# sEMG KULLANARAK DERİN ÖĞRENME TABANLI DİRSEK EKLEM AÇISI TAHMİNİ

**Aybike PİROL**
**ORCID NO:** 0000-0003-0817-6871
Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Biyomedikal Mühendisliği Bölümü
**Cabbar Veysel BAYSAL**
Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Biyomedikal Mühendisliği Bölümü
**ORCID NO:** 0000-0003-1490-8725

## ÖZET

Klinik araştırmalarda ve rehabilitasyon amaçlı protez, ortez cihazlarında yüzey elektromiyografisine (sEMG) dayalı kontrol yaklaşımları doğala yakın bir çalışma düzeni elde etmek için kullanılmaktadır. Gerçek zamanlı kontrollerde sEMG işaretinden direkt açı veya kuvvet tahmini yapılması yaygın kullanılan bir yöntemdir. Bu amaçla insan-makine iş birliğini gerçekleştiren sEMG tabanlı kontrol yaklaşımlarının birçoğunda işaretlerin öznitelikleri ile sınıflandırma ya da tahmin yapma tercih edilmiştir. Ancak, öznitelik çıkarmak gibi geleneksel yöntemler işaretin kalitesi, karmaşıklığı, düşük genliği gibi elverişsiz durumlarda hesaplama yüküne ve algoritma karmaşıklığına sebep olmaktadır. Yapılan bu çalışmada çözüm alternatifi olarak, verilerin özelliklerini öğrenebilen, hiyerarşik katman yapısı ile verileri değerlendiren, direkt tahmin yapan Derin Öğrenme (DL) yöntemi kullanılmıştır. Yapılan tasarımda, üst ekstremiteye ait biceps ve triceps kaslarından alınan sEMG sinyalleri dirsek ekleminde açı tahmini için bir DL yöntemi olan LSTM ağlı modelde uygulanmıştır. Literatürdeki çalışmalardan farklı olarak, uygulama verileri değişik zaman ve deney koşullarında alınan izotonik ve izokinetik kasılma sinyal bilgileri ile eş zamanlı olarak ölçülen dirsek eklemi açı bilgisinden oluşturulmuştur. Sistemin performansı RSME, MAPE ve MAE yöntemleri ile ölçülmüştür. LSTM ağı, kendisinin bir uzantısı olan biLSTM ile benzetim sonuçlarıyla kıyaslanmıştır. 3 katmanlı biLSTM modelinin %89,95 doğruluğa ulaşması, derin öğrenme yapılarının öznitelik kullanmadan sEMG ile yüksek doğruluk elde ederek, başarılı ve etkin bir şekilde dirsek eklemi açı tahmini yapabileceğini göstermiştir.

**Anahtar Kelimeler:** sEMG, Eklem Açı Tahmini, Tekrarlayan Sinir Ağları, Derin Öğrenme, Uzun-Kısa Vadeli Bellek (LSTM)

# DEEP LEARNING BASED ELBOW JOINT ANGLE ESTIMATION USING sEMG SIGNALS

## ABSTRACT

In clinical research and rehabilitation purposes, control approaches based on surface electromyography (sEMG) are used to achieve a natural working order in prosthetic and orthotic devices. Direct angle or force estimation from the sEMG signal is a common method in real-time controls. For this purpose, classification or estimation with the attributes of the signals has been preferred in most of the sEMG-based control approaches that provide human-machine collaboration. However, traditional methods like feature extraction can cause computational burden and algorithm complexity in adverse situations such as the quality, complexity, low amplitude of the signal. In this study, Deep Learning (DL) method which can learn the properties of the data, evaluate the data with the hierarchical layer structure, and make direct estimates, was implemented as a solution alternative. Unlike the studies in the literature, the application data were created from the isotonic and isokinetic contraction sEMG combined with the elbow joint angle measured simultaneously, which were acquired at different times and experimental conditions. System performance measured by methods like RSME, MAPE and MAE. The LSTM network has been compared with the simulation results with its extension biLSTM. The performance of 3-layer biLSTM model has reached 89.95% accuracy with sEMG without using features, which demostrated the biLSTM model can be implemented in successful and effective estimation of elbow joint angle.



**Keywords:** sEMG, Joint Angle Estimation, Recurrent Neural Network, Deep Learning, Long-Short Term Memory (LSTM)

## 1. GİRİŞ

Elektromiyogram, kas dokusu kasıldığında meydana gelen elektriksel aktivitenin kaydedilmesidir. EMG sinyalleri yüzeyel (transcutan), kas içi (subcutan) veya iğne (percutan) elektrotlar ile alınıp elektronik cihazlarla ölçülmekte ve analiz edilmektedir. (Konrad Peter, 2006) Kasın kuvvet ile hareket üretmesini inceleyebilmeyi, çevredeki dünyayla etkileşime girmesini sağlayan ve sayısız işlevi yerine getiren fizyolojik süreçlere erişebilmeyi kolaylaştıran elektromiyografi, hastalıkların tanı ve tedavisinde kullanıldığı gibi rehabilitasyon amaçlı çeşitli cihazların, örneğin protez ve ortezlerin kontrolünde de kullanılmaktadır. (De Luca, 2006) (Alyea, 2010) Rehabilitasyon amaçlı sistemlerde, elektromiyogram işaretler yaygın olarak yüzeyel elektrotlar ile ölçülmektedir. Rehabilitasyon sistemlerinin tasarımı için

noninvaziv alınan elektromiyogram işaretlerin incelenmesi etkili sonuçlar vermiş ve bu sebeple oldukça önemli hale gelmiştir. (Fougner et al., 2012) İnsan güvenliğini sağlayabilen ve rehabilitasyon amaçlı cihazların mevcut potansiyellerini iyileştirebilen üst ekstremite yüzey elektromiyografisi (sEMG) günümüze kadar birçok çalışmada yerini almıştır. (Geng et al., 2018) (TAŞAR et al., 2018) (Eroğlu & Baysal, 2018) Bu çalışmaların birçoğunda sinyallere dayalı tahmin veya sınıflandırma için sinyali anlamlandırmak adına öznitelik çıkarımı yapılmaktadır. Ancak EMG işaretinin öznitelik çıkarmadan direkt işlenmesi etkin ve daha az işlem gücü gerektiren bir yöntem olabileceğinden, rehabilitasyon amaçlı cihaz kontrolünde etkin bir rol oynamayı mümkün kılar. Bunun için geleneksel sinir ağları yerine son yıllarda sEMG sinyalleri üzerinde iyi bir performans gösteren derin öğrenme yöntemleri umut vadedici tekniklerdir. (Geng et al., 2018) (Chen et al., 2019)

Sığ mimarileri içeren Gauss karışım modelleri (GMM'ler), doğrusal veya doğrusal olmayan dinamik sistemler, maksimum entropi (MaxEnt) modelleri, destek vektör makineleri (SVM'ler), tek bir gizli katman ile çok katmanlı algılayıcılar (MLP'ler) basit veya iyi derecede kısıtlanmış problemleri çözmede etkilidir. Ancak doğal sinyalleri içeren daha karmaşık uygulamalarda (görüntü, görsel sahneler, insan konuşması, biyolojik sinyaller gibi.) bu sınırlı modelleme zorluklara neden olabilir. Biyolojik sinyalleri barındıran bu problemlerde derin mimarilere ihtiyaç vardır. (Deng & Yu, 2016) Zaman serisi verilerine bağlı, sıralı dizilerde veya sEMG sinyalleri ile açı tahmini gibi bir diziden başka bir diziye tahmin problemlerinde yaygın olarak derin öğrenme yöntemi olan tekrarlayan sinir ağları (RNN) kullanılmaktadır. RNN, veriler arasındaki sıralı bağımlılıkları parametre paylaşımıyla etkin bir şekilde yakalamaktadır. Girişteki her veri grubunu ayrı ele almaz. Yakın geçmişteki veri noktalarına göre mevcut veri noktasının özelliklerini değerlendirerek bir bellek oluşturur ve bu şekilde çıkarım yapar. Uzun girdi dizilerinde gradyan problemi oluştuğundan bu sorunu elimine eden uzun kısa vadeli bellek (LSTM), RNN mimarisinin varyantlarından biridir. Önceki durumlardan aldığı bilgiler ile uzun vadeli öğrenimi, yapısındaki kritik bileşenleri olan hafıza ve unutma kapılarıyla sağlamaktadır. (Pedrycz & Chen, 2020)



sEMG'ye dayanarak bu derin veya sığ mimariler ile yapılan kontrollerin rehabilitasyondaki öneminden dolayı birçok araştırmacı bu konuda çalışma yapmıştır.

Xia ve arkadaşları (2018), CNN-RNN mimarisinin kombinasyonu ile üst ekstremite hareket tahmini yapan modele verilmek üzere kas sinyalini, 50ms'lik pencerelere ayırarak açı sinyali ile senkronize etmişlerdir. Ardından zaman frekans düzlemine aktarılarak Fourier dönüşümüne

dayalı doğrusal spektral katsayılarını RCNN modelinde kullanmışlardır. 8 denek için ortalama değeri esas almışlar ve RCNN modelini yalnızca CNN modeli ile kıyaslamışlardır. (Xia et al., 2018)

sEMG işaretlerini kullanarak gerçek zamanlı dirsek eklem açı tahmini yapan Eroğlu ve Baysal, işaretlerin zaman alanı özellik çıkarımını seçerek MLP ve Genel Regresyon sinir ağını (GRNN) tasarlamışlardır. 2 kastan alınan sinyal bilgisi, zaman düzlemi özelliklerini temsil eden ortalama mutlak değer (MAV), dalga biçim uzunluğu (WL), kök ortalama kare (RMS) öznitelikleri 250 'lik örneklere bölünerek sinir ağına açı tahmini için verilmiştir. MLP ve GRNN modellerini kıyaslamışlardır. (Eroğlu & Baysal, 2018)

Chen vd. (2019) sEMG ve derin öğrenme yöntemi kullanarak üst ekstremite eklem açılarının sürekli tahmini için bir model önermiştir. Dokunma ve birleşik görev hareketi inceleyen çalışma için sEMG sinyalini zaman alanındaki analizin sınıflandırmadaki başarısına değinerek 4 zaman özelliğini (RMS), (VAR), (MAV), (WL)) seçmişlerdir. 4 gizli katmana sahip MLP ve 3 gizli katmana LSTM ağı önerilmiştir. MLP ve LSTM ağlarının tahmin sonuçlarında RMSE ve R2 değerlerini kıyaslamışlardır. (Chen et al., 2019)

Literatürdeki çalışmalar ışığında, üst ekstiremitede eklem hareketi için işlem yoğunluğunu azaltan, kolaylıkla eğitilebilen regresyonlu bir LSTM tabanlı model ile ilgili çok az çalışma bulunmaktadır. Üst ekstremite için EMG sinyalleri ile kontrol sağlayarak açı tahmin yaklaşımlarında hala iyileştirilmesi gereken kısımlar olduğu yorumu yapılabilmektedir. İncelenen bilgiler dikkate alınarak bu çalışmada, üst ekstremiteye ait biceps ve triceps kaslarından alınan sEMG sinyallerinin Derin Öğrenme yöntemi olan LSTM ile dirsek ekleminde açı tahmini yapabilmesi sunulmuştur.

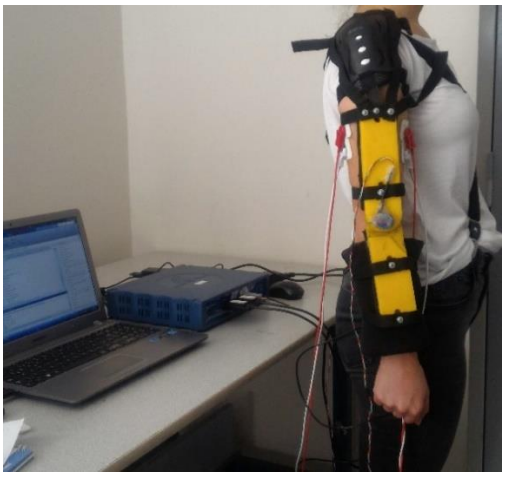


## 2. ARAŞTIRMA VE BULGULAR

### 2.1. EMG İşaretlerinin Elde Edilmesi

Çalışmada EMG amplifikatör sinyalin kaydı için BIOPAC MP36 deney seti AcqKnowledge BSLv4.1 yazılımıyla birlikte kullanılmıştır. MP36 deney setindeki iki kanal biceps ve triceps kas kasılmalarını bir kanal ise açı bilgisini almaktadır. Şekil 2.1.'de gösterildiği gibi kas bilgisi iki çift bipolar yüzey elektrotları yerleştirilerek elde edilmiş ve SENIAM (kasların non-invaziv değerlendirilmesi için yüzey elektromografi) ölçüm sistemi dikkate alınarak ölçümler yapılmıştır. (Stegeman & Hermens, 2007) Açı ölçüm düzeneğinde bir pozisyon sensörü kullanılmıştır. Sensörün, düzenekteki bağlantıları ile deneğin tam dirseğine göre konumlandırılması sağlanmıştır. (Şekil 2.1) Çalışmada bu tasarım ile izotonik ve izokinetik

hareketlerden yalnızca biseps ve triceps kaslarının fleksiyon/ekstansiyon yapmadan sorumlu olduğu varsayılmıştır.

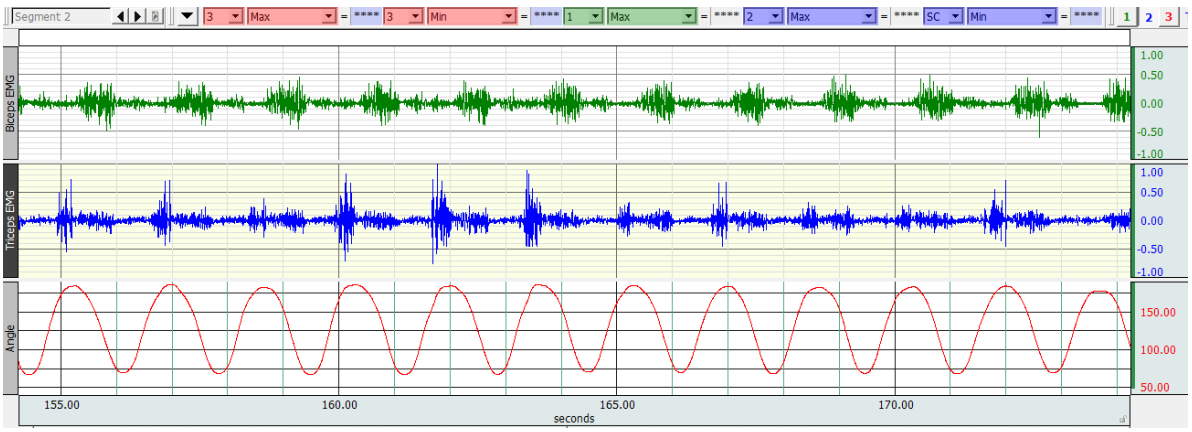


**Şekil 2.1. Deneğin ölçüme hazır durumu**

Deneğin dik oturması ve bu çalışma için belirlenen izotonik ve izokinetik kasılmaları 1 gün aralıklarla flexion ve extension hareketini sağlayarak gerçekleştirmesi istenmiştir. Hareketler serbest el, 0.5kg ve 1 kg ağırlıklar ile yapılmıştır.

Alınan sinyallere Biopac ortamında 20-250Hz ile sınırlayan filtreleme uygulanmıştır. Kas ve açı bilgisini barındıran ölçüm örneği şekil 2.2.'te gösterilmiştir.





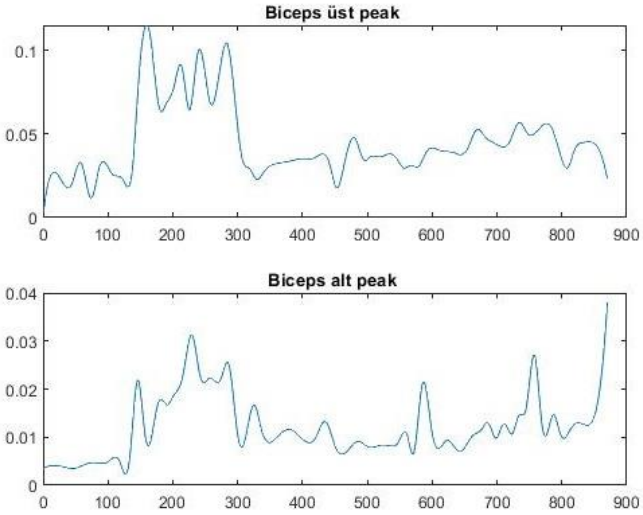

**Şekil 2.2. Üst Ekstremite için bicep triceps kasılması ve dirsek eklem açı bilgisi**

## 2.2. Derin Öğrenme ile Açı Tahmini ve Sonuçları

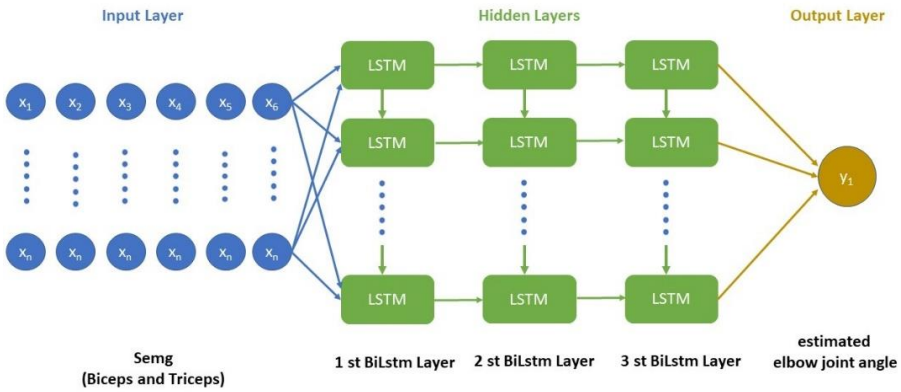
Model, MATLAB 2019a paketinde oluşturulmuştur. İlk olarak eğitim ve test için veri setleri farklı ağırlık ve kasılma türüne göre rastgele birleştirilmiştir. Veriler %70 Train ve %30 Validation şeklinde ayrılmıştır. Akhundov ve ekibinin EMG ile sınıflandırmada yaptığı çalışmada sinyallerin pozitif envelope değerlerini aldığı gibi, (Akhundov et al., 2019) giriş için sEMG sinyalleri örneklere bölünmüş ve pozitif-negatif envelope değeri çıkarılmıştır. (Şekil

2.3.) Modele eğitim için girişte, sEMG sinyallerin alt ve üst sınırları (peak envelope) eklenerek 6 girişli bir dizi verilmiştir. Çıkışta açı sinyalinin normalize edilmiş hali bulunmaktadır. 3 gizli katmanlı BiLSTM model sırasıyla 400-300-400 nörona sahiptir. Relu fonksiyonu kullanılmıştır. Şekil 2.4. oluşturulan modelin yapısını göstermektedir. Şekil 2.5.'te test açı sinyali ve önerilen modelin tahmini çıktısı gösterilmiştir.

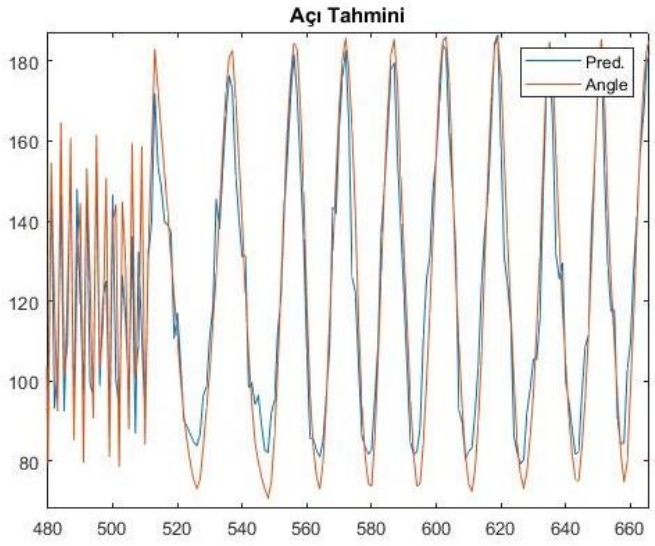
Modeli oluşturmanın dışında modeli eğitim verisine uyarlamak ve başarılı bir eğitim sağlamak adına hiper parametre kavramı önemli bir yer tutmaktadır. Tasarlanan modelde öğrenme oranı 0.01, L2 regulatization 0.000002, epoch sayısı 100 olarak ayarlanmış, ADAM optimizer kullanılmıştır.




**Şekil 2.3. LSTM ağının girişine uygulanan Semg sinyalleri envelope**




**Şekil 2.4. Dirsek eklem açısı tahmini için oluşturulan LSTM ağı**




**Şekil 2.5. Test açı sinyali ve BiLSTM ile tahmin edilen dirsek eklem açısı**

**Tablo 2.1.** önerilen BiLSTM ağı ile LSTM ağının sonuçlarını göstermektedir. Burada verinin bölünme oranı, gizli katman sayısı her iki ağ içinde aynı seçilmiştir. Tablo 2.2. önerilen modelin eğitim sürecinde başarıyı arttırmak adına yapılan veri bölünmesi oranlarının kıyaslanmasını göstermektedir.

| Deep Learning (RNN) | | | | |
|---|---|---|---|---|
| | Test RMSE | Test MAPE | Test Mae | Accuracy |
| **Model 2 (BiLSTM)** | **15,4** | **0,1005** | **11,3** | **89,95** |
| Model 3 (LSTM) | 19,5 | 0.137 | 15,7 | 86.3 |

**Tablo 2.1. LSTM ve BiLSTM ağ performans sonuçları**



## 3. SONUÇ

- Tekrarlayan sinir ağından geliştirilen BiLSTM sinir ağı ile önerilen modelin, yaklaşık 122 derecelik dirsek eklem açı aralığına göre ortalama mutlak hatası (MAE) 9,23% iken doğruluğu 89,95% olarak hesaplanmıştır. Eğitim datasının %80-20 yerine %70-30 olarak bölünmesi daha başarılı sonuç vermiştir. Aşırı öğrenmeyi önlemek için kullanılan dropout katmanı modele %50 olarak eklenmesi sonuçları olumlu etkilemiştir.
- Tablo 2.1.'deki modellerin her ikiside, izokinetik hareketi tahmin etmede izotonik hareketi tahmin etmeye göre daha düşük başarı göstermiştir.
- Derin öğrenme yapılarındaki optimizasyon ayarının modelin performansında önemli bir ölçüt olduğu görülmüştür. Optimizasyon ayarları ile ağın doğruluğunu ve sağlamlığını arttırabileceği ve derin öğrenme mimarisinin sEMG sinyalleri için bir çözüm olabileceği söylenebilir.

## KAYNAKÇA

Akhundov, R., Saxby, D. J., Edwards, S., Snodgrass, S., Clausen, P., & Diamond, L. E. (2019). Development of a deep neural network for automated electromyographic pattern classification. *Journal of Experimental Biology*, *222*(5), 1–5.

Alyea, H. N. (2010). Surface Electromyography Applied to Physical Rehabilitation and Biomechanics. *Journal of Chemical Education*, *43*(10).

Chen, Y., Yu, S., Ma, K., Huang, S., Li, G., Cai, S., & Xie, L. (2019). A Continuous Estimation Model of Upper Limb Joint Angles by Using Surface Electromyography and Deep Learning Method. *IEEE Access*, *7*, 174940–174950.

De Luca, J. (2006). THE USE OF SURFACE ELECTROMYOGRAPHY IN BIOMECHANICS. *Journal of Applied Biomechanics*, *13*(2), 135–163.

Deng, L., & Yu, D. (2016). Deep learning Methods and Applications. *Nature*, *29*(7553), 1–73.

Eroğlu, D. A., & Baysal, C. V. (2018). REAL TIME ELBOW JOINT ANGLE ESTIMATION USING sEMG SIGNALS. *Ç.Ü Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, *48*(2), 123–154.

Fougner, A., Stavdahl, O., Kyberd, P. J., Losier, Y. G., & Parker, P. A. (2012). Control of upper limb prostheses: Terminology and proportional myoelectric controla review. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *20*(5), 663–677.

Geng, W., Hu, Y., Wong, Y., Wei, W., Du, Y., & Kankanhalli, M. (2018). A novel attention-based hybrid CNN-RNN architecture for sEMG-based gesture recognition. *PLoS ONE*, *13*(10), 1–18.

Konrad Peter, M. (2006). The ABC of EMG. In *Boletín de la Asociación Médica de Puerto Rico* (Vol. 100, Issue 2).

Pedrycz, W., & Chen, S.-M. C. (2020). Deep Learning: Concepts and Architectures. Recurrent and Recursive Neural Networks. pp:13-20. In *Studies in Computational Intelligence* (Vol. 866).

TAŞAR, B., TANYILDIZI, A. K., YAKUT, O., & GÜLTEN, A. (2018). EMG Si nyallerının Anlamlandırılması için Radyal Fonksıyonlu Yapay Sınır Ağı Tasarımı Radial Functional Neural Network Design For Recognition Of EMG Signals. *Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi*, *10*.

Xia, P., Hu, J., & Peng, Y. (2018). EMG-Based Estimation of Limb Movement Using Deep Learning With Recurrent Convolutional Neural Networks. *Artificial Organs*, *42*(5), E67–E77.