özellik olarak kullanmışlardır. Elde edilen özellikleri Destek Vektör Makinesi ile sınıflandırmış ve kemik dokularını sınıflandırmada maksimum %83 başarı oranına ulaştıklarını çalışmalarında göstermişlerdir. Böylelikle delme esnasında kemik dokularının ses sinyali ile tespit edilebileceğini savunmuşlardır [63]. George ve ark. daha önce geliştirmiş oldukları ODRO adlı otomatik delme işlemi gerçekleştiren ortopedik robotu geliştirmişlerdir. Robot boyutlarının ve ağırlığının cerrahi gereksinimlerini mümkün olduğunca küçük olacak şekilde yeni bir mekanik yapı tasarımı önermişlerdir. Yeni tasarımda, doğrusal aktüatörün eksenini ve dönme eksenini paralel hale getirilmiştir. Kontrol sisteminde yeni bir mikro denetleyici yeni bir lineer hareket sürücüsü ve yeni bir kuvvet sensörü kullanılmıştır. Geliştirmeler ile daha az sinyal gürültüsü, daha iyi sinyal işleme ve robot ağırlığında %40 azalmaya neden olmuşlardır [18]. Markus Hessinger ve ark. insan vücuduna güç ve doğrulukla ilgili yardımcı olan giyilebilir yedi eksenli bir robotik sistem geliştirmişlerdir. Geliştirilen sistemin, kullanıcının hedef pozisyon doğruluğunu arttırdığını ve sondaj çalışmaları sırasında sabit itme kuvveti sağladığını savunmuşlardır. Konum hatasını en aza indirmek için eklem hızlarına bağlı olarak, bir ters kinematik algoritması kullanmışlardır. Geliştirilen sistemde bulunan moment sensörleri ile kullanıcının hareket etme isteğini algılamışlardır. Sabit itme kuvveti ile pozisyon kontrollü delme işlemi için ise hibrit kuvvet pozisyon kontrolü kullanmışlardır. Geliştirilen sistemin yapılan deneyler sonucunda maksimum 1,27 mm'lik bir pozisyon hatası ve maksimum 1 N'luk bir kuvvet hatası olduğu sunulmuştur [64]. Kais I. Abdul-lateef Al-Abdullah ve ark. mevcut literatürde, süngerimsi dokular için kemik frezeleme konusunda bilgi eksikliği bulunduğunu savunmuşlardır. Yapay Sinir Ağları kullanılarak, süngerimsi özellikleri olan yapay dokularda kemik frezelemesinin gerçek deneysel ölçüm verilerine dayanarak uygun kuvvet ve sıcaklık modellerini çıkarmışlardır. Oluşturulan modeller ilerleme hızı ve matkap hızı sonucunda oluşacak kuvvet ve sıcaklığı modeller. İtme hızı ve matkap hızı ile kuvvet arasındaki modelde 0,996 korelasyon katsayısına ulaşmışlardır. Oluşturulan modellerin, gerçek zamanlı kemik frezeleme optimizasyonu ve kontrolü için kullanışlı olduğunu savunmuşlardır [65]. Fengqing Guan ve ark. ortopedik

robotlar için ses sinyallerine dayanan bir kemik tabakası tanıma yöntemi önermişlerdir. Yöntemde, delme işlemi sırasında toplanan ses sinyalinin Hızlı Fourier Dönüşümü ve frekans dağılım algoritması ile kemik delme durumunu tanımlaması yapmışlardır. Bu algoritma çıktıları ile Yapay Sinir Ağını eğitmişlerdir. Delme durumu doğruluğu %84,2 olarak belirtilmiştir. Ses sinyallerinin kemik tabakalarının tanınmasın oldukça başarılı olduğunu savunmuşlardır [48]. Kais ve ark. robotik cerrahi için kuvvet sensörü ile kemik frezeleme sırasında farklı kemik tabakalarını algılayabilen bir yöntem geliştirmişlerdir. Çalışmada daha önce yapılan çalışmalarda kemik tabakası tanımlamada bir sınır değeri kullanıldığını ve bu sınır değerinin önceden belirlendiğini savunmuşlardır. Geliştirdikleri sistemde farklı dalma ve dönme hızları ile yapılan deneyler sonucunda alınan veriler kullanılarak Yapay Sinir Ağları eğitmişler. Eğitim çıktısı eşik değeri olarak belirtilmiştir. Geliştirilen sistem ile kemik katmanlarını tanımlama kuvvet sınır değerleri oluşturulan Yapay Sinir Ağı modeli ile belirlediklerini ve üç farklı kemik yoğunluğunu tanımlayabilen bir yöntem geliştirdiklerini belirtmişlerdir [66].

Güncel yaygın literatür incelendiğinde hiçbir çalışmada maliyet ve montaj zorluğu bulunan kuvvet sensörü kullanılmadan, hız kontrolü yapılan bir matkabın elektriksel sinyallerinin analizi ile delme işlemlerinde kemik atılımı algılaması konusunda herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu çalışmada bir ortopedik matkabın parametrelerinin Doğrusal Olmayan En Küçük Kareler Yöntemi (The Non-linear Least Squares (NLS)) ile çıkartılıp, model hatalarını minimize etmek için sezgisel Genetik Algoritma (GA) ile en iyileme yapılmıştır. Oluşturulan model ve parametreler kullanılarak Oransal İntegral (Proportional Integral (PI)), Doğrusal Kuadratik Regülatör (Linear Quadratic Regulator (LQR)) ve Model Öngörülme Kontrol (Model Predictive Control (MPC)) yöntemleri tasarlanmış ve parametreleri belirlenmiştir. Tasarlanan kontrol yöntemleri bir hız kontrol stratejisine sahip olup, sürtünme veya yük değişiminden kaynaklanan hız değişimlerini minimize etmeye çalışmaktadır.

Bu anlamda delme işlemi sırasında kontrolcüler hız değişimlerini minimize etmek için kontrol sinyalinde değişimler meydana getirmektedir. Bu çalışmada tasarlanan kontrol yöntemleri ve deney düzeneği ile Kontrplak-Polistiren-Kontrplak ve koyun uyluk kemikleri delinmiştir. Delme sırasındaki tüm veriler toplanmış ve sınıflandırıcılar ile delme sırasında matkap ucu durumları öğretilmiş ve test verileri

ile test edilmiştir. Sisteme montaj zorluğu ve maliyeti olan kuvvet sensörü olmadan hız kontrollü bir matkabın elektriksel sinyalleri kullanılarak matkap ucu durumları belirlenerek kemik atılımı tespiti yapılmıştır.

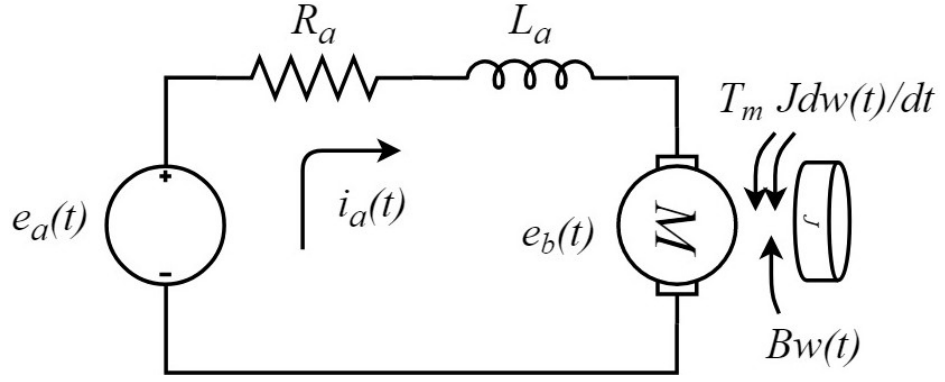


2. ORTOPEDİK CERRAHİ DA MOTOR MODELİ VE KONTROLÜ

Konvansiyonel kontrol sistemlerini tasarlamak ve sistemi kontrol edebilmek için transfer fonksiyonu ve transfer fonksiyonundaki parametrelerin kesin olarak veya çok düşük bir hata ile bilinmesi gerekir [67]. Sistem ne kadar iyi modellenir ise kontrol yöntemi o kadar iyi tasarlanır ve kontrol gerçek sistemde o kadar verimli bir şekilde çalışır. Sistem tanımlama, deneysel planlama, model seçimi, alınan veriler ile parametre tahmini ve elde edilen modelin test edilmesi aşamalarını içerir. Sistem modelinin ve parametrelerin belirlenmesi, sistem karakteristik denklemlerin oluşturulmasını ve böylelikle yüksek performanslı kontrol sistemleri tasarlanmasını sağlar [68]. Modeli bilinen bir sistemde parametrelerin tahmin edilebilmesi için sistemin girişine verilen sinyal ve çıkışından alınan sinyallerin bilinmesi gerekir. Bu veriler ile modeldeki parametre değerleri giriş ve çıkış arasındaki ilişkiyi en iyi ve doğru şekilde kurmak için tahmin edilebilir. Hız kontrolünü geleneksel bir kontrol ile tasarlayabilmek için prosesin dinamik modelinin bilinmesi zorunludur. Bu bölümde çalışmada kullanılan Doğru Akım (DA) matkap motorunun matematiksel modeli açıklanmıştır. Model üzerindeki parametrelerin tahmin edilmesi için Doğrusal Olmayan En Küçük Kareler Yöntemi (The Non-linear Least Squares (NLS)) ve Genetik Algoritma (GA) metodolojileri açıklanmıştır. Çalışmada kullanılan fiziksel sistemi kontrol edecek Doğrusal Quadratik Regülatör (Linear Quadratic Regulator (LQR)), Model Öngörülü Kontrol (Model Predictive Control (MPC)) ve geleneksel Oransal – integral (Proportional Integral (PI)) kontrolcü metodolojileri açıklanmıştır.

2.1 Doğru Akım Motor Modeli

DA motorlar endüstride ve hayatımızın birçok alanında oldukça sık karşılaşılan ve tercih edilen bir motor tipidir. Tercih edilmesinin en büyük nedenlerinden biri üretim süreci ve maliyetinin oldukça az olmasıdır. Matematiksel modeli diğer karmaşık makinelere göre daha basit olmasından dolayı parametreleri doğru bilinen bir DA motoru kontrol etmek oldukça kolaydır. Çalışmada kullanılan sabit mıknatıslı DA motor modelinde elektriksel ve mekaniksel olarak iki bölümde incelenmiştir (Şekil 2.1).



Şekil 2.1 DA Motor Modeli

Elektriksel Model

$$e_a(t) = i_a(t) \cdot R_a + L_a \cdot \frac{di_a(t)}{dt} + e_b(t) \quad [2.1]$$

Zıt EMK;

$$e_b(t) = K_b \cdot w(t) \quad [2.2]$$

Elektriksel model ve mekaniksel model arası ilişki;

$$T_m(t) = K_m \cdot i_a(t) \quad [2.3]$$

Mekanik model;

$$T_m(t) = B \cdot w(t) + J \cdot \frac{dw(t)}{dt} + T_L(t) \quad [2.4]$$

Sonuç olarak DA motor durum denklemleri;

$$\begin{bmatrix} \dot{w}(t) \\ \dot{i}_a(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B}{J} & \frac{K_m}{J} \\ -\frac{K_b}{L} & -\frac{R}{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w(t) \\ i_a(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{L} \end{bmatrix} e_a(t) \quad [2.5]$$

$$w(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w(t) \\ i_a(t) \end{bmatrix} \quad [2.6]$$

ile ifade edilir. Redüktörlü motor modelinde ise toplam sistem ataleti ve sürtünme kat sayısı değişmektedir.

Toplam sürtünme ve atalet;

$$B_t = B + B_r red^2 \quad [2.7]$$

$$J_t = J + J_r red^2 \quad [2.8]$$

Redüktör oranı kullanılan redüktör için sabit olup $red=1/16$ 'dır.

2.2 Parametre Tahmini

Dinamik sistemlerde bilinmeyen parametrelerin tahmini hata analizi, kontrol ve sistem davranışlarını tahmin edebilmek için oldukça önemlidir. Yüksek performanslı denetleyici tasarlamak için motor parametrelerinin bilinmesi veya tahmin edilmesi gerekir [69]. Çalışmada parametre tahmininde önce NLS kullanılmış, NLS sonucunda ortaya çıkan parametreleri iyileştirmek için heuristik optimizasyon algoritmalarından biri olan GA kullanılarak model hatası minimize edilmiştir.

2.2.1 Doğrusal Olmayan En Küçük Kareler Yöntemi

Doğrusal Olmayan En Küçük Kareler Metodu, veri eşleştirmede ve parametre tahmininde oldukça sık kullanılan bir yöntemdir. Yöntem, verileri eşleştirirken elde edilen hataların karelerini alarak hatayı minimize eden parametreleri bulmayı

hedefler [70]. Doğrusal olmayan $f(x)$ fonksiyonunu minimize eden x i bulan denklem;

$$\min_x f(s) \equiv \min_x \frac{1}{2} \|r(x)\|_2^2 = \min_x \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m r_i(x)^2 \quad [2.9]$$

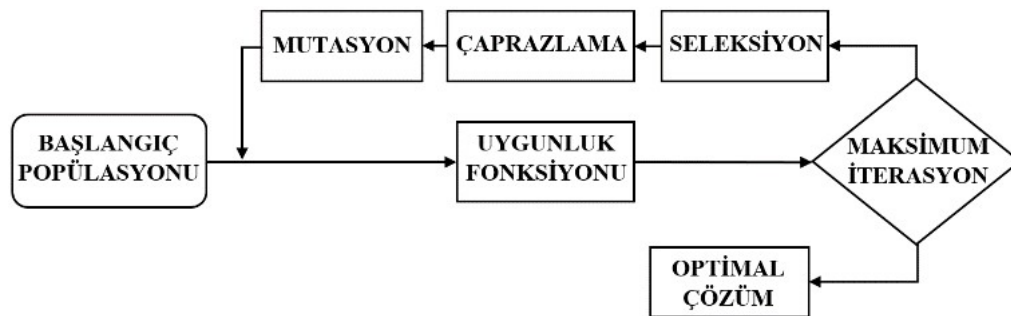
$$r(x) = \begin{pmatrix} r_1(x) \\ \vdots \\ r_m(x) \end{pmatrix} \in R^m \quad [2.10]$$

$$r_i = y_i - M(x, t_i) \quad i = 1, \dots, m \quad [2.11]$$

Burada y_i , t_i zaman vektörü ile uyuşan ölçülen verileri ve M doğrusal olmayan fonksiyonu temsil etmektedir.

2.2.2 Genetik Algoritma

Genetik Algoritma, saf biyolojik evrimi temel alan bir optimizasyon yöntemlerinden biridir. GA, bir soruna daha iyi çözümler üretmek için en uygun çözümlerin hayatta kalması prensibini temel alan bir potansiyel çözüm tabanlı çalışır. GA, karmaşık birçok probleminin en uygun çözümlerini bulmak için oldukça sık kullanılan bir algoritmadır. Özellikle doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümleri için iyi bir en uygun çözümü gösterir [71]. Kısacası oldukça geniş bir uygulama alanına sahiptir. John Holland, Darwin'in evrim teorisini temel alarak bu algoritmayı duyurdu [72]. Daha sonra, öğrencisi Goldberg 1989'da GA'yı geliştirdi [73]. GA akış şeması gösterilmiştir (Şekil 2.2).



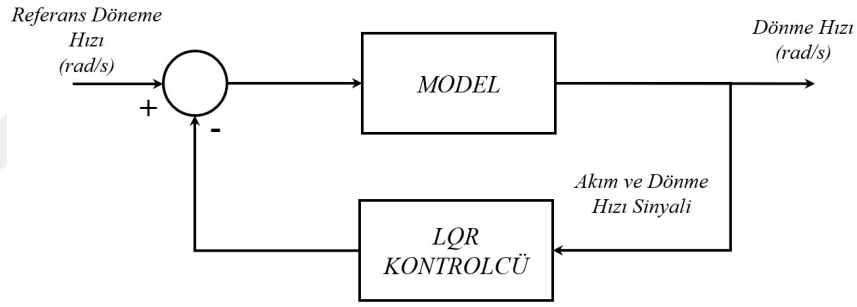
Şekil 2.2 Genetik Algoritma Şeması

2.3 Kontrol Metodolojileri

Elde edilen parametreler ve model ile kontrolde oldukça sık kullanılan LQR, PI ve MPC kontrol yöntemleri kullanılmıştır. Bu bölümde çalışmada kullanılan kontrol yöntemlerinin metodolojisi ve tasarlanan yöntemlerin birim basamak tepkileri ve performansları belirtilmiştir.

2.3.1 Doğrusal Kuadratik Regülatör

Doğrusal Kuadratik Regülatör Kontrol Yöntemi, Optimal Kontrol Teorisi'ne dayanan ve durumların değişimini geri besleme olarak kullanan bir kontrol yöntemidir [74]. Bu yöntem ile geri besleme vektörü, kutupların manipülasyonuna gerek kalmadan hesaplanabilmektedir. LQR kontrolün çalışma sistemi maliyet fonksiyonunun minimizasyonuna dayanmaktadır. DA motor için LQR kontrol şeması basit bir şekilde belirtilmiştir (Şekil 2.3).



Şekil 2.3 LQR kontrol şeması

Doğrusal zamanla değişmeyen bir sisteminin durum denklemi;

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad [2.12]$$

$$y(t) = Cx(t) + Du(t) \quad [2.13]$$

için K durum geri besleme vektörü;

$$u(t) = -Kx(t) \quad [2.14]$$

İfade edilir. K vektörü ise J performans indeksi ile hesaplanır.

$$J = \int_0^{\infty} [x^T(t)Qx(t) + u^T(t)Ru(t)]dt \quad [2.15]$$

Burada Q ve R matrisleri tasarılayıcı tarafından belirtilen ve;

$$Q = Q^T \geq 0 \quad R = R^T > 0 \quad [2.16]$$

Olacak şekilde tanımlanır. K vektörü;

$$K = R^{-1}B^T Px(t) \quad [2.17]$$

Tanımlanır. Burada ki P ise Rikatti denklemini kullanılarak;

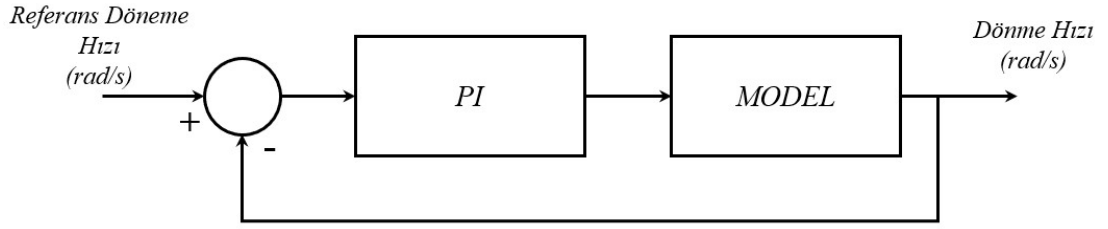
$$A^T P + PA - PBR^{-1}B^T P + Q = 0 \quad [2.18]$$

ile hesaplanır.

2.3.2 Oransal – integral kontrol

PI kontrol, hata sinyalinin oransal ve integral toplamlarını kullanarak sistemi kontrol etmemizi sağlayan, uygulanabilirliği kolay bir kapalı çevrim kontrol metodudur [75].

$$c(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t)dt \quad [2.19]$$



Şekil 2.4 PI kontrol şeması

Burada K_p oransal ve K_i integral kontrol katsayılarını temsil eder. Hata sinyali $e(t)$ verilen referans girişi ile model çıkışı arasındaki farkı temsil etmektedir. PI hata sinyaline göre kontrol sinyali $c(t)$ 'yi oluşturur. PI ile kapalı çevrim sistem hatalarını minimize eder ve sistem, bozucu etkilere karşı düzenleyici tepki gösterebilir hale gelir.

2.3.3 Model öngörülü kontrol

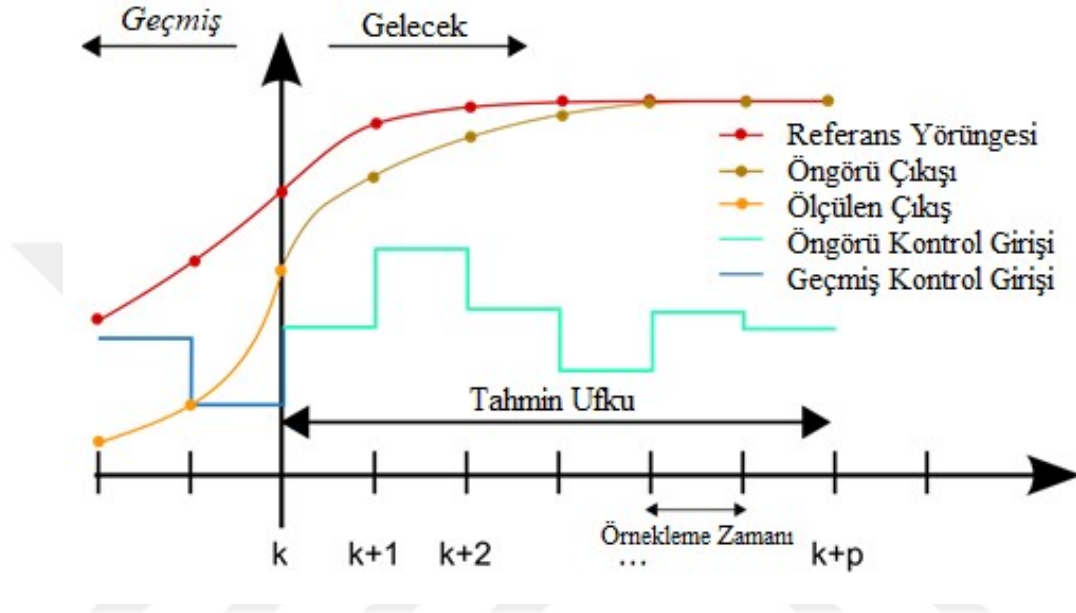
Model Öngörülü Kontrol, kontrol edilecek sistem modeline göre tasarlanan bir kontrol yöntemidir. Model Öngörülü Kontrol uygulamalarda oldukça başarılı ve gelişmiş bir kontrol yöntemidir [76].

Model Öngörülü Kontrol yönteminin genel hedefleri önem sırasına göre Qin ve Badgwell'e göre aşağıdaki gibi sıralanmıştır;

- Giriş ve çıkış limitlerinin dışına çıkmasını önleme,
- Bazı çıkışları belirli limitlerde tutarken bazı çıkış sinyallerini referans değerde tutmaya çalışma,
- Girdi değişkenleri, kalan serbestlik derecelerini kullanarak sabit durumdaki en uygun değerlerinde tutma,
- Girdi değişkenlerinin ani değişimlerine uygun tepki verme,
- Algılayıcı ve sistem arızalandığında, sistemi mümkün olduğunca kontrol altında tutmaktır [77].

Sistemin geçmişteki ve şu andaki; giriş, çıkış ve belirlenen sınırlarına bakılarak optimizasyon kriterine göre en uygun kontrol sinyalini hesaplar. Sisteme uygulanacak kontrol sinyali ile sistemin gelecekteki davranışını hesaplar. Kontrol sinyalinin üretilmesinde Kayan Ufuk Yöntemi'nden yararlanır. Bu yöntemde her

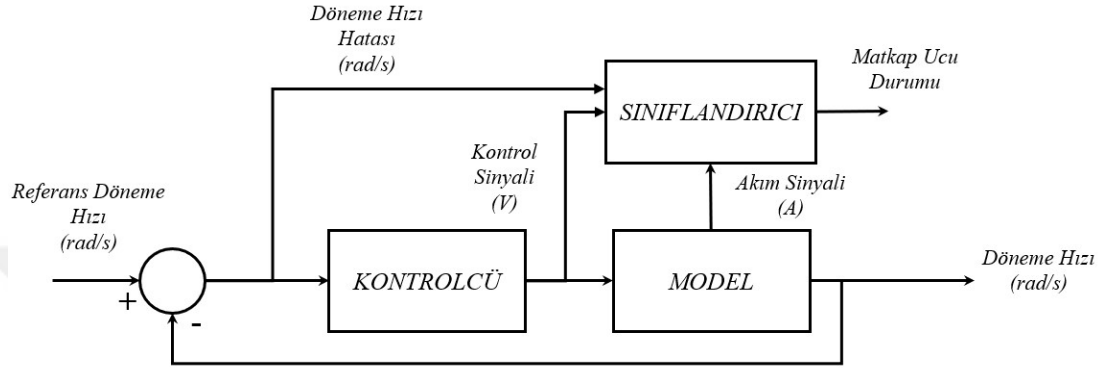
adımında hesaplanan kontrol sinyalinin ilk değeri sisteme uygulanır [78]. Tek çıkışlı ve tek girişli bir sistemin MPC ile kontrol aşamaları ve çalışma prensibi grafiksel olarak açıklanmıştır (Şekil 2.4). Stratejide, k ile gösterilen örnekleme anında kontrol sinyalinin $u(k+i-1)$, $i=1,2,\dots,M$ değerini hesaplar. Gelecekte uygulanacak kontrol sinyali p kontrol ufkuna kadar hesaplanır.



Şekil 2.5 MPC kontrol grafiği

3. GÜÇ TABANLI KEMİK ATILIMI SINIFLANDIRICISI

Kemik atılımını doğru bir şekilde algılayabilmek için kemik katmanları ve delme durumlarını sınıflandırmak oldukça önemlidir. Dolayısı ile doğru belirlenen sınıflandırma makine öğrenmesinin başarılı bir şekilde çalışabilmesi için oldukça önemlidir.



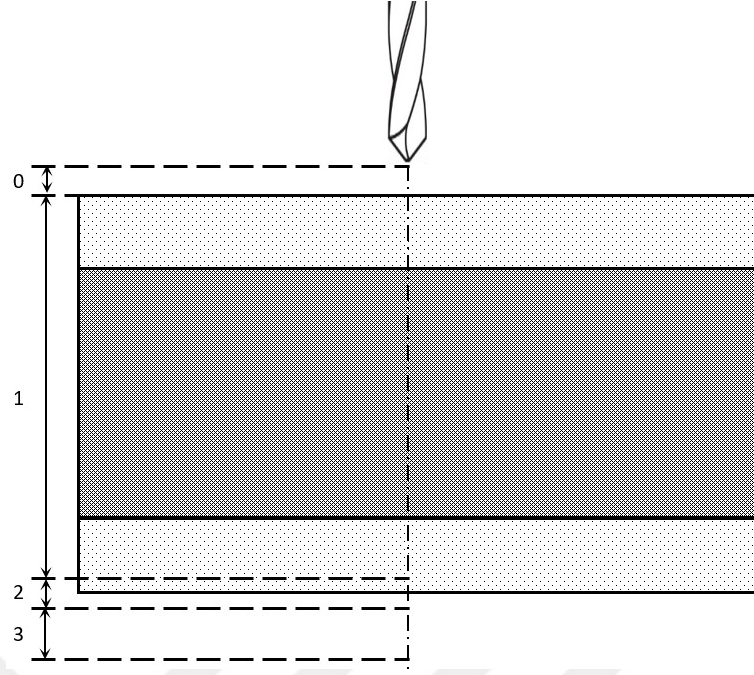
Şekil 3.1 Matkap ucu durum tanımlama şeması

Geliştirilen yöntem, kontrol edilen bir medikal matkabın çekmiş olduğu akım, gerilim, dönme hızı, dönme hızı hatası ve güç verileri bir sınıflandırıcıya sokularak matkap ucu durumunu çıktı olarak verir. Yöntem blok şema şeklinde açıklanmıştır (Şekil 3.1).

Bir delme sürecinde matkap ucunun durumu hakkında 4 (Şekil 3.2) veya 9 farklı durum dikkate alınabilir (Şekil 3.3).

4 Sınıflı durum tanımlamaları;

- Durum 0 (Boşta): Matkabın herhangi bir dokuya temas etmediği boştaki durumu temsil eder,
- Durum 1 (Deliyor): Matkap ucunun kemiğe ilk temas ettiği nokta ile ikinci kortikalden çıkmadan 1 mm önceki ilerlemesini temsil eder,
- Durum 2 (Çıkıyor): Matkap ucunun ikinci kortikalden çıkmadan 1 mm önce ile 1mm sonrasını temsil eder,
- Durum 3 (Tamamen Çıktı Boşta): Matkabın ikinci kortikalden çıktıktan 1 mm sonrası ile 3 mm sonrasını temsil eder.

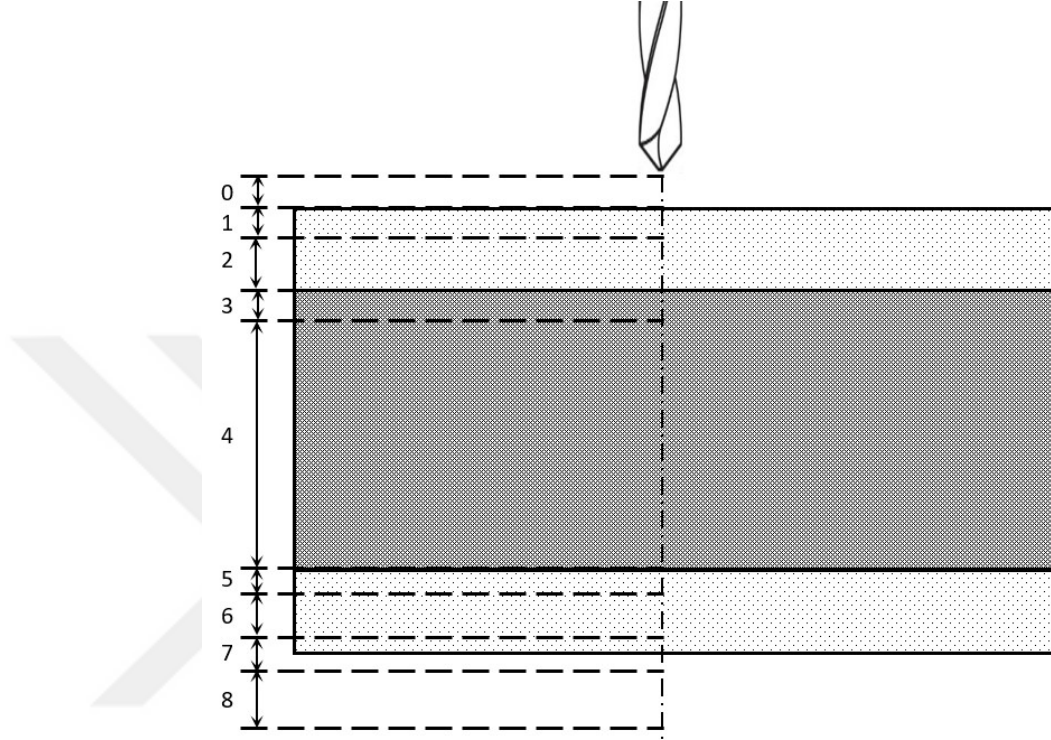


Şekil 3.2 4 Sınıf delme durum şeması

9 Sınıflı durum tanımlamaları;

- Durum 0 (Boşta): Matkapın herhangi bir dokuya temas etmediği boştaki durumu temsil eder,
- Durum 1 (Birinci Kortikale Giriyor): Matkap ucunun birinci kortekse ilk temas ettiği nokta ile 1 mm sonrasını temsil eder,
- Durum 2 (Birinci Kortikalde): Matkap ucunun birinci kortekse ilk temas ettiği noktanın 1 mm sonrası ile birinci kortikalden çıkmadan 1mm öncesini temsil eder,
- Durum 3 (Birinci Kortikalden Çıkıyor): Matkap ucunun birinci kortikalden çıkmadan 1 mm öncesi ile 1 mm sonrasını temsil eder,
- Durum 4 (Süngerimsi Dokuda): Matkap ucunun birinci kortikalden çıktıktan sonraki 1 mm ile ikinci kortikale giriş noktasını temsil eder,
- Durum 5 (İkinci Kortikale Giriyor): Matkap ucunun ikinci kortikale temas noktası ile 1 mm sonrasını temsil eder,
- Durum 6 (İkinci Kortikalde): Matkap ucunun ikinci kortikal temas noktasından 1 mm sonrası ile ikinci kortikal çıkışından 1 mm öncesini temsil eder,

- Durum 7 (Kemik Atılımı): Matkap ucunun ikinci kortikalden çıkmadan 1 mm öncesi ve 1 mm sonrasını temsil eder,
- Durum 8 (Tamamen Çıktı Boşta): Matkabın ikinci kortikalden çıktıktan 1 mm sonrası ile 3 mm sonrasını temsil eder.



Şekil 3.3 9 Sınıf delme durum şeması

Durumların tamamı deney sırasında kaydedilen video ve robot dalma hızları kullanılarak çıkartılmıştır. Her bir durumu tespit edebilmek için literatürde yaygın olan K-En Yakın Komşu ve Topluluk sınıflandırıcıları kullanılmıştır.

3.1 K-En Yakın Komşu Sınıflandırıcı

K-En Yakın Komşu Sınıflandırıcı (K-Nearest Neighbors (KNN)) kavramsal olarak oldukça basit ve sık kullanılan bir sınıflandırma yöntemidir. Özellikle veri madenciliğinde en çok kullanılan ilk 10 yöntemden biridir [79]. KNN sınıflandırıcı veri madenciliği, yapay zekâ çalışmaları, tıp ve biyoinformatik gibi birçok alanda kullanılan popüler bir yöntemdir. KNN uygulaması kolay ve analitik olarak izlenebilen bir yöntemdir. Yöntem eğitimde ve karar vermede verinin daha önceki eğitilmiş verilere olan k tane komşunun uzaklıklarına bakarak en yakın olan komşu

sayısına göre sınıfını seçer. Yöntem eğitimde ve karar vermede oldukça hızlı bir yöntemdir. Genellikle k değeri eşitlik olmasın diye tek sayı seçilir. Yeni gelen verinin komşuluk uzaklıkları hesaplanırken Kosinüs, Öklid ya da Manhattan uzaklığı gibi yöntemler kullanılır [80].

KNN’de oldukça sık kullanılan öklidiyen uzaklık;

$$D(a,b) = \sqrt{\sum_{i=1}^k (a_i - b_i)^2} \quad [3.1]$$

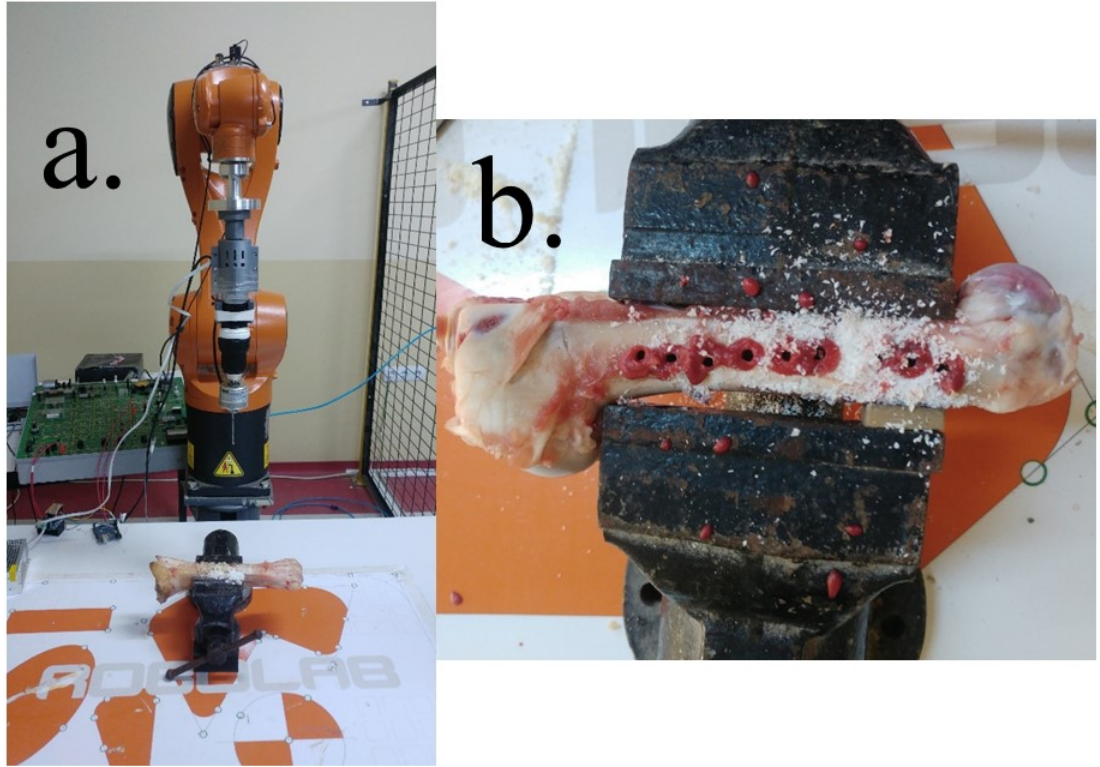
ile hesaplanır. Burada a yeni veriyi b ise komşuları temsil etmektedir. Belirlenen k kadar en yakın komşular belirlenir ve en yakın komşu sayısı hangi sınıfa daha yakınsa o sınıf seçilir. Sınıflandırıcıda k parametresi için bir kriter yoktur ve sezgisel olarak değerine karar verilir.

3.2 Topluluk Sınıflandırıcı

Ensemble Sınıflandırıcı bir sınıflandırma problemini çözmek için birden fazla sınıflandırıcı kullanarak ve stratejik bir şekilde bu sınıflandırıcıların kararlarını birleştirerek yeni bir karar üreten bir yöntemdir. Bu sınıflandırıcı yöntem sadece bir tane eğitilmiş sınıflandırıcının kararına değil eğitilmiş birden fazla sınıflandırıcının kararına göre bir karar üretir. Birden fazla sınıflandırıcıyı eğitmek için toplam veriden topluluklar oluşturulmalıdır. Topluluk oluşturmada Bagging, Boosting ve AdaBoost oldukça popüler yöntemlerdir. Çalışmada kullanılan Bagging Yöntemi eğitim verilerini rastgele seçerek n kadar eğitim guruplarına ayırır ve bu veri gurupları ile n tane sınıflandırıcı eğitir. Dolayısı ile her bir sınıflandırıcı birbirinden bağımsız kararlar verirler ve bu kararlar sonucunda alınan karar tek bir sınıflandırıcının belirleyeceği karardan daha performanslı olur [81].

4. DENEY DÜZENEĞİ VE DENEYSSEL ÇALIŞMA

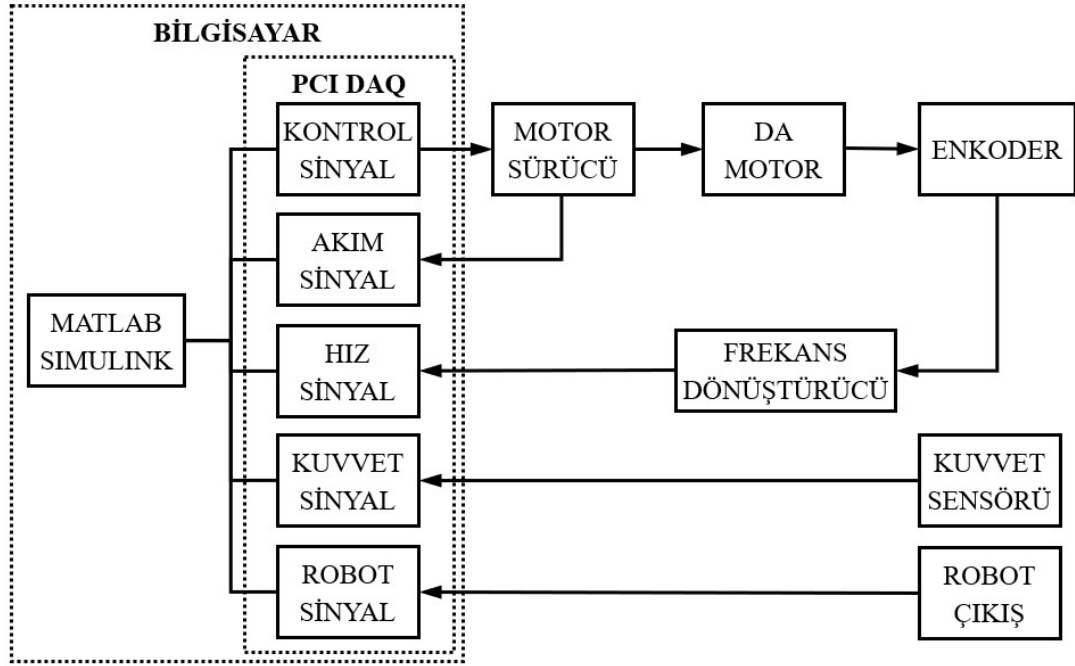
Çalışmada delme işlemi için gerekli olan moment ve dönme hareketini sağlaması için Dewalt 775C-9013SF-SR-CE DC motor, dönme hızını ölçmek için Opkon PRI 50H6 LTP 100 Z enkoder kullanıldı. DAS6025 DAQ PCI kartı kullanılarak verilerin toplanması ve deney düzeneğinin kontrol edilmesi sağlanmıştır. Veri toplama kartını, karta zarar verebilecek akım ve gerilimlerden korumak için kart çıkışı yalıtılmıştır. İtme kuvvetini ölçmek için ise FC22-3100000100-L yük hücresi kullanılmıştır. Delme materyali olarak Kontrplak-Polistiren-Kontrplaktan (12mm-20mm-12mm) oluşturulan bir kemik modeli ve koyun uyluk kemiği kullanılmıştır. Deney düzeneği ve koyun kemiği delme deneyi sonrası gösterilmiştir (Şekil 4.1).



Şekil 4.1 a. Deney düzeneği b. Koyun uyluk kemiği

Çalışmada verilerin toplanması ve motor kontrolleri için Intel (R) Core (TM) i7-4790 CPU @ 3.60Ghz (8 CPUs), 8192MB RAM, AMD Radeon R5 220 ekran kartlı Casper Nirvana masaüstü bir bilgisayar kullanılmıştır. Deneylerde tüm delme işlemlerinin standart dalma hızları ve belirlenen aralıklarda olması için KUKA KR900 robot manipülatörü takılan DA motoru ve redüktör ile Kuka Robot Language

KUKA Programing kullanılarak yapılmıştır. Tüm delme deneylerinde 3,5 mm çaplı Twisted matkap ucu (Orcer ®) kullanılmıştır motor modeli MATLAB/Simulink ile kurulmuş ve benzetimi yapılmıştır. Parametre tahmini için ise MATLAB Parametre Tahmini Araç Kutusu kullanılmıştır. Enkoderden alınan dijital darbelerin analog bir veriye dönüştürülmesi için frekans gerilim dönüştürücü kullanılmıştır. Parametre tahmini ve delme deneyleri belirtilen deney diyagramı ile yapılmıştır (Şekil 4.2).



Şekil 4.2 Deney düzeneği diyagramı

4.1 DA Motor Parametre Tahmini

Model parametrelerinin tahmin edilebilmesi için gerekli veriler belirtilen deney düzeneği yapılmıştır (Şekil 4.2). Öncelikle deneysel veriler ile K_b ve R_a bulunmuş daha sonra NLS kullanılarak diğer parametreler tahmin edilmiş ve son olarak ortaya çıkan parametrelerin tahmini iyileştirilmek için GA kullanılmıştır. Son olarak redüktör de dâhil edilerek tüm parametreler çıkarılmıştır.

4.1.1 K_b ve R_a nın bulunması

Parametre Tahmini Araç Kutusu, alınan veriler ile direk olarak çalıştırılırsa modeldeki sinyal ile gerçek çıkış sinyalini eşleştirmek için rastgele parametre değişiklikleri ile hesaplama yapılacak ve bu hesaplamaların gerçek ile çok farklı

olacaktır. Bunun için deneysel olarak bulunabilecek birkaç veri ve parametre sınırları ile parametre tahmini daha doğru bir şekilde yapılacaktır. Deney düzeneğinde DA motoruna uygulanan gerilim belirli aralıklar ile değiştirerek Çizelge 4.1'deki veriler alınmıştır.

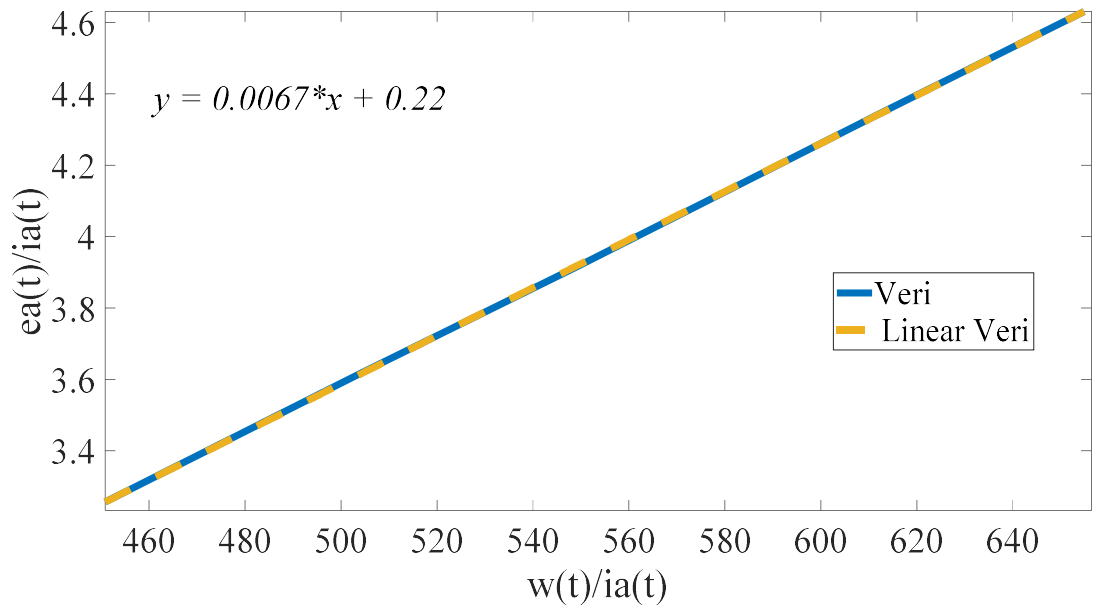
2.1 numaralı denklemde her terim i_a ya bölünürse;

$$\frac{e_a(t)}{i_a(t)} = K_b \cdot \frac{w(t)}{i_a(t)} + R_a \quad [4.1]$$

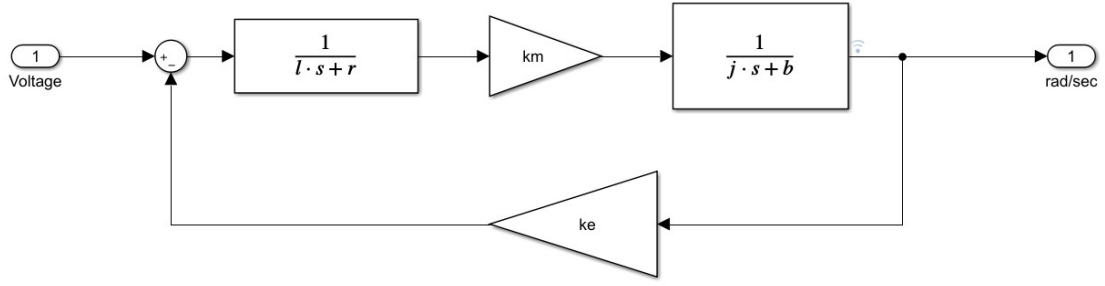
elde edilir.

Çizelge 4.1 Beş farklı gerilim deney tablosu

Gerilim (V)	Akım (A)	Dönme Hızı (rad/s)
6,057	1,863	838,39
6,988	1,934	973,88
7,972	2,034	1118,1
9,098	2,089	1282,4
10,08	2,177	1425,6



Şekil 4.3 Denklem 6'ya göre çizilen değerler.



Şekil 4.4 DA motor blok şeması

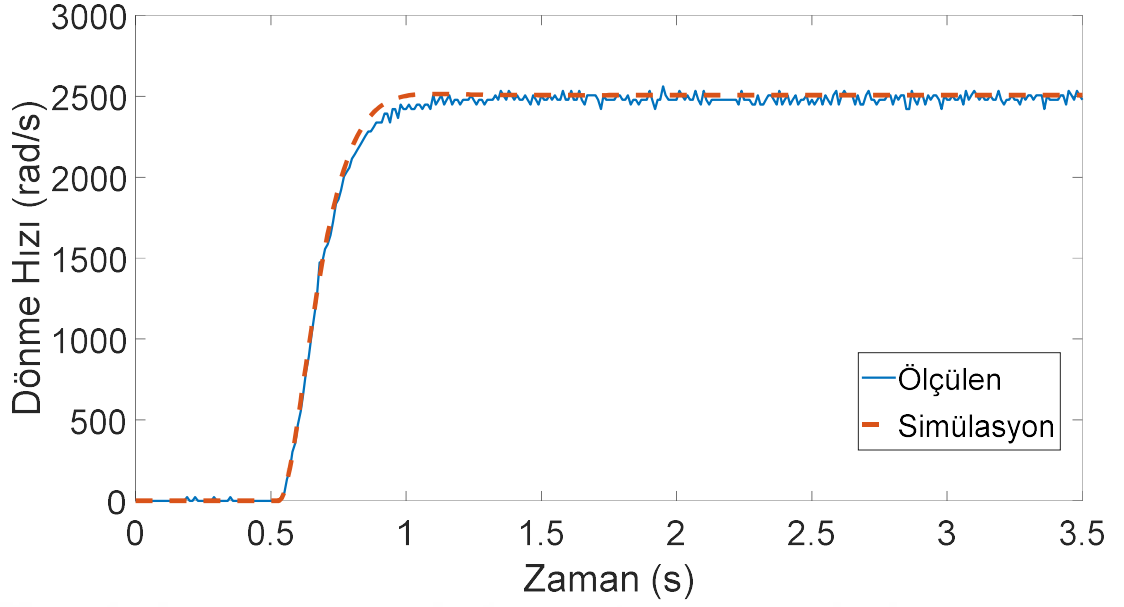
Alınan veriler 6 numaralı denklemde de görüldüğü gibi e_a/i_a ile w/i_a karşı bir grafik çizildi ve bu grafiğin doğrusal denklemi çıkarılır ise $y = K_b \cdot x + R_a$ şeklinde bir denklem elde edilir ve sonuçta K_b ve R_a parametreleri bulunmuş olur. K_b 0,0067 ve R_a 0,22 olarak hesaplanmıştır.

4.1.2 NLS ve GA iyileştirmesi uygulaması

Bu iki parametre ve K_m yaklaşık olarak K_b olduğu için K_m , K_b ve R_a parametrelerinin sınırları hesaplanan değerlerinin $\pm 1\%$ i olarak belirlenmiştir. J , B ve L ise 0-1 aralığında, hata sınır değeri 0,00001 maksimum iterasyon 1000 Metot NLS Trust-Region Reflective ile Parametre Tahmini Araç Kutusu çalıştırılmıştır. Parametre tahmini için belirtilen blok şema kullanılmıştır (Şekil 4.4). Elde edilen parametrelerin iyileştirilmesi için ise GA algoritma kullanılmıştır.

Çizelge 4.2 NLS ve GA yöntemleri ile parametre tahmin sonuçları

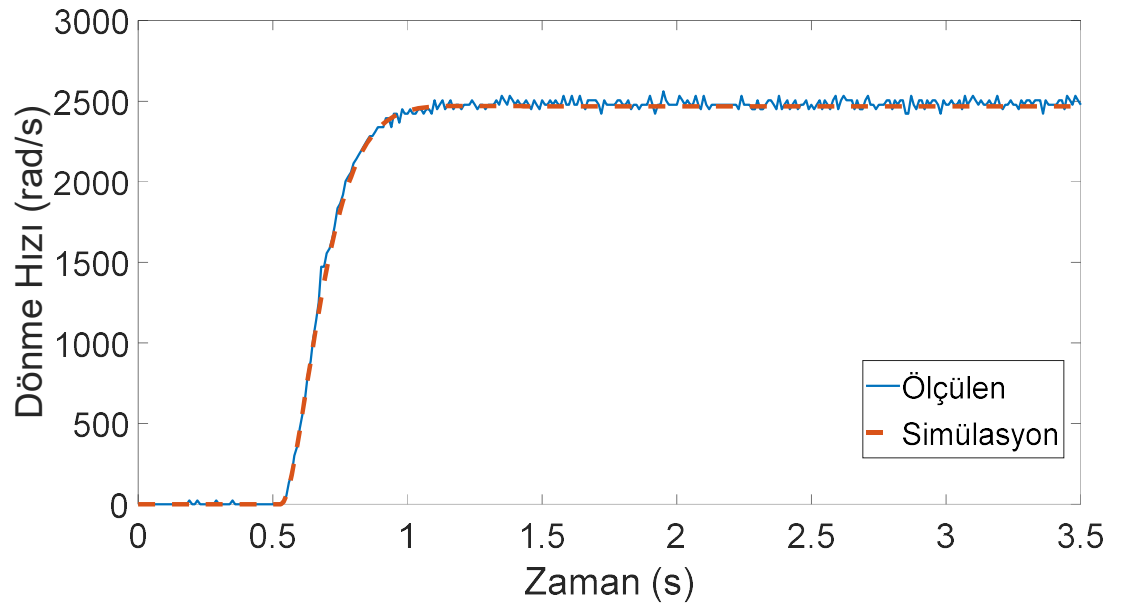
	B	J	K_b	K_m	L_a	R_a
NLS	$1,057 \times 10^{-5}$	$8,0179 \times 10^{-5}$	0,0068	0,0068	0,0268	0,2213
GA	$7,298 \times 10^{-6}$	$2,953 \times 10^{-5}$	0,0070	0,0062	0,0126	0,2493
Yüzde Hata (%)	-44,8	-171,5	2,86	-9,68	-112,70	11,23



Şekil 4.5 NLS ile parametre tahmininde adım tepkisi

Çizelge 4.2 de tahmin edilen parametreler ve yöntemler karşılaştırılmıştır.

NLS sonucunda tahmin edilen parametreler ve model ile motor nominal gerilimi olan 18V adım tepkisi ve gerçek sistem tepkisi karşılaştırılmıştır (Şekil 4.5). Görüldüğü üzere geçici ve sürekli durumlarda simülasyon sonuçları gerçek değerden daha fazla ve hatalıdır.



Şekil 4.6 Genetik algoritma ile parametre tahmini iyileştirme adım tepkisi

Görüldüğü üzere GA parametre iyileştirmesi sonucunda ise daha önceki geçici ve sürekli hallerdeki hataların oldukça azalmıştır (Şekil 4.6). Verilerin benzerliği analizinde oldukça sıkça kullanılan Ortalama Karesel Hata (Mean Square Error MSE), Kök Ortalama Karesel Hata (Root Mean Square Error RMSE), Toplam Karesel Hata (Sum Square Error SSE) ve Kök Toplam Karesel Hata (Root Sum Square Error RMSE) yöntemleri bu çalışmada tercih edilmiştir. Hata;

$$e_t = y_t - \bar{y} \quad [4.2]$$

ifade edilir. Burada y_t gerçek sistem verisini \bar{y} ise tahmin edilen veriyi temsil eder.

Ortalama Karesel Hata;

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad [4.3]$$

Kök Ortalama Karesel Hata;

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad [4.4]$$

Toplam Karesel Hata;

$$SSE = \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad [4.5]$$

Kök Toplam Karesel Hata;

$$SSE = \sqrt{\sum_{t=1}^n e_t^2} \quad [4.6]$$

ile ifade edilirler [82].

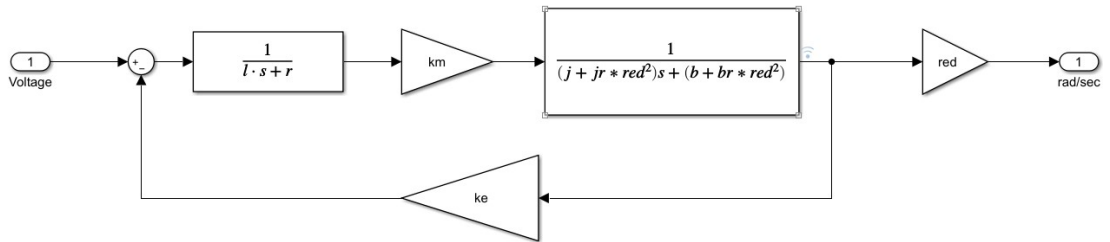
Çizelge 4.3 NLS ve NLS+GA parametre tahmin ile birim basamak tepki hataları

	MSE	RMSE	SSE	RSSE
NLS	1623,3	40,3	569791,5	754,8
NLS+GA	954,1	30,9	334887,8	578,7

Çizelge 4.3’de NLS ve NLS+GA yöntemleri ile tahmin edilen parametrelerin basamak tepkilerinin Ortalama Karesel Hata, Kök Ortalama Karesel Hata, Toplam Karesel Hata ve Kök Toplam Karesel Hata’ları karşılaştırılmıştır. Çizelge 4.3’de görüldüğü üzere NLS sonrası elde edilen parametreler ile yapılan hata analizi ve daha sonra NLS sonucunda ortaya çıkan parametrelerin GA iyileştirmesi hata analizi sonucunda parametre tahmini hatasını düşürülmüştür.

4.1.3 Redüktör ile DA motor parametre tahmini

Redüktörlü DA motor modelinde DA motor modeline ek olarak redüktör oranı, redüktörü ataleti ve redüktör sürtünme katsayılarında modele dahil edilir. DA motor parametre tahmini ile aynı işlemler motora takılan 1/16 redüktör ve redüktörlü DA motor modeline göre tekrar yapılmıştır (Şekil 4.7).



Şekil 4.7 Redüktörlü DA motor modeli

Şekil 4.7 ve daha önce belirlenen parametreler ile NLS tekrar çalıştırıldığında Çizelge 4.4'deki motor parametreleri elde edilmiştir.

Çizelge 4.4 Nihai DA motor parametreler

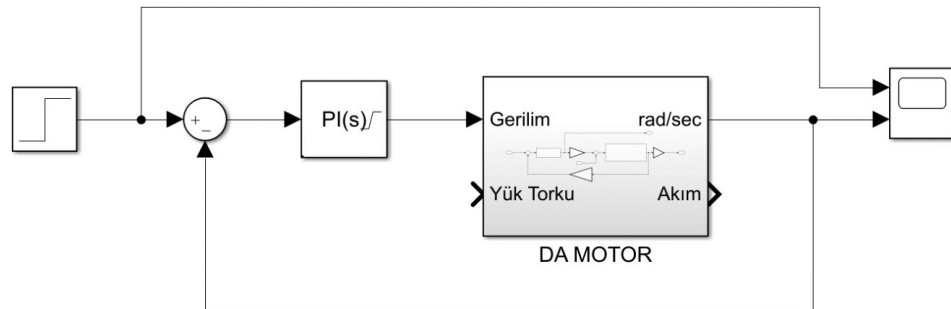
B_r (Nm.s/rad)	$4,5034 \times 10^{-4}$
J_r (Nm.s ² /rad)	0,01
B (Nm.s/rad)	$7,298 \times 10^{-6}$
J (Nm.s ² /rad)	$2,9534 \times 10^{-5}$
K_b (V.s/rad)	0,0070
K_m (Nm/A)	0,0062
L_a (H)	0,0126
R_a (Ω)	0,2493

4.2 Kontrol Tasarımları ve Delme Deneyleri

Çalışmada delme işlemi sırasında farklı delme durumlarında sinyal tepkilerini görebilmek için ilk olarak Kontrplak-Polistiren-Kontrplak daha sonra gerçek kemikte tepkilerini gözlemek için deneyler yapılmıştır.

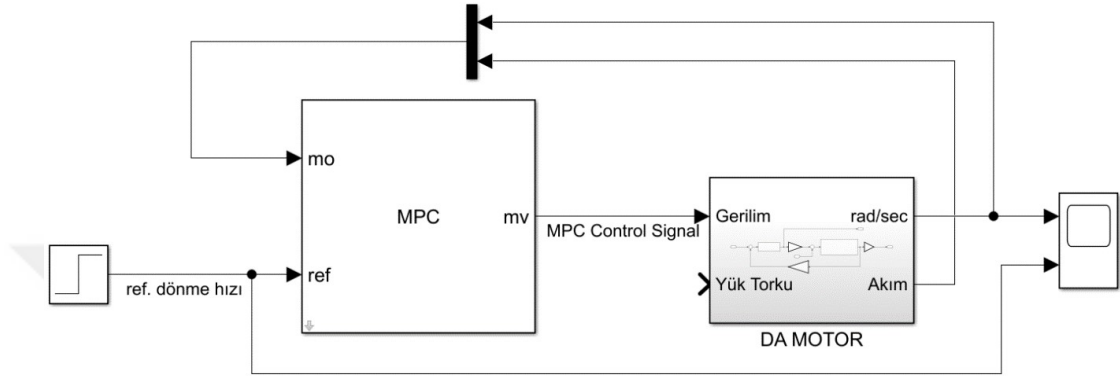
4.2.1 Kontrolcü tasarımları ve parametreleri

Bu bölümde motor modeli ve tahmin edilen parametreler kullanılarak belirlenen kontrol yöntemleri tasarlanmıştır. Çalışmada PI kontrol için K_p ve K_i parametreleri oluşturulan DA motor modeli ve tahmin edilen parametreler kullanılarak MATLAB PID Tuner Araç Kutusu ile $K_p = 0,1278257431$ ve $K_i = 0,7728319287$ olarak ayarlanmıştır. PI kontrol şeması gösterilmiştir (Şekil 4.8).

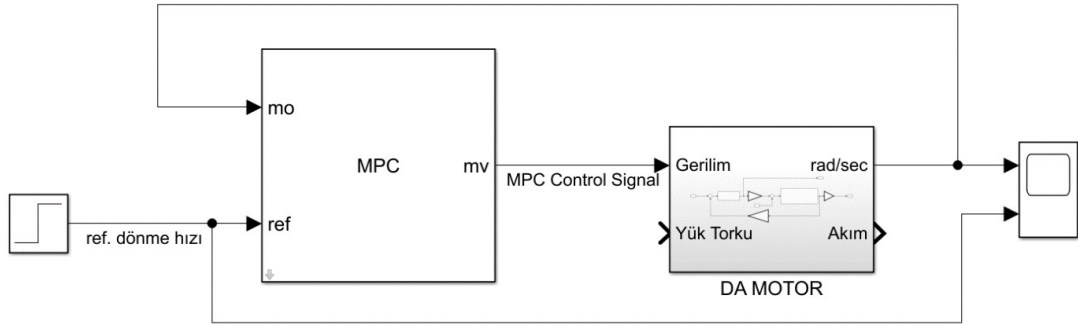


Şekil 4.8 PI kontrol tasarımı ve benzetimi

MPC de SI ve MI da T_s 0,01 saniye, Prediction Horizon 50 Control Horizon 4 olarak seçilmiştir. Bu parametreler, motor modeli ve sadece dönme hızı geri beslemeli sistem ile MATLAB MPC Araç Kutusu çalıştırılmış ve Manipulated Variables 0, Manipuated Variables Rate 0.1553, Output Variables 0.6440 olarak hesaplanmış ve MPC Tek Girişli (Single Input (SI)) kontrol tasarlanmıştır.



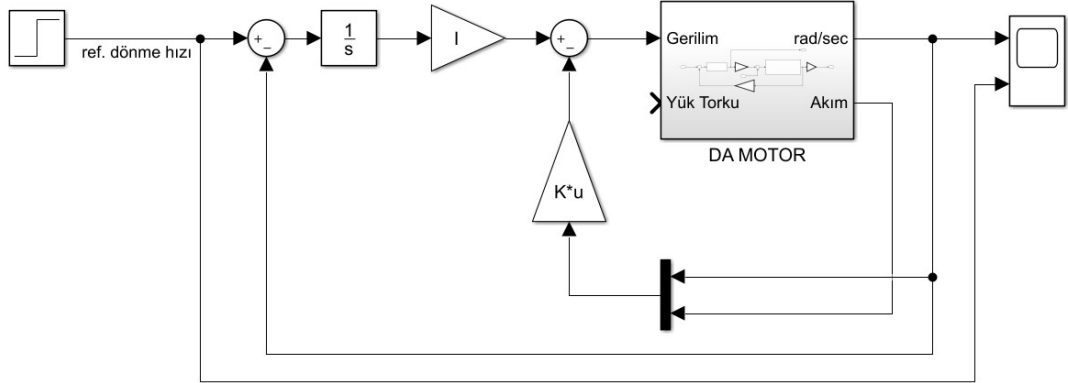
Şekil 4.9 MPC MI tasarımı ve benzetimi



Şekil 4.10 MPC SI tasarımı ve benzetimi

MPC SI deney şeması gösterilmiştir (Şekil 4.10). Aynı sistem hem akım hem de dönme hızı geri beslemeli MATLAB MPC Araç Kutusu çalıştırılmış ve Manipulated Variables 0 Manipuated Variables Rate 0.2054 Output Variables [0.4868,0] olarak hesaplanmış ve MPC Çok Girişli (Multi Input (MI)) kontrol tasarlanmıştır. MPC MI deney şeması gösterilmiştir (Şekil 4.9).

LQR kontrol Tijani ve arkadaşlarının kullanmış oldukları modelden yola çıkılarak tasarlanmıştır [83]. LQR $R=1$ ve $Q = \begin{bmatrix} 9400 & 0 \\ 0 & 40 \end{bmatrix}$ seçilmiş ve “ $lqr(A,B,Q,R)$ ” komutu ile $K = [87.128 \quad -16.283]$ hesaplanmış ve LQR kontrol tasarlanmıştır. LQR deney şeması gösterilmiştir (Şekil 4.11).



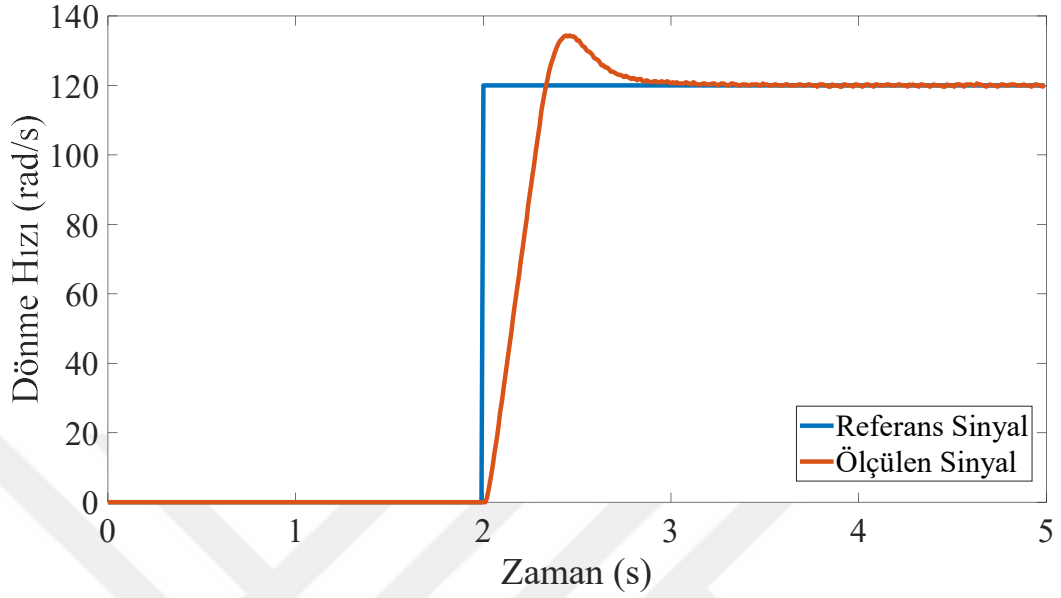
Şekil 4.11 LQR Kontrol tasarımı ve benzetimi

Tasarlanan kontrol yöntemleri performansları birbirine yakın tasarlanmaya çalışılmıştır. Tasarlanan kontrol yöntemleri performans indeksleri Çizelge 4.5’de gösterilmiştir.

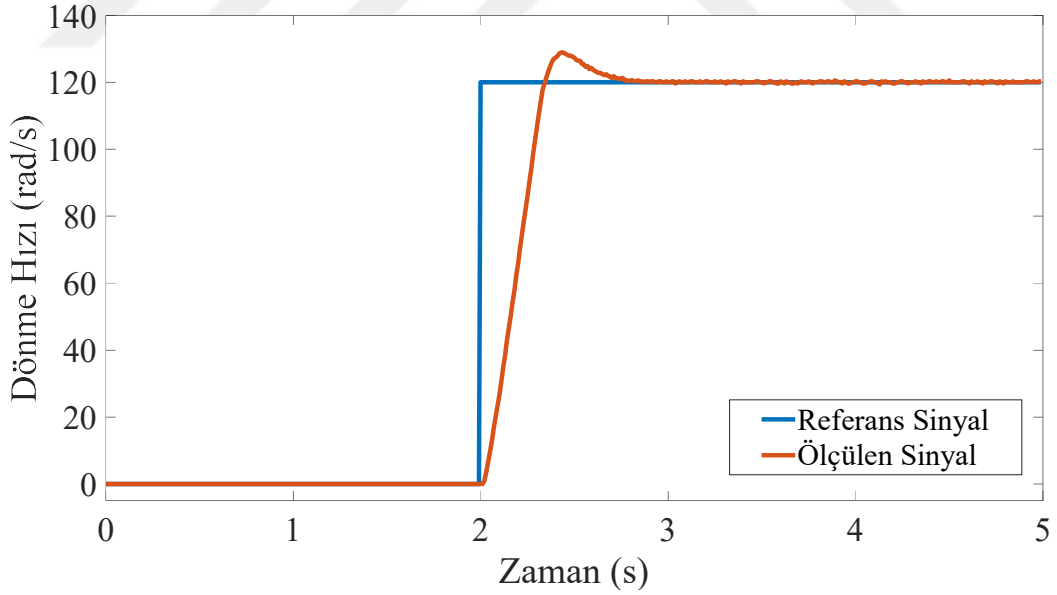
Çizelge 4.5 Kontrol performansları

	Gecikme Zamanı (s)	Yükselme Zamanı (s)	Oturma Zamanı (s)	Maksimum Aşma Zamanı (s)	Maksimum Aşma (%)	Sürekli Hal Hatası (rad/s)
LQR	0.1937	0.3123	0.5950	0.4200	7.1222	0.3068
MPC MI	0.1958	0.3169	0.6900	0.6900	2.2646	0.3068
MPC SI	0.1844	0.3039	0.5343	0.4400	7.3779	0.3068
PI	0.1766	0.2984	0.6277	0.4500	11.9798	0.3068

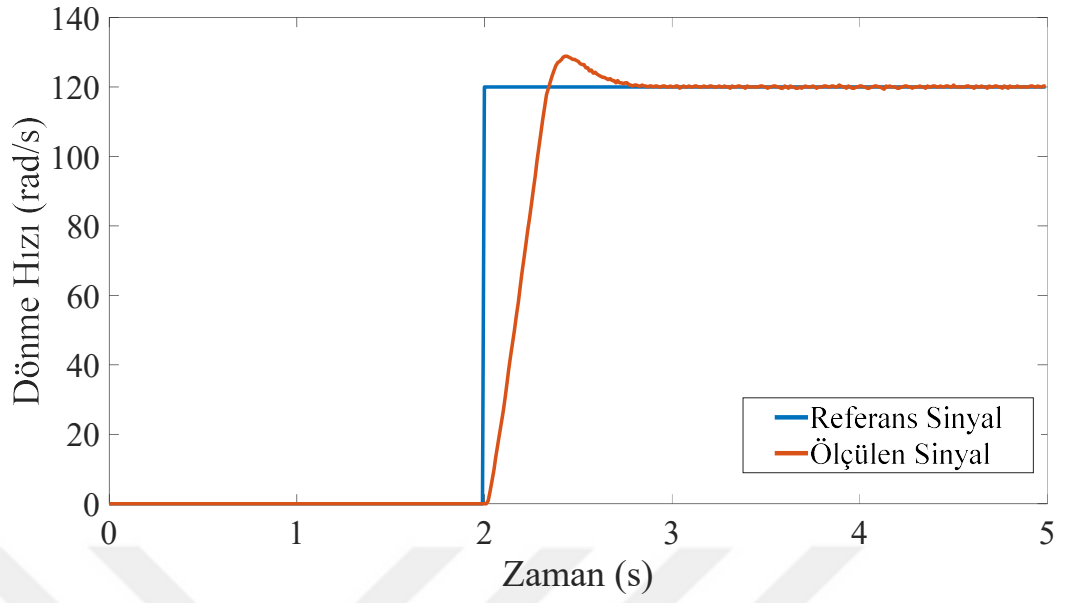
Oturma zamana bakıldığında 0.5343 saniye ile MPC SI en iyi performansı gösterirken maksimum aşmaya bakıldığında %2.2646 ile MPC MI olduğu belirlenmiştir.



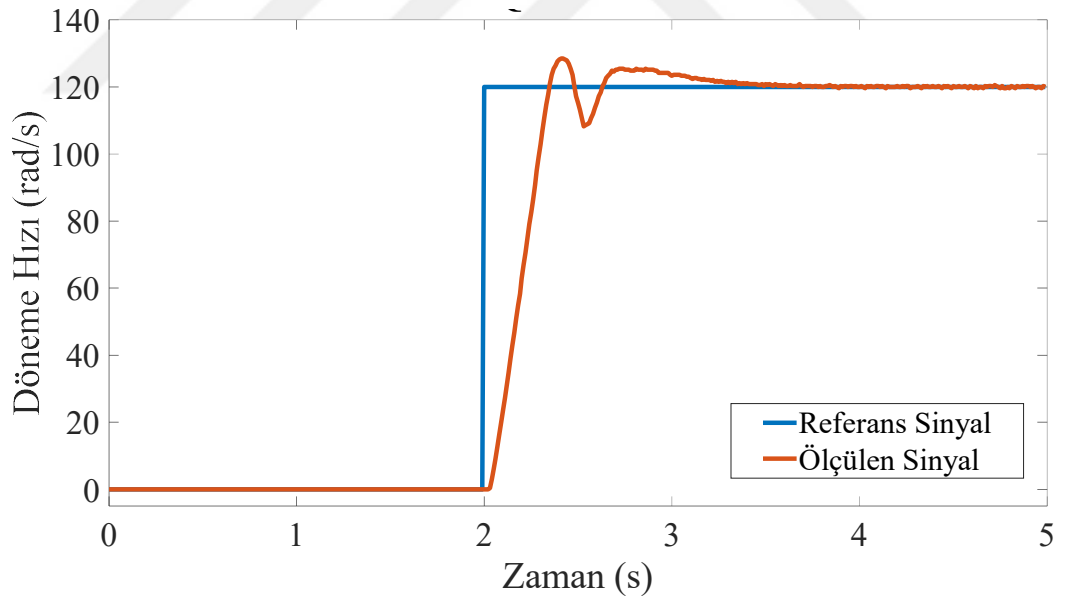
Şekil 4.12 PI kontrol birim basamak tepkisi



Şekil 4.13 MPC MI kontrol birim basamak tepkisi



Şekil 4.14 MPC SI kontrol birim basamak tepkisi



Şekil 4.15 LQR kontrol birim basamak tepkisi

Tasarlanan kontrol yöntemlerinin adım tepkileri belirtilmiştir (Şekil 4.12-15).

4.2.2 Kontrplak Polistiren Kontrplak deney planlaması

Mümkün olan tüm dalmaz hızları ve dönme hızlarında kemik atılımını algılamak hedeflenmiştir. Bu hedef ile birden fazla dalma hızları, dönme hızları ve PI kontrol ile 10'ar delik olmak üzere 8 farklı deney planlaması yapılmıştır. Tasarlanan deney planlaması Çizelge 4.6'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.6 Kontrplak Polistiren Kontrplak deney planlaması

Deney	1	2	3	4	5	6	7	8
İlerleme Hızı (m/s)	1	2	3	4	4	4	4	4
Dönme Hızı (rad/s)	100	100	100	100	60	90	120	150

Deney planlamasına uyularak deney düzeneği ile deneyler yapılmış ve tüm veriler veri toplama kartı ile kaydedilmiştir.

4.2.3 Koyun uyluk kemiği deney planlaması

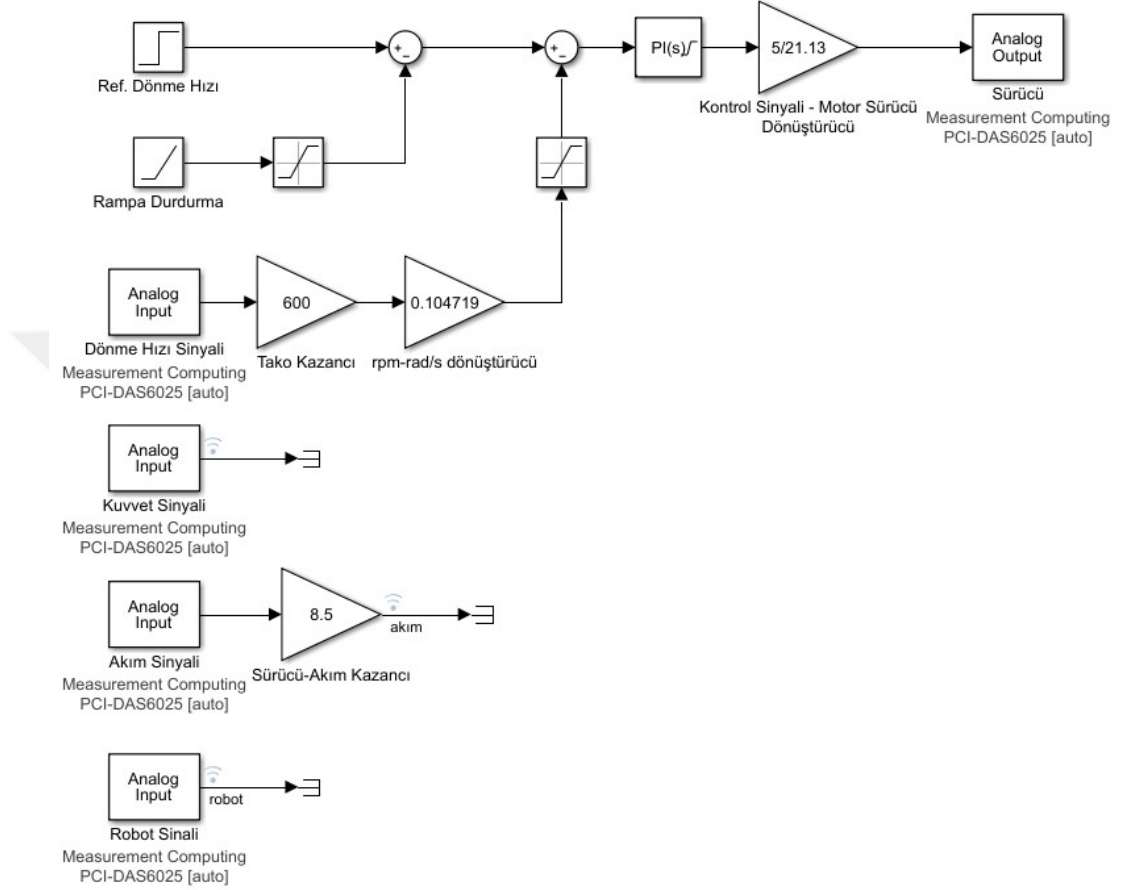
Kurulan deney düzeneği 120 rad/s sabit dönme hızı ve koyun uyluk kemiği ile her delikte akım, kontrol sinyali, güç ve kuvvet verilerinin alınması için Çizelge 4.7'de belirtilen deney planlaması yapılmıştır. Her deney 10 delikten oluşmaktadır. Deney planlamasına uyularak 8 adet koyun uyluk kemiği ile toplam 80 adet delik deneyi yapılmıştır. Tüm veriler veri toplama kartı ile kaydedilmiştir.

Çizelge 4.7 Koyun uyluk kemiği deney planlaması

Deney	1	2	3	4	5	6	7	8
Metot	PI	PI	MPC MI	MPC MI	MPC SI	MPC SI	LQR	LQR
İlerleme Hızı (mm/s)	1,0	0,8	1,0	0,8	1,0	0,8	1,0	0,8

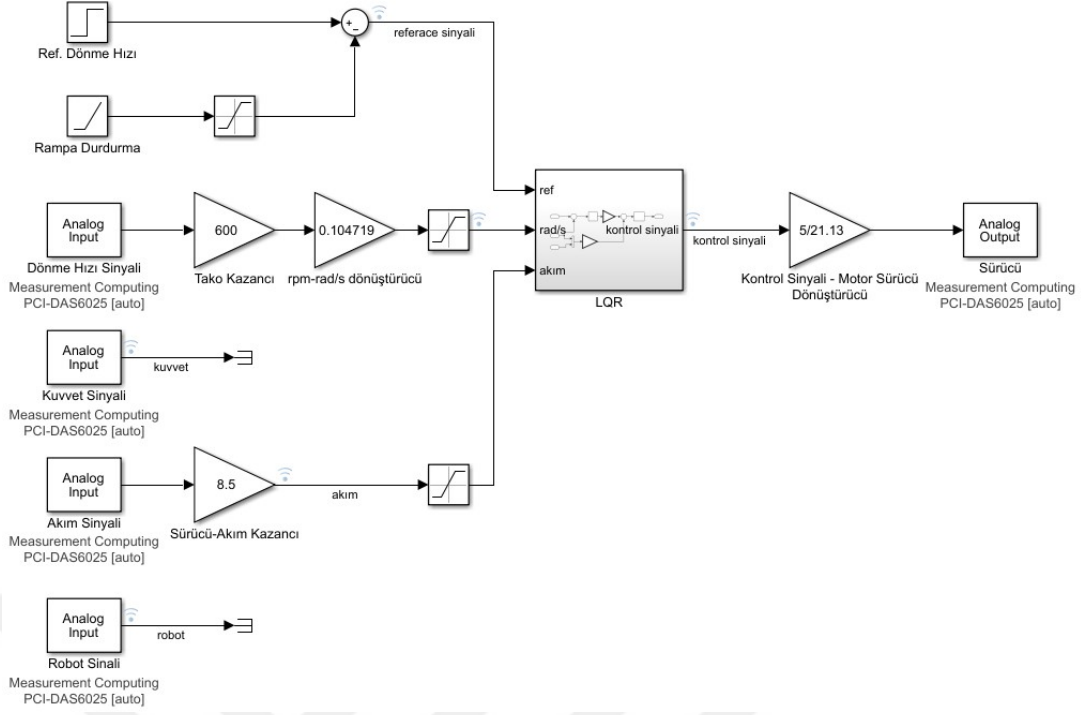
5. GÜÇ TABANLI KEMİK ATILIM TESPİTİ

Bu bölümde Bölüm 4’de belirtilen deney düzeneği, deney planlaması ve tasarlanan kontroller ile yapılan deneyler ve sinyal tepkileri incelenmiştir.

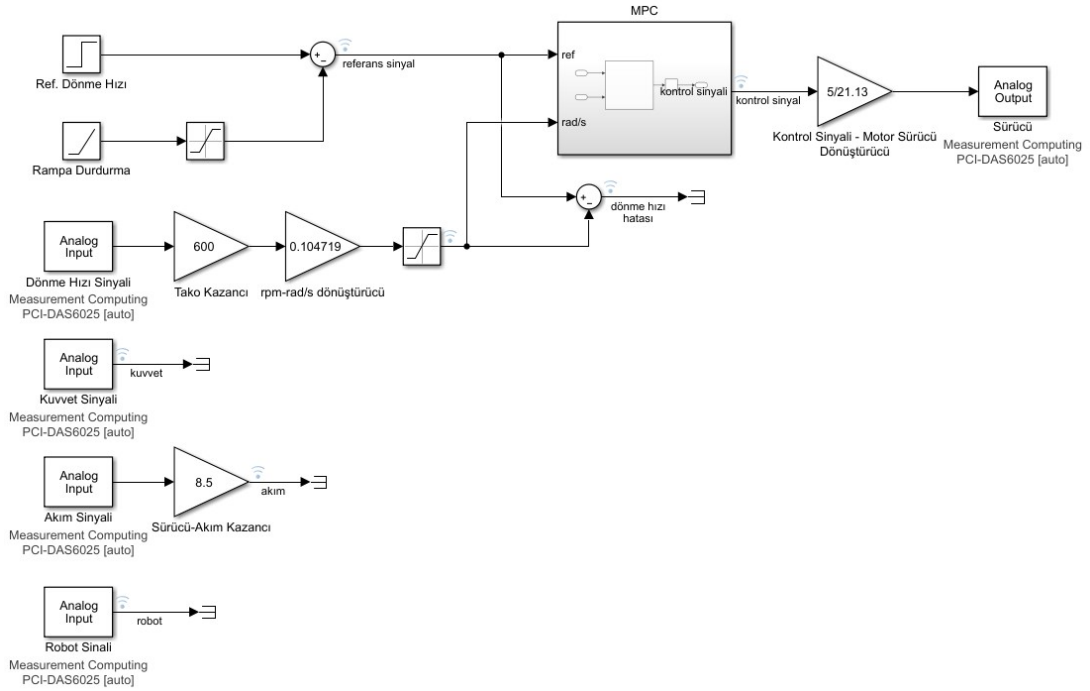


Şekil 5.1 PI kontrol gerçek zamanlı Simulink modeli

PI Kontrol’de sadece kontrol gerilimi çıkış, dönme hızı geri besleme olarak kullanılacağından bu giriş çıkışlar hariç diğer giriş çıkışlar veri toplamak için kullanılmıştır. Motor sürücü akım çarpanı 8,5 olduğu için veri toplama kartının okuduğu analog sinyal 8,5 sabit katsayısı ile çarpılmıştır. Kullanılan dönme hızı sensörünün dakikadaki tur sayısı kazancı 600 ve yine analog sinyal sabit 600 katsayısı ile çarpılmıştır. Son olarak dakikadaki tur sayısı rad/s’e çevirmek için 0,104719 ile çarpılmıştır. Kontrol benzetileri gösterilmiştir (Şekil 5.1-4).



Şekil 5.2 LQR kontrol gerçek zamanlı Simulink modeli

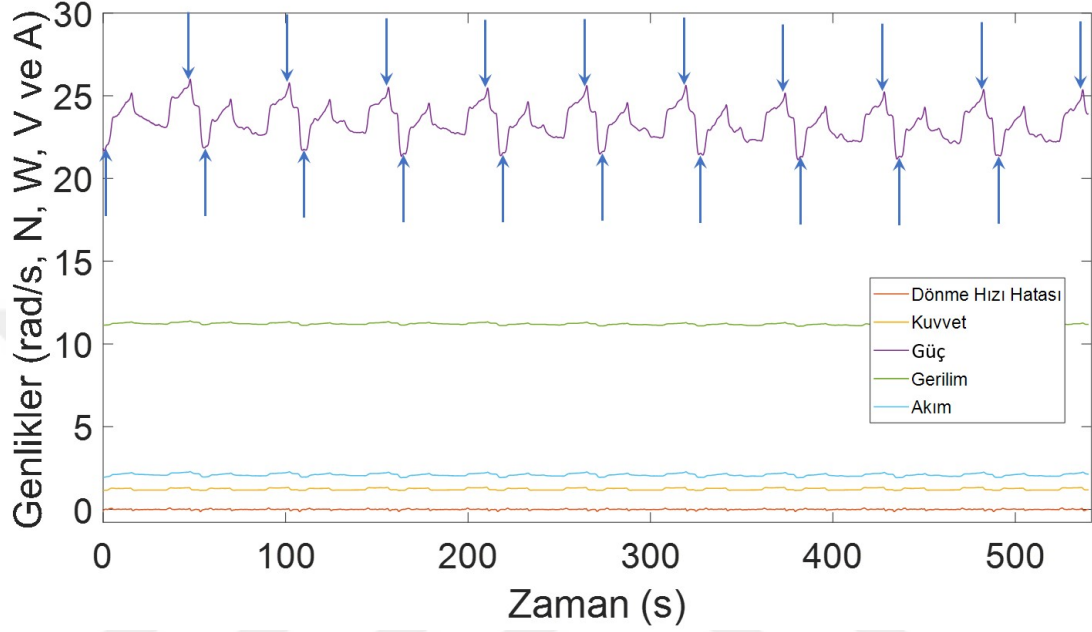


Şekil 5.3 MPC SI kontrol gerçek zamanlı Simulink modeli

$$P(t) = e_a(t) \cdot i_a(t)$$

[5.1]

denklemleri ile ifade edilmektedir.



Şekil 5.5 Kontraplak Delme Deneyi; 1mm/s İlerleme ve 100rad/s Dönme Hızı

Deney planlamasına uyarak tüm deneyler yapılmış ve deneyler sonucunda alınan verileri yüksek frekanslı elektriksel gürültüden arındırılmak için alınan tüm verilere Alçak Geçiren Filtre uygulanmıştır. Örnekleme zamanı 10 milisaniye olan toplam 8 deneyde 80 delik için her bir özneteliğe ait 154170 tane veri toplanmıştır. Tahta için ise 4 sınıflı ve 9 sınıflı yaklaşımda kemik atılımı bölgesine karşılık gelen veri sayısı toplam verinin %4'üdür. Sınıflandırma yöntemlerinde öznetelik olarak zaman ile değişmeyen dalma hızları ve deney sırasında alınan dönme hızı hatası, akım, gerilim, güç ve kuvvet verileri kullanılmıştır. Kuvvet verisi ise geliştirilen sistemin kuvvet verisi ile yapılan çalışmayı karşılaştırmak için alınmıştır. Alınan verilerin tamamı ve belirlenen tüm durumlar ile bir veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan veri seti KNN ve Topluluk sınıflandırıcılar ile eğitilmiştir. Sınıflandırma eğitiminde her iki sınıflandırıcı içinde 5 K-Katlamalı Çapraz Doğrulama uygulanmıştır. KNN'de komşuluk sayısı 3 ve Topluluk Sınıflandırıcıda Torba yöntemi, Öğrenme Döngüsü 10 seçilmiştir.

Çizelge 5.1 Kontrplak Polistiren Kontrplak sınıflandırma başarımları

Metot	SS	Kuvvet Verisi	Genel Başarım (%)	Kemik Atılımı Başarımı (%)	CPU Zamanı (ms)
Topluluk	4	✗	98.707±0.059	96.900±0.748	6.466±0.661
Topluluk	4	✓	99.570±0.049	98.140±0.680	5.188±0.141
Topluluk	9	✗	98.098±0.032	96.744±0.081	55.485±2.435
Topluluk	9	✓	99.280±0.031	97.973±0.322	8.923±2.207
KNN	4	✗	99.568±0.035	86.390±0.284	2.595±1.234
KNN	4	✓	99.858±0.022	97.200±0.079	2.025±0.222
KNN	9	✗	93.659±0.036	85.742±0.053	29.762±2.053
KNN	9	✓	99.639±0.031	97.309±0.110	3.184±0.546

Sınıflandırma başarımları ve bizim için en kritik olan kemik atılımı sınıf başarımları Çizelge 5.1’de gösterilmiştir. Çizelge 5.1’de tüm sınıflandırma çalışmaları için Sınıflandırma Sayısı (SS), Genel Başarım ve Standart Sapma, Kemik Atılımı Başarımı ve Standart sapmaları ve Test verilerinin sınıflandırma süreleri ve Standart Sapmaları verilmiştir.

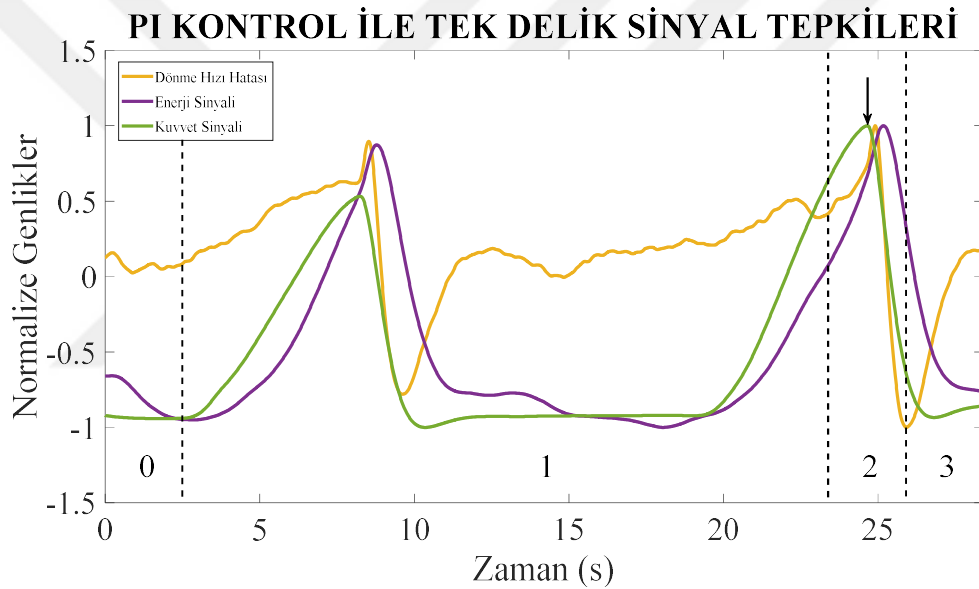
True class	0	6104	62			99.0%	1.0%
	1	53	135451	88	78	99.8%	0.2%
	2		217	5905	45	95.8%	4.2%
	3		182	99	5886	95.4%	4.6%
		99.1%	99.7%	96.9%	98.0%		
		0.9%	0.3%	3.1%	2.0%		
		0	1	2	3		
		Predicted class					

Şekil 5.6 4 Sınıflı kuvvet sinyali olmadan Topluluk sınıflandırıcı ile matrisi

Kontrplak-Polistiren-Kontrplak için en iyi sınıflandırma başarımına sahip sınıflandırıcı hata matrisi belirtilmiştir (Şekil 5.6).

5.2 Kemik ve Farklı Kontrol Yöntemleri ile Atılım Tespiti

Tasarlanan kontrol yöntemleri gerçek zamanlı kontrol için MATLAB/Simulink ve DAQ kartı kullanılarak matkap hız kontrolü yapılmıştır. Hız kontrolü ile yapılan kemik delme işlemi sırasında 10 milisaniye örnekleme zamanı ile motorun çekmiş olduğu akım, kontrol sinyali, güç, dönme hızı hatası, dönme hızı ve kuvvet sinyalleri bir delik delme esnasındaki davranışları normalize edilmiş olarak belirtilmiştir (Şekil 5.7).

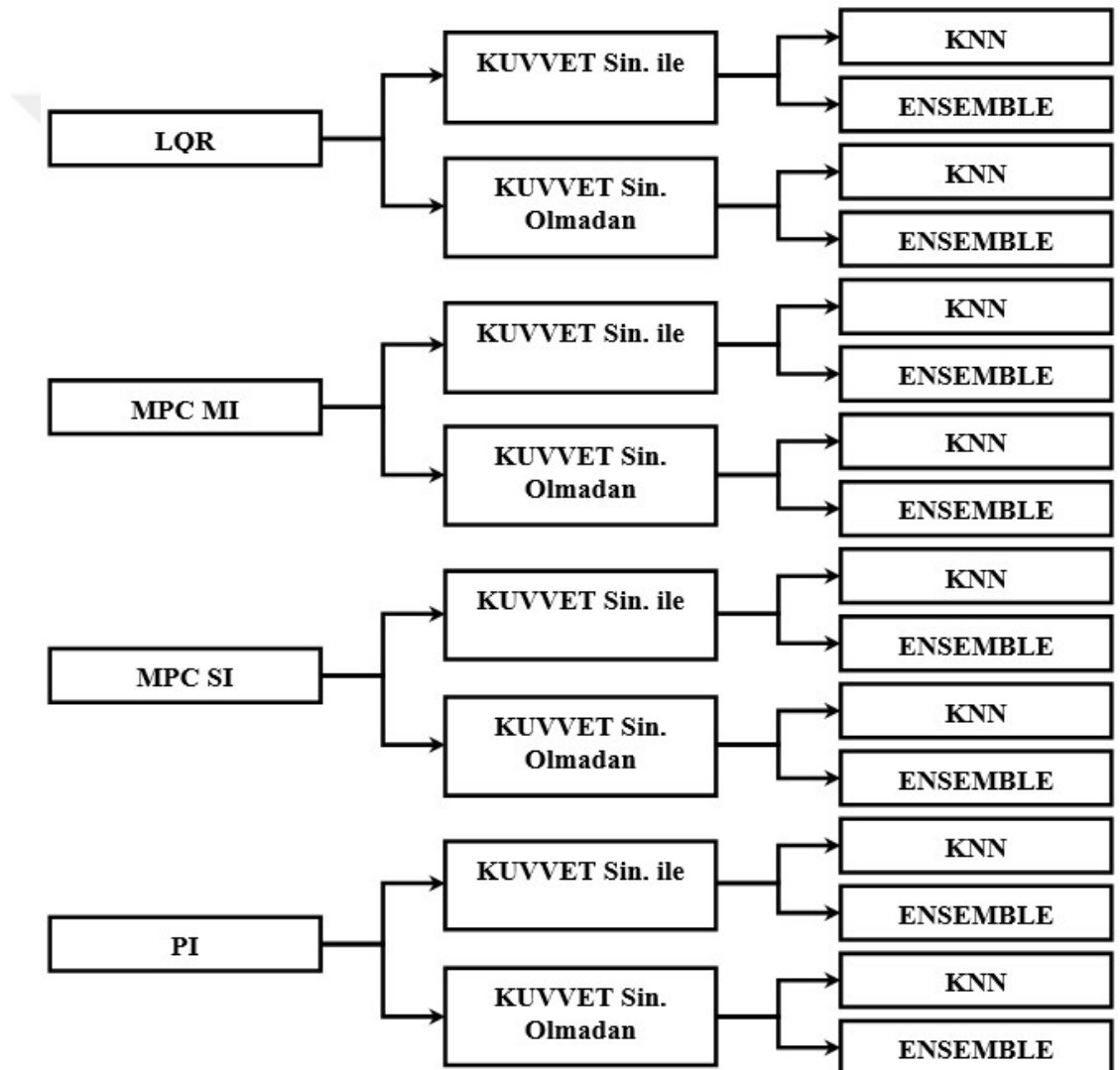


Şekil 5.7 Delme esnasında PI kontrol ile sinyal tepkileri

Şekil 5.7'de bariz bir şekilde görüleceği üzere matkap ucu sert tabaka olan kortekse denk geldiğinde akım, kontrol sinyali, güç ve kuvvet sinyalinde artış daha yumuşak olan süngerimsi doku ve uzak korteksten çıktıktan sonra sinyallerde azalma gerçekleşmiştir. Şekilde numaralar ile matkap ucunun kemik delme sırasındaki durumları belirtilmiştir. Aşağı doğru siyah okla belirtilen nokta delme esnasında kemik atılımının olduğu noktayı göstermektedir.

Deneyler sonucunda 10 milisaniye örnekleme zamanı ile alınan akım, kontrol sinyali, güç ve kuvvet verileri elektriksel gürültüden arındırılması için tasarlanan Alçak

Geçiren Filtre uygulanmıştır. Filtre sonrası elde edilen verilerden toplamda 4 adet veri seti oluşturulmuştur. Kemik delme esnasında video kayıt ile kemiğe giriş ve çıkış zamanları belirlenerek sınıflar oluşturulmuştur. Sınıflandırma yöntemlerinde öznitelik olarak zaman ile değişmeyen dalma hızları ve deney sırasında alınan dönme hızı hatası, akım, gerilim, güç ve kuvvet verileri kullanılmıştır. Kuvvet verisi ise geliştirilen sistemin kuvvet verisi ile yapılan sınıflandırmalar başarımlarını karşılaştırmak için alınmıştır. Oluşturulan veri setleri KNN ve Ensemble yöntemleri ile planlanan 16 farklı sınıflandırma modeli oluşturulmuştur (Şekil 5.8).



Şekil 5.8 Sınıflandırma modelleri

Oluşturulan sınıflandırma modelleri test verileri ile test edilmiş ve her 10 milisaniyede gelen verilerin sınıflandırma süreleri ve standart sapmaları ölçülmüştür. Sınıflandırma eğitiminde her iki sınıflandırıcı içinde 5 K-Katlamalı Çapraz Doğrulama uygulanmıştır. KNN’de komşuluk sayısı 3 ve Topluluk Sınıflandırıcıda Torba Yöntemi, Öğrenme Döngüsü 10 seçilmiştir. Yapılan sınıflandırma başarımları ve test süreleri kuvvet verisi ile oluşturulan modeller Çizelge 5.2’de kuvvet verisi olmadan oluşturulan modeller Çizelge 5.3’de belirtilmiştir. Her iki çizelgede de en önemli ve kritik durum olan kemik atılımı başarımları büyükten küçüğe doğru sıralanmıştır.

Çizelge 5.2 Kuvvet verisi ile sınıflandırma başarımları

Metot	Genel Başarım (%)	Kemik Atılımı Başarımı (%)	CPU Zamanı (s)
MPC SI KNN	99,7928 ± 0,0124	99,4578 ± 0,0924	0,0074 ± 0,0011
PI KNN	99,8538 ± 0,0111	99,3244 ± 0,0579	0,0071 ± 0,0011
MPC MI KNN	99,7185 ± 0,0186	99,2933 ± 0,0999	0,0074 ± 0,0010
LQR KNN	99,7151 ± 0,0230	98,8622 ± 0,2051	0,0075 ± 0,0010
PI ENSEMBLE	99,6757 ± 0,0257	98,4133 ± 0,1915	0,0126 ± 0,0007
MPC SI ENSEMBLE	99,5238 ± 0,0402	97,6133 ± 0,2302	0,0128 ± 0,0007
LQR ENSEMBLE	99,3428 ± 0,0241	97,0178 ± 0,0961	0,0133 ± 0,0005
MPC MI ENSEMBLE	99,4564 ± 0,0173	97,0000 ± 0,2067	0,0138 ± 0,0006

Çizelge 5.3 Kuvvet verisi kullanılmadan sınıflandırma başarımları

Metot	Genel Başarım (%)	Kemik Atılımı Başarımı (%)	CPU Zamanı (s)
PI KNN	99,5651 ± 0,0243	98,3067 ± 0,1731	0,0068 ± 0,0011
MPC MI KNN	99,1308 ± 0,0475	97,3689 ± 0,1462	0,0068 ± 0,0011
LQR KNN	99,0717 ± 0,0616	96,4622 ± 0,2482	0,0071 ± 0,0010
MPC SI KNN	98,7301 ± 0,0432	96,0133 ± 0,2022	0,0070 ± 0,0010
PI ENSEMBLE	99,0070 ± 0,0631	95,4889 ± 0,2266	0,0138 ± 0,0006
MPC MI ENSEMBLE	98,4322 ± 0,0296	92,7556 ± 0,2217	0,0150 ± 0,0007
MPC SI ENSEMBLE	98,0516 ± 0,0425	90,4222 ± 0,2183	0,0155 ± 0,0008
LQR ENSEMBLE	97,9914 ± 0,0675	90,2089 ± 0,3943	0,0149 ± 0,0004

Kuvvet sinyali ile en başarılı sınıflandırma KNN Yöntemi ve MPC SI Kontrol Yöntemi ile elde edilmiş ve oluşturulan model hata matrisi Şekil 5.10'de belirtilmiştir.

True class	0	4480	20			99.6%	0.4%
	1	29	43688	29	2	99.9%	0.1%
	2		15	4474	11	99.4%	0.6%
	3		9	11	4480	99.6%	0.4%
		99.4%	99.9%	99.1%	99.7%		
		0.6%	0.1%	0.9%	0.3%		
		0	1	2	3		
		Predicted class					

Şekil 5.9 MPC SI KNN kuvvet sinyali ile hata matrisi

True class	0	4479	20		1	99.5%	0.5%
	1	20	42075	82	11	99.7%	0.3%
	2		53	4427	20	98.4%	1.6%
	3	2	21	4	4473	99.4%	0.6%
		99.5%	99.8%	98.1%	99.3%		
		0.5%	0.2%	1.9%	0.7%		
		0	1	2	3		
		Predicted class					

Şekil 5.10 PI KNN kuvvet sinyali olmadan hata matrisi

Kuvvet sinyali olmadan en başarılı sınıflandırma KNN Yöntemi ve PI Kontrol Yöntemi kullanılarak elde edilmiş ve oluşturulan model hata matrisi Şekil 5.9'da belirtilmiştir. Kuvvet sensörü kullanıldığında en iyi başarı KNN'de $99,4578 \pm 0,0924$ başarı ve kuvvet sensörü kullanılmadan en iyi başarı PI KNN'de $98,3067 \pm 0,1731$ başarı elde edilmiş, kuvvet sensörünün başarımda %1,1507 bir etkisi olduğu gözlemlenmiştir.



6. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında ortopedik cerrahide kemik delme işlemlerinde matkap ucunun kemikten çıktıktan sonra hayati organlara zarar vermesini engellemek için güç analizi ile matkap ucunun kemikten çıktığı anı tespit etmek hedeflenmiştir. Bu hedef kapsamında DA motorlu bir matkap ve bu matkap için tasarlanmış kontrol yöntemleri kullanılarak Kontrplak-Polistiren-Kontrplak ile yapılan 80 delik deneyi ve sınıflandırmalarda test verileri sonucunda diğer sinyaller ile birlikte kuvvet sinyali öznitelik olarak kullanıldığında en başarılı kemik atılımı tahmini Topluluk Sınıflandırma Yöntemi ve sınıflı yaklaşım ile $98,140 \pm 0,680$ başarı elde edilmiştir. Kuvvet özneliği kullanılmadan ise en başarılı kemik atılımı tahmini Topluluk Sınıflandırma Yöntemi ve 4 sınıflı yaklaşımda $96,900 \pm 0,748$ başarı sağlanmıştır. Geliştirilen sistemde 10 milisaniyede de bir alınan veriler ve maksimum 146,906 us veri sınıflandırma hızı ile kemik atılımı tespit hızı maksimum 10,146 ms olarak hesaplanmıştır. Kemik atılımı sınıfı, kemik atılımı noktasından ± 1 mm aralığında tanımlanmış, maksimum 4 mm/s ilerleme hızı ve hesaplanan maksimum kemik atılımı tespit hızı ile geliştirilen sistemde kemik atılımı noktasından maksimum 1,0405 mm geçtikten sonra kemik atılımı tespit edilmiştir. Sonuç olarak sisteme entegre edilme zorluğu ve maliyeti olan kuvvet sensörü kullanılmadan kabul edilebilir kemik atılımı aralığı olan 2 mm'nin altında $98,135 \pm 0,200$ başarı ile kemik atılımı tespiti yapılmıştır.

Yine aynı DA motorlu matkap ve tasarlanan kontrol yöntemleri kullanılarak koyun uyluk kemiği (8 kemik) ile yapılan 80 delik deneyi ve sınıflandırmalarda diğer sinyaller ile birlikte kuvvet sensörü kullanıldığında en iyi başarı MPC SI ve KNN sınıflandırmada $99,4578 \pm 0,0924$ başarı ile kemik atılımı tespiti yapılmıştır. Veri sınıflandırma süresi maksimum 8,5 milisaniye ve 10 milisaniye veri toplama süresi ile maksimum kemik atılımı süresi 18,5 olarak hesaplanmıştır. Sınıflandırma aralığı olan ± 1 ve maksimum 1 mm/s ilerleme hızı ile kemik atılımı noktasından maksimum 1,0185 mm sonra yöntem kemik atılımını tespit etmektedir. Kuvvet sensörü kullanılmadan en iyi başarı PI ve KNN sınıflandırmada $98,3067 \pm 0,1731$ başarı ile kemik atılımı tespiti yapılmıştır. Veri sınıflandırma süresi maksimum 7,9 milisaniye ve 10 milisaniye veri alma hızı ile maksimum kemik atılımı tespiti 17,9 milisaniye olarak hesaplanmıştır. Sınıflandırma aralığı olan ± 1 ve maksimum 1 mm/s ilerleme hızı ile kemik atılımı noktasından maksimum 1,0179 mm sonra yöntem

kemik atılımını tespit etmektedir. Kuvvet sensörünün kemik atılımı tespiti başarımında %1,1511 bir etkisi olduğu gözlemlenmektedir.

Sonuçlar hız kontrolü yapılan bir matkabın sensör kullanılmadan motor sürücüsünden alınan akım, gerilim ve bu iki sinyale bağlı olan anlık güç sinyalleri kullanılarak da oldukça başarılı bir şekilde kemik atılımı tespiti gerçekleştirdiğini ortaya koymuştur. Geliştirilen matkap ucu atılımı algılama yöntem başarısı daha fazla delme deneyi ve insan kemiği ile yapılan deneyler ile artırılabilir. Geliştirilen yöntem gerçek zamanlı çalışan bir gömülü sisteme aktarılabilir ve robotik kemik delme işlemlerinde kullanılabilir.



KAYNAKLAR

- [1] **Mayer, M., Lin, H.H., Peng, Y.H., Lee, P.Y. ve Wang, M.L.** (2014) A drill signal detection technology for handheld medical drilling device. *Proceedings - 2014 International Symposium on Computer, Consumer and Control, IS3C 2014*, 958–61.
- [2] **Kotev, V., Boiadjiev, G., Mouri, T., Delchev, K., Kawasaki, H. ve Boiadjiev, T.** (2013) A Design Concept of an Orthopedic Bone Drilling Mechatronics System. *Applied Mechanics and Materials*, 302, 248–51.
- [3] **Schneider, O. ve Troccaz, J.** (2001) A six-degree-of-freedom Passive Arm with Dynamic Constraints (PADyC) for cardiac surgery application: Preliminary experiments. *Computer Aided Surgery*,.
- [4] **PAUL, H.A., BARGAR, W.L., MITTLESTADT, B., MUSITS, B., TAYLOR, R.H., LZANZIDES, P. vd.** (2006) Development of a Surgical Robot for Cementless Total Hip Arthroplasty. *Clinical Orthopaedics and Related Research*,.
- [5] **Davies, B.L., Hibberd, R.D., Ng, W.S., Timoney, A.G. ve Wickham, J.E.A.** (1991) The Development of a Surgeon Robot for Prostatectomies. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine*,.
- [6] **Cadeddu, J.A., Bzostek, A., Schreiner, S., Barnes, A.C., Roberts, W.W., Anderson, J.H. vd.** (1997) A robotic system for percutaneous renal access. *Journal of Urology*,.
- [7] **Kural, A.R. ve Atuğ, F.** (2010) Ürolojide Robotik Cerrahi Uygulamaları. *Türk Uroloji Dergisi*, 36, 248–57.
- [8] **Nolte, L.P., Zamorano, L.J., Jiang, Z., Wang, Q., Langlotz, F. ve Berlemann, U.** (1995) Image-guided insertion of transpedicular screws. A laboratory set-up. *Spine*, 20, 497–500.
- [9] **Amiot, L.-P., Labelle, H., DeGuise, J.A., Sati, M., brodeur, P. ve Rivard, C.-H.** (1995) Computer-Assisted Pedicle Screw Fixation- A Feasibility Study. *Spine*, 20, 1208–12.
- [10] **Zheng, G. ve Nolte, L.P.** (2015) Computer-Assisted Orthopedic Surgery:

Current State and Future Perspective. *Frontiers in Surgery*,

- [11] **Pandey, R.K. ve Panda, S.S.** (2013) Drilling of bone: A comprehensive review. *Journal of Clinical Orthopaedics and Trauma*, Elsevier Ltd. 4, 15–30.
- [12] **Farouk, O., Krettek, C., Miclau, T., Schandelmaier, P., Guy, P. ve Tscherne, H.** (1999) Minimally invasive plate osteosynthesis: Does percutaneous plating disrupt femoral blood supply less than the traditional technique? *Journal of Orthopaedic Trauma*,
- [13] **Gönen, E.** (2012) Minimally invasive surgical techniques for the treatment of the shaft fractures of the long bones. *Türk Ortopedi ve Travmatoloji Birliği Derneği Dergisi*, 11, 78–88.
- [14] **Bertollo, N. ve Robert, W.** (2012) Drilling of Bone: Practicality, Limitations and Complications Associated with Surgical Drill-Bits. *Biomechanics in Applications*,
- [15] **Modi, R.A. ve Nayak, R.P.** (2014) Detection of Breakthrough During Bone-Drilling in Orthopaedic Surgery. 1, 794–8.
- [16] **Novitskaya, E., Chen, P.Y., Lee, S., Castro-Ceseña, A., Hirata, G., Lubarda, V.A. vd.** (2011) Anisotropy in the compressive mechanical properties of bovine cortical bone and the mineral and protein constituents. *Acta Biomaterialia*, Acta Materialia Inc. 7, 3170–7.
- [17] **Torun, Y., Ozturk, A., Hatipoglu, N. ve Oztemur, Z.** (2018) Breakthrough detection for orthopedic bone drilling via power spectral density estimation of acoustic emission. *2018 Electric Electronics, Computer Science, Biomedical Engineerings' Meeting, EBBT 2018*, 1–5.
- [18] **Boiadjiev, G., Chavdarov, I., Delchev, K., Boiadjiev, T., Kastelov, R. ve Zagurki, K.** (2017) Development of Hand-Held Surgical Robot ODRO-2 for Automatic Bone Drilling. *Journal of Theoretical and Applied Mechanics (Bulgaria)*, 47, 12–22.
- [19] **Clement, H., Heidari, N., Grechenig, W., Weinberg, A.M. ve Pichler, W.** (2012) Drilling, not a benign procedure: Laboratory simulation of true drilling depth. *Injury*, Elsevier Ltd. 43, 950–2.

- [20] **Brett, P.N., Baker, D.A. ve Naghdy, F.** (1997) Automatic Detection of Normal Drill Breakthrough Through Planar Bone Tissues of Unknown Thickness. *IFAC Proceedings Volumes*, 30, 609–12.
- [21] **HSU, Y.-L., LEE, S.-T. ve LIN, H.-W.** (2001) a Modular Mechatronic System for Automatic Bone Drilling. *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 13, 168–74.
- [22] **Lee, W.-Y.L.W.-Y. ve Shih, C.-L.S.C.-L.** (2003) Force control and breakthrough detection of a bone drilling system. *2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat No03CH37422)*, 2, 1787–92.
- [23] **Lee, W.-Y. ve Shih, C.-L.** (2006) Control and breakthrough detection of a three-axis robotic bone drilling system. *Mechatronics*, Pergamon. 16, 73–84.
- [24] **Boiadjiev, G., Boiadjiev, T., Vitkov, V., Delchev, K., Kastelov, R. ve Zagurski, K.** (2009) Robotized system for automation of the drilling in the orthopedic surgery. Control algorithms and experimental results [Internet]. IFAC Proc. Vol. IFAC.
- [25] **Shen, P., Guo–dong, F., Tian–yang, C., Zhi–qiang, G. ve Xi–sheng, L.** (2010) An Intelligent Otologic Drill. *Journal of Otology*, Elsevier Masson SAS. 5, 104–10.
- [26] **Jin, H., Hu, Y., Li, F. ve Zhang, J.** (2011) Safety design and control algorithm for Robotic Spinal Surgical System. *Proceedings - 1st International Conference on Robot, Vision and Signal Processing, RVSP 2011*, 190–4.
- [27] **Jin, H., Hu, Y., Luo, H., Zheng, T. ve Zhang, P.** (2012) Intraoperative state recognition of a bone-drilling system with image-force fusion. *IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, 275–80.
- [28] **Kotev, V., Boiadjiev, G., Kawasaki, H., Mouri, T., Delchev, K. ve Boiadjiev, T.** (2012) Design of a hand-held robotized module for bone drilling and cutting in orthopedic surgery. *2012 IEEE/SICE International*

- [29] **Hu, Y., Jin, H., Zhang, L., Zhang, P. ve Zhang, J.** (2014) State recognition of pedicle drilling with force sensing in a robotic spinal surgical system. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 19, 357–65.
- [30] **Lee, J., Gozen, B.A. ve Ozdoganlar, O.B.** (2012) Modeling and experimentation of bone drilling forces. *Journal of Biomechanics*, Elsevier. 45, 1076–83.
- [31] **Aziz, M.H., Ayub, M.A. ve Jaafar, R.** (2012) Real-time algorithm for detection of breakthrough bone drilling. *Procedia Engineering*, 41, 352–9.
- [32] **Dai, Y., Xue, Y. ve Zhang, J.** (2014) Drilling electrode for real-time measurement of electrical impedance in bone tissues. *Annals of Biomedical Engineering*, 42, 579–88.
- [33] **Díaz, I., Gil, J.J. ve Louredo, M.** (2013) Bone drilling methodology and tool based on position measurements. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 112, 284–92.
- [34] **Dai, Y., Xue, Y. ve Zhang, J.** (2014) Condition monitoring based on sound feature extraction during bone drilling process. *Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference, CCC 2014*, 7317–22.
- [35] **Hessinger, M., Hielscher, J., Pott, P.P. ve Werthschutzky, R.** (2013) Handheld surgical drill with integrated thrust force recognition. *2013 E-Health and Bioengineering Conference, EHB 2013*, 1–4.
- [36] **Sun, Y., Jin, H., Hu, Y., Zhang, P. ve Zhang, J.** (2014) State recognition of bone drilling with audio signal in Robotic Orthopedics Surgery System. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 3503–8.
- [37] **Tian, W., Han, X., Liu, B., Liu, Y., Hu, Y., Han, X. vd.** (2014) A robot-assisted surgical system using a force-image control method for pedicle screw insertion. *PLoS ONE*, 9, 1–9.
- [38] **Taha, Z., Salah, A.M. ve Lee, J. V.** (2008) Bone Breakthrough Detection for Orthopedic Robot - Assisted Surgery. *APIEMS 2008 Proceedings of the 9th Asia Pasific Industrial Engineering & Management Systems Conference*, 2742–6.

- [39] **Wang, W., Shi, Y., Yang, N. ve Yuan, X.** (2014) Experimental analysis of drilling process in cortical bone. *Medical Engineering and Physics*, Institute of Physics and Engineering in Medicine. 36, 261–6.
- [40] **Kinsheel, A.** (2014) Hybrid force/position control of robotic drilling system. *2014 International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, IEEE. s. 370–4.
- [41] **Jin, H., Hu, Y., Gao, P., Zhang, P., Zheng, T. ve Zhang, J.** (2014) Intraoperative control for robotic spinal surgical system with audio and torque sensing. *Processing of 2014 International Conference on Multisensor Fusion and Information Integration for Intelligent Systems, MFI 2014*,.
- [42] **Jin, H., Hu, Y., Deng, Z., Zhang, P., Song, Z. ve Zhang, J.** (2014) Model-Based State Recognition of Bone Drilling with Robotic Orthopedic Surgery System. *2014 Ieee International Conference on Robotics and Automation (Icra)*, 3538–43.
- [43] **Yu, K., Iwata, S., Ohnishi, K., Kawana, H. ve Usuda, S.** (2013) Real-time CT value estimation method for robotic drilling system based on thrust force and torque. *IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)*, 3717–22.
- [44] **Singh, A.P. ve Sharma, M.** (2014) Modeling and PID control of thrust force during drilling in composite laminates. *2014 Recent Advances in Engineering and Computational Sciences, RA ECS 2014*, 6–8.
- [45] **Qi, L. ve Meng, M.Q.H.** (2014) Real-time break-through detection of bone drilling based on wavelet transform for robot assisted orthopaedic surgery. *2014 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, IEEE ROBIO 2014*, 601–6.
- [46] **Kasi, V., Mekhilef, S., Ghazilla, R.A.R. ve Ahmad, N.** (2014) Robotic system development for cooperative orthopedic drilling assistance. *Advances in Mechanical Engineering*, 2014.
- [47] **Jin, H., Hu, Y., Tian, W., Zhang, P., Zhang, J. ve Li, B.** (2014) Safety analysis and control of a robotic spinal surgical system. *Mechatronics*,

Elsevier Ltd. 24, 55–65.

- [48] **Guan, F., Sun, Y., Qi, X., Hu, Y., Yu, G. ve Zhang, J.** (2018) State recognition of bone drilling based on acoustic emission in pedicle screw operation. *Sensors (Switzerland)*, 18.
- [49] **Yang, M., Li, C., Li, B., Wang, Y. ve Hou, Y.** (2015) Advances and Patents about Medical Surgical Operation Bone Drilling Equipment. *Recent Patents on Mechanical Engineering*, 8, 99–111.
- [50] **Osa, T., Abawi, C.F., Sugita, N., Chikuda, H., Sugita, S., Tanaka, T. vd.** (2015) Hand-Held Bone Cutting Tool with Autonomous Penetration Detection for Spinal Surgery. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 20, 3018–27.
- [51] **Li, Y., Li, X., Feng, G.U., Gao, Z. ve Shen, P.** (2015) New method for identifying abnormal milling states of an otological drill. *Medical Devices: Evidence and Research*, 8, 207–18.
- [52] **Wang, Y., Deng, Z., Sun, Y., Yu, B., Zhang, P., Hu, Y. vd.** (2015) State detection of bone milling with multi-sensor information fusion. *2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, IEEE-ROBIO 2015*, 1643–8.
- [53] **Dai, Y., Xue, Y. ve Zhang, J.** (2015) Tissue discrimination based on vibratory sense in robot-assisted spine surgery. *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 4717–22.
- [54] **Dai, Y., Xue, Y. ve Zhang, J.** (2015) Vibration-Based Milling Condition Monitoring in Robot-Assisted Spine Surgery. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 20, 3028–39.
- [55] **Gama, F., Casaglia, D. ve Cernuschi-Frías, B.** (2015) Analysis and comparison of biased affine estimators. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 63, 859–69.
- [56] **Accini, F., Diaz, I. ve Gil, J.J.** (2016) Bone recognition during the drilling process. *Proceedings of the IEEE RAS and EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, 2016-July, 305–10.

- [57] **Dai, Y., Xue, Y. ve Zhang, J.** (2016) Estimation of tool position based on vibration sense during robotic bone milling. *2016 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, ROBIO 2016*, 57–61.
- [58] **Deng, Z., Jin, H., Hu, Y., He, Y., Zhang, P., Tian, W. vd.** (2016) Fuzzy force control and state detection in vertebral lamina milling. *Mechatronics*, Elsevier Ltd. 35, 1–10.
- [59] **Dai, Y., Xue, Y. ve Zhang, J.** (2016) Milling State Identification Based on Vibration Sense of a Robotic Surgical System. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 63, 6184–93.
- [60] **Lin, C.C., Lin, H.C., Lee, W.Y., Lee, S.T. ve Wu, C.T.** (2017) Neurosurgical robotic arm drilling navigation system. *International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, 13, 1–9.
- [61] **Liao, Z. ve Axinte, D.A.** (2016) On monitoring chip formation, penetration depth and cutting malfunctions in bone micro-drilling via acoustic emission. *Journal of Materials Processing Technology*, Elsevier B.V. 229, 82–93.
- [62] **Accini, F., Díaz, I. ve Gil, J.J.** (2016) Using an admittance algorithm for bone drilling procedures. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 123, 150–8.
- [63] **Zakeri, V. ve Hodgson, A.J.** (2017) Classifying hard and soft bone tissues using drilling sounds. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, 2855–8.
- [64] **Hessinger, M., Pingsmann, M., Perry, J.C., Werthschutzky, R. ve Kupnik, M.** (2017) Hybrid position/force control of an upper-limb exoskeleton for assisted drilling. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2017-Septe, 1824–9.
- [65] **Al-Abdullah, K.I.A. lateef, Abdi, H., Lim, C.P. ve Yassin, W.** (2018) Force and temperature modelling of bone milling using artificial neural networks. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, Elsevier. 116, 25–37.
- [66] **Al-Abdullah, K.I., Lim, C.P., Najdovski, Z. ve Yassin, W.** (2019) A model-

based bone milling state identification method via force sensing for a robotic surgical system. *International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*,.

- [67] **Beloïu, R.** (2014) Dynamic determination of DC motor parameters-Simulation and testing. *Proceedings of the 2014 6th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence, ECAI 2014*, 13–8.
- [68] **Hasan ERDAL, B.D. ve S.T.** (2009) Computer Based Dc Motor Parameter Identification, Simulation And Parameter Estimation. 5. Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09). s. 87–97.
- [69] **Rahman, K.M. ve Hiti, S.** (2005) Identification of machine parameters of a synchronous motor. *IEEE Transactions on Industry Applications*,.
- [70] **Hansen, P.C., Pereyra, V. ve Scherer, G.** (2012) Least Squares Data Fitting with Applications. 328.
- [71] **Yokota, T., Gen, M. ve Li, Y.X.** (1996) Genetic algorithm for non-linear mixed integer programming problems and its applications. *Computers and Industrial Engineering*,.
- [72] **Holland, J.H.** (1975) Adaptation in Natural and Artificial Systems. *Sgart Newsletter*,.
- [73] **Taylor, C.E.** (1994) *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence. Complex Adaptive Systems.* John H. Holland. *The Quarterly Review of Biology*,.
- [74] **Ogata, K. ve Brewer, J.W.** (1971) Modern Control Engineering. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*,.
- [75] **Astrom, K.** (1995) PID controllers: theory, design and tuning. Instrum. Soc. Am.
- [76] **Bequette, B.W.** (2007) Non-linear model predictive control: A personal retrospective. *Can. J. Chem. Eng.*
- [77] **Qin, S.J. ve Badgwell, T.A.** (2003) A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*,.

- [78] **Camacho, E.F. ve Bordons, C. (Carlos).** (2007) Model predictive control [Internet]. Springer.
- [79] **Mucherino, A., Papajorgji, P.J. ve Pardalos, P.M.** (2009) Data Mining in Agriculture. *Climate Change 2013 - The Physical Science Basis*, 34, 1–30.
- [80] **Jaskowiak, P.A. ve Campello, R.J.G.B.** (2011) Comparing Correlation Coefficients as Dissimilarity Measures for Cancer Classification in Gene Expression Data. *6th Brazilian Symposium on Bioinformatics*,.
- [81] **Polikar, R.** (2006) Ensemble based systems in decision making. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, 6, 21–44.
- [82] **Willmott, C.J., Ackleson, S.G., Davis, Robert E.; Feddema, J.J., Klink, K.M., Legates, D.R., O'Donnell, J. vd.** (1985) Statistics for the Evaluation and Comparison of Models. *Journal of Geophysical Research*, 90, 8995–9005.
- [83] **Tijani, I., Akmeliawati, R., Legowo, A. ve Muthalif, A.G.A.** (2011) Optimized LQR Controller Synthesis For 3Dof Helicopter Using Multi-Objective Differential Evolution. *IIUM Press*,.

EKLER

EK-1 Verilerin Filtrelenmesi için Matlab Kodları

```
close all
clear all

for k=1:1:8

    load datanames;
    load filter_rev;
    Hlp=LSlp;
    load (data_names(1,k));
    load datanames;
    power=current.*cont_sig;
    force_filt=filter(Hlp,force);
    robot_filt=filter(Hlp,robot);
    current_filt=filter(Hlp,current);
    cont_sig_filt=filter(Hlp,cont_sig);
    speed_filt=filter(Hlp,speed);
    error_filt=filter(Hlp,error);
    ref_sig_filt=filter(Hlp,ref_sig);
    power_filt=filter(Hlp,power);

    clear data
    clear spec
    clear Hlp
    save(data_names(1,k));
end
clear all
```

EK-2 Kemik Delme Durumlarının Belirlenmesi için Matlab Kodları

```
close all
clear all

for k=1:1:8
    load datanames;
    load (data_names(1,k));
    load datanames;
    v=spec(1,k);
    rads=spec(3,k);
    ts=0.01;
    len=length(speed);
    states=zeros(len,1);
    a=zeros(len,1);
    ab_states=zeros(len,1);
    feedrate=a+v;
    velocity=a+rads;
    i=1;

    for i=1:1:10

        ab_states(round(times(i,1)/ts))=5;
        ab_states(round(times(i,2)/ts))=5;
        states(round(((times(i,1)-
2/v)/ts)):round((times(i,1)/ts)))=0; %bosta
        states(round((times(i,1)/ts)):round(((times(i,2)-
1/v)/ts)))=1; %deliyor
        states(round(((times(i,2)-
1/v)/ts)):round(((times(i,2)+1/v)/ts)))=2; %ikinci duvar
        cikis

        states(round(((times(i,2)+1/v)/ts)):round(((times(i,2)+3/v)/ts)))=3;
        %cikti bosta

        if i>=10

        states(round(((times(i,2)+3/v)/ts)):round(((times(i,2)+4/v)/ts)))=4;
        %gereksiz

        else

        states(round(((times(i,2)+3/v)/ts)):round(((times(i+1,1)-
2/v)/ts)))=4; %gereksiz
        end

        clear a
        clear len
        clear spec
        clear i
        clear rads
        clear v
        save(data_names(1,k));
    end
end
clear all
```

EK-3 Verilerin Birleştirilmesi için Matlab Kodları

```
clear all
close all
for k=1:1:8

    load datanames;
    load (data_names(1,k));
    load datanames;

    veritoplamlamfor=[cont_sig_filt current_filt error_filt
power_filt force_filt feedrate states];
    veritoplamlam=[cont_sig_filt current_filt error_filt power_filt
feedrate states];

    save(data_names(1,k));
end

clear all
```

EK-4 Başlangıç ve Bitiş Durumlarındaki Verilerin Silinmesi için Matlab

Kodları

```
clear all
close all
for k=1:1:8

    load datanames;
    load (data_names(1,k));
    load datanames;

    v=spec(1,k);
    i=spec(2,k); %degis

    ts=0.01;

    veritoplam=veritoplam(round(((times(1,1)-
2/v)/ts)):round(((times(i,2)+4/v)/ts)),:);
    veritoplamfor=veritoplamfor(round(((times(1,1)-
2/v)/ts)):round(((times(i,2)+4/v)/ts)),:);

    save(data_names(1,k));
end

clear all
```


EK-5 Gereksiz Verilerin Silinmesi için Matlab Kodları

```
close all
clear all

for k=1:1:8

    load datanames;
    load (data_names(1,k));
    load datanames;
    len=length(veritoplam);

    i=1;
    while i<=len
        if veritoplam(i,6)>3
            veritoplam(i,:)=[];
            veritoplamfor(i,:)=[];
            i=i-1;
        end
        len=length(veritoplam);
        i=i+1;
    end

    save(data_names(1,k));
end
clear all
```

EK-6 Data setlerin Oluşturulması için Matlab Kodları

```
close all
clear all
%lqr
load lqr_kemik_1mms veritoplam
load lqr_kemik_1mms veritoplamfor

lqr_wof=veritoplam;
lqr_wf=veritoplamfor;

load lqr_kemik_08mms veritoplam
load lqr_kemik_08mms veritoplamfor

lqr_wof=[lqr_wof; veritoplam];
lqr_wf=[lqr_wf; veritoplamfor];
%mpc_wc
load mpc_wc_kemik_1mms veritoplam
load mpc_wc_kemik_1mms veritoplamfor

mpc_wc_wof=veritoplam;
mpc_wc_wf=veritoplamfor;

load mpc_wc_kemik_08mms veritoplam
load mpc_wc_kemik_08mms veritoplamfor

mpc_wc_wof=[mpc_wc_wof; veritoplam];
mpc_wc_wf=[mpc_wc_wf; veritoplamfor];
%mpc_woc
load mpc_woc_kemik_1mms veritoplam
load mpc_woc_kemik_1mms veritoplamfor

mpc_woc_wof=veritoplam;
mpc_woc_wf=veritoplamfor;

load mpc_woc_kemik_08mms veritoplam
load mpc_woc_kemik_08mms veritoplamfor

mpc_woc_wof=[mpc_woc_wof; veritoplam];
mpc_woc_wf=[mpc_woc_wf; veritoplamfor];
%pi
load pi_kemik_1mms veritoplam
load pi_kemik_1mms veritoplamfor

pi_wof=veritoplam;
pi_wf=veritoplamfor;

load pi_kemik_08mms veritoplam
load pi_kemik_08mms veritoplamfor

pi_wof=[pi_wof; veritoplam];
pi_wf=[pi_wf; veritoplamfor];

clear veritoplam
clear veritoplamfor
```

EK-7 Ensemble Sınıflandırma ve Sonuç Alınması için Matlab Kodları

```
%Kuvvet Verisi ile
close all
clear all
load data_sets
for i=1:1:5
    trainingData=pi_wf;          %lqr_wf mpc_wc_wf mpc_woc_wf pi_wf

    inputTable = array2table(trainingData, 'VariableNames',
{'column_1', 'column_2', 'column_3', 'column_4', 'column_5',
'column_6', 'column_7'});

    predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3',
'column_4', 'column_5', 'column_6'};
    predictors = inputTable(:, predictorNames);
    response = inputTable.column_7;
    isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false,
false];

    template = templateTree(...
    'MaxNumSplits', length(trainingData));
    classificationEnsemble = fitcensemble(...
    predictors, ...
    response, ...
    'Method', 'Bag', ...
    'NumLearningCycles', 10, ...
    'Learners', template, ...
    'ClassNames', [0; 1; 2; 3]);

    predictorExtractionFcn = @(x) array2table(x, 'VariableNames',
predictorNames);
    ensemblePredictFcn = @(x) predict(classificationEnsemble, x);
    trainedClassifier.predictFcn = @(x)
ensemblePredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

    trainedClassifier.ClassificationEnsemble =
classificationEnsemble;

    inputTable = array2table(trainingData, 'VariableNames',
{'column_1', 'column_2', 'column_3', 'column_4', 'column_5',
'column_6', 'column_7'});

    predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3',
'column_4', 'column_5', 'column_6'};
    predictors = inputTable(:, predictorNames);
    response = inputTable.column_7;
    isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false,
false];

    partitionedModel =
crossval(trainedClassifier.ClassificationEnsemble, 'Kfold', 5);

    [validationPredictions, validationScores] =
kfoldPredict(partitionedModel);

    validationAccuracy = 1 - kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun',
'ClassifError');
```

```

tic
yfit=trainedClassifier.predictFcn(trainingData(1500,1:end-1));
e(i)=toc;

    generalac(i)=validationAccuracy;
    C = confusionmat(response,validationPredictions);
    sc=sum(C(3,:));
    breakclassac(i)=C(3,3)/sc;
end
cm = confusionchart(response,validationPredictions, ...
    'ColumnSummary','column-normalized', ...
    'RowSummary','row-normalized');
e(1,1)=e(1,2);
result=[mean(generalac)*100 std(generalac)*100
mean(breakclassac)*100 std(breakclassac)*100 mean(e) std(e)];

%Kuvvet Verisi Olmadan

close all
clear all
load data_sets
for i=1:1:5
    trainingData=pi_wof; %lqr_wof mpc_wc_wof mpc_woc_wof pi_wof
    inputTable = array2table(trainingData, 'VariableNames', {'column_1',
'column_2', 'column_3', 'column_4', 'column_5', 'column_6'});

    predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3', 'column_4',
'column_5'};
    predictors = inputTable(:, predictorNames);
    response = inputTable.column_6;
    isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false];

    template = templateTree(...
        'MaxNumSplits', length(trainingData));
    classificationEnsemble = fitcensemble(...
        predictors, ...
        response, ...
        'Method', 'Bag', ...
        'NumLearningCycles', 10, ...
        'Learners', template, ...
        'ClassNames', [0; 1; 2; 3]);

    predictorExtractionFcn = @(x) array2table(x, 'VariableNames',
predictorNames);
    ensemblePredictFcn = @(x) predict(classificationEnsemble, x);
    trainedClassifier.predictFcn = @(x)
ensemblePredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

    trainedClassifier.ClassificationEnsemble =
classificationEnsemble;

    inputTable = array2table(trainingData, 'VariableNames',
{'column_1', 'column_2', 'column_3', 'column_4', 'column_5',
'column_6'});

    predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3',
'column_4', 'column_5'};
    predictors = inputTable(:, predictorNames);

```

```

response = inputTable.column_6;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false];

partitionedModel =
crossval(trainedClassifier.ClassificationEnsemble, 'KFold', 5);

[validationPredictions, validationScores] =
kfoldPredict(partitionedModel);

validationAccuracy = 1 - kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun',
'ClassifError');

tic
yfit=trainedClassifier.predictFcn(trainingData(1500,1:end-1));
e(i)=toc;

generalac(i)=validationAccuracy;
C = confusionmat(response,validationPredictions);
sc=sum(C(3,:));
breakclassac(i)=C(3,3)/sc;
end
cm = confusionchart(response,validationPredictions, ...
'ColumnSummary','column-normalized', ...
'RowSummary','row-normalized');
e(1,1)=e(1,2);
result=[mean(generalac)*100 std(generalac)*100
mean(breakclassac)*100 std(breakclassac)*100 mean(e) std(e)];

```

EK-8 KNN Sınıflandırma ve Sonuç Alınması için Matlab Kodları

```
% Kuvvet Verisi ile

close all
clear all
load data_sets
for i=1:1:5
trainingData=pi_wf;      %lqr_wf mpc_wc_wf mpc_woc_wf pi_wf

inputTable = array2table(trainingData, 'VariableNames', {'column_1',
'column_2', 'column_3', 'column_4', 'column_5', 'column_6',
'column_7'});

predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3', 'column_4',
'column_5', 'column_6'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.column_7;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false];

classificationKNN = fitcknn(...
    predictors, ...
    response, ...
    'Distance', 'Euclidean', ...
    'Exponent', [], ...
    'NumNeighbors', 3, ...
    'DistanceWeight', 'Equal', ...
    'Standardize', true, ...
    'ClassNames', [0; 1; 2; 3]);

predictorExtractionFcn = @(x) array2table(x, 'VariableNames',
predictorNames);
knnPredictFcn = @(x) predict(classificationKNN, x);
trainedClassifier.predictFcn = @(x)
knnPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

trainedClassifier.ClassificationKNN = classificationKNN;
inputTable = array2table(trainingData, 'VariableNames', {'column_1',
'column_2', 'column_3', 'column_4', 'column_5', 'column_6',
'column_7'});

predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3', 'column_4',
'column_5', 'column_6'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.column_7;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false];

partitionedModel = crossval(trainedClassifier.ClassificationKNN,
'KFold', 5);

[validationPredictions, validationScores] =
kfoldPredict(partitionedModel);

validationAccuracy = 1 - kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun',
'ClassifError');

tic
yfit=trainedClassifier.predictFcn(trainingData(1500,1:end-1));
```

```

e(i)=toc;

generalac(i)=validationAccuracy;
C = confusionmat(response,validationPredictions);
sc=sum(C(3,:));
breakclassac(i)=C(3,3)/sc;
end

cm = confusionchart(response,validationPredictions, ...
    'ColumnSummary','column-normalized', ...
    'RowSummary','row-normalized');
e(1,1)=e(1,2);
result=[mean(generalac)*100 std(generalac)*100
mean(breakclassac)*100 std(breakclassac)*100 mean(e) std(e)];

% Kuvvet Verisi Olmadan

close all
clear all
load data_sets
for i=1:1:5
    trainingData=pi_wof; %lqr_wof mpc_wc_wof mpc_woc_wof pi_wof
    inputTable = array2table(trainingData, 'VariableNames',
{'column_1', 'column_2', 'column_3', 'column_4', 'column_5',
'column_6'});

    predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3',
'column_4', 'column_5'};
    predictors = inputTable(:, predictorNames);
    response = inputTable.column_6;
    isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false];

    classificationKNN = fitcknn(...
        predictors, ...
        response, ...
        'Distance', 'Euclidean', ...
        'Exponent', [], ...
        'NumNeighbors', 3, ...
        'DistanceWeight', 'Equal', ...
        'Standardize', true, ...
        'ClassNames', [0; 1; 2; 3]);

    predictorExtractionFcn = @(x) array2table(x, 'VariableNames',
predictorNames);
    knnPredictFcn = @(x) predict(classificationKNN, x);
    trainedClassifier.predictFcn = @(x)
knnPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

    trainedClassifier.ClassificationKNN = classificationKNN;

    inputTable = array2table(trainingData, 'VariableNames',
{'column_1', 'column_2', 'column_3', 'column_4', 'column_5',
'column_6'});

```

```

    predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3',
'column_4', 'column_5'};
    predictors = inputTable(:, predictorNames);
    response = inputTable.column_6;
    isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false];

    partitionedModel = crossval(trainedClassifier.ClassificationKNN,
'KFold', 5);

    [validationPredictions, validationScores] =
kfoldPredict(partitionedModel);

    validationAccuracy = 1 - kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun',
'ClassifError');

    tic
    yfit=trainedClassifier.predictFcn(trainingData(1500,1:end-1));
    e(i)=toc;

    generalac(i)=validationAccuracy;
    C = confusionmat(response,validationPredictions);
    sc=sum(C(3,:));
    breakclassac(i)=C(3,3)/sc;
end
cm = confusionchart(response,validationPredictions, ...
'ColumnSummary','column-normalized', ...
'RowSummary','row-normalized');
e(1,1)=e(1,2);
result=[mean(generalac)*100 std(generalac)*100
mean(breakclassac)*100 std(breakclassac)*100 mean(e) std(e)];

```


EK-9 Tez Çalışmasında Yapılan Yayınlar

- Torun, Yunis ve ark. "Breakthrough detection for orthopedic bone drilling via power spectral density estimation of acoustic emission." 2018 Electric Electronics, Computer Science, Biomedical Engineerings' Meeting (EBBT). IEEE, 2018.
- Torun, Yunis ve ark. "Detection of Bone Excretion with Current Sensor in Robotic Surgery." 2018 3rd International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK). IEEE, 2018.
- Torun, Yunis ve ark. " Parameters Estimation of Orthopedic Drill." 2019 Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SİU). IEEE, 2019.

ÖZGEÇMİŞ



Kişisel bilgiler

Adı Soyadı	Ahmet ÖZTÜRK
Doğum Yeri ve Tarihi	Sivas, 26.09.1993
Medeni Hali	Bekar
Yabancı Dil	İngilizce
İletişim Adresi	Sivas Cumhuriyet Üniversitesi Enerji Bilimi ve Teknolojisi Mühendisliği Bölümü 58140 Sivas/Merkez
E-posta Adresi	engahmetozturk@gmail.com

Eğitim ve Akademik Durumu

Lise	Sivas Anadolu Teknik Lisesi, 2011
Lisans	Sivas Cumhuriyet Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, 2016
Yüksek Lisans (Tezsiz)	Sivas Cumhuriyet Üniversitesi İş Sağlığı Ve Güvenliği Bölümü, 2019
Yüksek Lisans	Sivas Cumhuriyet Üniversitesi Enerji Bilimi ve Teknolojisi Mühendisliği Bölümü, 2019

Kongreler ve Bildiriler

Ulusal	
Uluslararası	Torun, Yunis ve ark. " Design of Field Oriented Control Based Industry Robot for Marble Industry." 2018 The International Conference on Innovative Engineering Applications (CIEA). 2018.
Uluslararası	Torun, Yunis ve ark. "Breakthrough detection for orthopedic bone drilling via power spectral density estimation of acoustic emission." 2018 Electric Electronics, Computer Science, Biomedical Engineerings' Meeting (EBBT). IEEE, 2018.
Uluslararası	Torun, Yunis ve ark. "Detection of Bone Excretion with Current Sensor in Robotic Surgery." 2018 3rd International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK). IEEE, 2018.
Uluslararası	Torun, Yunis ve ark. " Parameters Estimation of Orthopedic Drill." 2019 Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SİU). IEEE, 2019.