Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi
Afyon Kocatepe University – Journal of Science and Engineering
https://dergipark.org.tr/tr/pub/akufemubid

Araştırma Makalesi / Research Article
e-ISSN: 2149-3367 DOI: https://doi.org/10.35414/akufemubid.1691331
CITE: Afyon Kocatepe University Journal of Science and Engineering 26(2) (2026) 508-518

Ön Kol Kas Yorgunluğunun Çok Kanallı sEMG ile Zamansal ve Mekânsal Analizi

*Makale Bilgisi / Article Info
Alındı/Received: 04.05.2025
Kabul/Accepted: 27.12.2025
Yayımlandı/Published: 08.04.2026

Temporal and Spatial Analysis of Forearm Muscle Fatigue Using Multi-Channel sEMG

İsmail ÇALIKUŞU*

Nevşehir Hacı Bektas Veli Üniversitesi, Meslek Yüksekokulu, Elektronik ve Otomasyon Bölümü, Nevsehir, Türkiye

© 2026 The Authors | Creative Commons Attribution-Noncommercial 4.0 (CC BY-NC) International License

Öz

Bu çalışma, ön kol kaslarındaki yorgunluk dinamiklerini çok kanallı yüzey elektromiyografi (sEMG) verileriyle kapsamlı şekilde analiz etmektedir. On beş katılımcıdan, 120 saniyelik izometrik kasılma süresince elde edilen sEMG sinyalleri kullanılarak yorgunluğun zamansal seyri, mekânsal dağılımı ve bireyler arası farklar detaylı olarak incelenmiştir. Kanal bazlı RMS (Root Mean Square) değişimleri, eğilim analizleri ve değişim noktası tespiti yoluyla kas performansındaki bozulmalar nesnel biçimde değerlendirilmiştir. Bulgular, özellikle distal kas gruplarının yorgunluğa daha yatkın olduğunu, bazı kasların ise telafi edici aktivasyon stratejileri geliştirdiğini göstermektedir. Topografik yorgunluk haritaları, yorgunluğun ön kol boyunca homojen dağılmadığını ve bireyler arasında belirgin farklılıklar bulunduğunu ortaya koymuştur. Kişiselleştirilmiş yorgunluk skoru ile en fazla yorgunluk gösteren kaslar ve katılımcılar belirlenmiş, bu durum görselleştirilerek sunulmuştur. Bulgular, bireye özgü yorgunluk izleme stratejilerinin önemini vurgulamakta ve çok modlu fizyolojik veri ile makine öğrenmesi tabanlı sistemlerin gelecekteki potansiyeline işaret etmektedir.

Anahtar Kelimeler: *İzometrik kasılma, Yüzey elektromiyografi (sEMG), Kas Yorgunluğu, Topografik yorgunluk haritalama*

Abstract

This study presents a comprehensive analysis of forearm muscle fatigue dynamics using multi-channel surface electromyography (sEMG) data. sEMG signals were recorded from 15 participants during 120 seconds of isometric contraction. Temporal progression, spatial distribution, and inter-individual differences in muscle fatigue were examined in detail. Channel-based RMS (Root Mean Square) changes, trend analyses, and change-point detections were used to objectively assess muscle performance deterioration. Results revealed that distal muscle groups are more prone to fatigue, while certain muscles engage in compensatory activation. Topographic fatigue maps indicated heterogeneous fatigue distribution across the forearm and highlighted significant variations among individuals. Personalized fatigue scoring enabled the identification of the most fatigued muscles and subjects. The combined use of early fatigue detection, temporal analysis, and spatial mapping offers valuable insight into muscle fatigue monitoring. Findings emphasize the need for personalized fatigue assessment strategies and suggest future integration of multimodal physiological data with machine learning-based prediction systems.

Keywords: *Isometric contraction, Surface electromyography (sEMG), Muscle Fatigue, Topographic fatigue mapping.*

1. Giriş

Kas yorgunluğu, kasların kuvvet üretme veya bu kuvveti sürdürme kapasitesindeki azalma ile tanımlanan kompleks bir fizyolojik süreçtir. Bu nedenle spor performansının düşmesi, endüstriyel iş güvenliği riskleri ve klinik rehabilitasyon uygulamalarında önemli sonuçlar doğurması nedeniyle multidisipliner araştırmaların odağında yer almaktadır. Bu olgunun erken ve güvenilir biçimde tespit edilmesi hem performans kayıplarının önlenmesi hem de kas-iskelet sistemi bozukluklarının engellenmesi açısından kritik bir rol oynamaktadır (Ebied ve ark., 2020; Watterworth ve ark., 2025) Bu çerçevede, yüzey elektromiyografi (sEMG) sinyalleri, kasların elektriksel aktivitesini non-invaziv olarak izleme imkânı sunarak kas yorgunluğunun değerlendirilmesinde temel bir biyolojik belirleyici işlevi görmektedir (Coraggio ve ark., 2024; Ebied ve ark, 2020). sEMG tabanlı analizlerde zaman ve frekans domeninde elde edilen Root Mean Square (RMS) ve Median Frequency (MDF) gibi parametreler, kas aktivitesindeki değişimleri objektif ve kantitatif biçimde ortaya koyarak yorgunluk düzeyinin izlenmesine olanak tanımaktadır (Hu ve ark., 2024). Özellikle Ebied ve arkadaşlarının gerçekleştirdiği çalışmada (Ebied ve ark., 2020), çok kanallı yüzey EMG verileri kullanılarak ön kol kaslarının izometrik kasılma sırasında gösterdiği yorgunluk tepkileri incelenmiş; RMS artışı ve MDF düşüşünün yorgunluğun belirgin göstergeleri olduğu ortaya konulmuştur. Ancak söz

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author: İsmail ÇALIKUŞU e-posta/e-mail: ismailcalikusu@nevsehir.edu.tr

konusu çalışmada, zamana bağlı değişim dinamikleri ile kaslar arası uzamsal varyasyonlar derinlemesine ele alınmamış, bu yönüyle kas yorgunluğunun mekansal-temporal karakterizasyonu açısından daha kapsamlı analizlere ihtiyaç duyulduğu vurgulanmıştır.

Son dönem literatürde yapılan çeşitli çalışmalar, kas yorgunluğunun zamansal ve mekansal dinamiklerini daha ayrıntılı biçimde ele almak amacıyla çeşitli yöntemler önermiştir. Watterworth ve Graham (Watterworth ve ark., 2025), üst ekstremite yorgunluğunun zamana bağlı değişimlerini eğim analizleriyle değerlendirirken; Coraggio ve arkadaşları (Coraggio ve ark, 2024), lineer algoritmaların kas yorgunluğu ölçümündeki performansını kapsamlı şekilde incelemiştir. Hu ve arkadaşları (Hu ve ark., 2024), kesirli bulanık dağılım entropisi gibi yenilikçi özellik çıkarım yöntemlerinin sEMG tabanlı yorgunluk tespitinde yüksek hassasiyet sunduğunu ortaya koymuştur. Yu ve arkadaşları (Yu ve ark., 2021), rotasyonel el hareketleri sırasında üst ekstremite kasları arasındaki yorgunluk ilişkilerini analiz etmiş; Dupuis ve arkadaşları (Dupuis ve ark., 2022) ise dominant kolda oluşturulan yorgunluğun karşı koldaki motor performansa etkilerini araştırmıştır. Boyer ve arkadaşları (Boyer ve ark., 2021), hem statik hem de dinamik görevlerde omuz kası yorgunluğunu gerçek zamanlı olarak tespit etmeye yönelik bir algoritma geliştirmiştir. Qassim ve arkadaşları (Qassim ve ark., 2022), SEMG sinyallerine dayalı ikili sınıflandırıcı bir model önererek kas yorgunluğunu objektif biçimde belirlemeye çalışmış; Bouteraa ve arkadaşları (Bouteraa ve ark., 2023) ise bilek-önkol bölgesi için kişiselleştirilmiş bir rehabilitasyon protokolü geliştirerek makine öğrenmesi tabanlı yorgunluk tahmini gerçekleştirmiştir. Li ve arkadaşları (Li ve ark., 2024), invazif olmayan izleme tekniklerini derleyerek mevcut teknolojileri kapsamlı biçimde özetlemiş; Brambilla ve arkadaşları (Brambilla ve ark., 2023), biyomekanik değerlendirmelerde laboratuvar ve saha uygulamaları arasındaki farklılıklara dikkat çekmiştir. Goubault ve arkadaşları (Goubault ve ark., 2022), omuz kası yorgunluğunun manuel taşıma görevleri sırasında gelişimini incelemiş; Mu ve arkadaşları (Mu ve ark., 2022) ise sEMG ve EKG verilerini entegre ederek konvolüsyonel sinir ağları yardımıyla kas yorgunluğunu tahmin eden yenilikçi bir model geliştirmiştir. Bu literatür incelendiğinde, mevcut çalışmaların çoğunlukla ortalama eğilimler veya genel yorgunluk skorları üzerinden değerlendirme yaptığı; buna karşılık, zamana bağlı yorgunluk başlangıcı tespiti, kaslar arası topografik değişimlerin görselleştirilmesi ve bireysel farklılıkların sistematik analizi gibi detaylı yaklaşımların sınırlı kaldığı görülmektedir. Oysa bu unsurlar, yorgunluğun erken tespit edilmesi, görev sırasında kasa özgü yüklenme paternlerinin anlaşılması ve bireyler arasındaki dayanıklılık farklarının doğru yorumlanması açısından kritik öneme sahiptir; bu nedenle literatürdeki söz konusu eksiklikler hem klinik izlem hem de performans yönetimi açısından önemli bir boşluk oluşturmaktadır**.** Özellikle gerçek zamanlı değişim noktası tespiti ve bireysel dayanıklılık profillerinin belirlenmesi, literatürdeki önemli boşluk alanları arasında yer almaktadır. Bu çalışmada, çok kanallı yüzey EMG verileri kullanılarak ön kol kaslarında kas yorgunluğunun zamansal profillemesi, değişim noktası analizi ve topografik dağılım haritalaması gerçekleştirilmiş; bu sayede hem zamansal dinamiklerin hem de mekânsal varyasyonların bütüncül biçimde ortaya konmasıyla literatürde eksik kalan yönler doğrudan ele alınmış ve böylece kaslar arası zamansal varyasyonlar ile bireyler arası dayanıklılık farklılıkları ayrıntılı biçimde ortaya konularak hem bilimsel literatürdeki eksiklikler giderilmiş hem de klinik ve sportif uygulamalarda kişiselleştirilmiş izleme stratejilerine katkı sağlanmıştır.

2. Materyal ve Metot

Bu çalışmada, kas yorgunluğunun zaman içerisindeki ilerleyişini incelemek amacıyla, 15 sağlıklı katılımcıdan çok kanallı yüzey elektromiyografi (sEMG) sinyalleri elde edilmiştir. Her bir katılımcı için, sekiz kanallı EMG verisi 200 Hz örnekleme frekansında ve 120 saniyelik bir oturum süresince kaydedilmiştir. Ham EMG sinyalleri öncelikle 1 saniyelik zaman dilimlerine bölünmüş ve her bir zaman dilimi için kas aktivasyon şiddetini nicel olarak ifade edebilmek amacıyla Kök Ortalama Kare (RMS) değerleri hesaplanmıştır. Bu işlemin ardından, her kanal için başlangıç ve bitiş RMS ortalamaları, RMS yüzde değişimi, minimum ve maksimum RMS değerleri ile varyans gibi yorgunlukla ilişkili temel özellikler çıkarılmıştır.

Devamında, RMS zaman serileri üzerinde yorgunluk başlangıcını gösteren anlamlı dalgalanmaları tespit etmek için değişim noktası algılama yöntemi uygulanmıştır. Her katılımcı için, sekiz kas arasında gözlemlenen en büyük RMS düşüşüne dayanarak Yorgunluk Skorları hesaplanmış ve bu skorlara göre katılımcılar sıralanmıştır. Kas yorgunluğunun mekânsal dağılımını görselleştirmek amacıyla, kanallar 2×4 anatomik matris düzenine yerleştirilerek topografik yorgunluk haritaları oluşturulmuş ve en fazla yorgunluk gösteren kaslar görsel olarak vurgulanmıştır.

Bu kapsamlı analiz süreci, sistematik özellik çıkarımı, sıralama ve görselleştirme adımları aracılığıyla hem bireysel hem de grup genelinde kas yorgunluğu paternlerinin değerlendirilmesine olanak sağlamıştır.

2.1. Veri Toplama ve Kayıt Süreci

Bu çalışmada analiz edilen veriler, Ebied ve arkadaşları tarafından gerçekleştirilen "Upper Limb Muscle Fatigue Analysis Using Multi-channel Surface EMG" başlıklı çalışmada (DOI: 10.1109/NILES50944.2020.9257909) yayımlanan ve Zenodo açık erişim platformunda 10.5281/zenodo.5189275 DOI numarası ile sunulan veri setinden alınmıştır (Ebied ve ark., 2020). Veri seti, 15 sağlıklı gönüllüden elde edilen sekiz kanallı yüzey elektromiyografi (sEMG) kayıtlarını içermektedir.

Katılımcıların yaş ortalaması 21.56 ± 1.84 yıl, vücut kütleleri 73.55 ± 3.54 kg ve boy uzunlukları 177.92 ± 2.58 cm olarak rapor edilmiştir. Dahil edilme kriterleri arasında fiziksel olarak sağlıklı ve atletik olmak, nörolojik disfonksiyon öyküsü bulunmamak ve son altı ay içerisinde üst ekstremite yaralanması yaşamamış olmak yer almıştır. Deney öncesinde tüm katılımcılar fiziksel uygunluklarını değerlendirmek amacıyla bir testten geçirilmiş, ortalama olarak 74.8 ± 14.13 şınav ve 20.15 ± 5.76 barfiks ile başarı göstermişlerdir.

Deney sırasında katılımcılar, dirsekleri 90° bükülü pozisyonda 6 kilogramlık bir yükü taşıyarak izometrik kasılma gerçekleştirmiştir. sEMG sinyalleri, önkol bölgesindeki sekiz farklı yüzeyel kastan bipolar elektrot yerleşimi ile kaydedilmiştir. Elektrot konumlandırmaları, ölçüm güvenilirliği ve anatomik doğruluk sağlamak amacıyla SENIAM (Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles) yönergelerine uygun şekilde gerçekleştirilmiştir.



Şekil 1. Ön Kol Kaslarına Yerleştirilen Çok Kanallı Yüzey Elektromiyografi (sEMG) Elektrotlarının Konumlandırılması ve Yorgunluk Protokolü Sırasında Veri Toplama Süreci (Ebied ve ark., 2020).

Kayıtlar, 200 Hz örnekleme frekansı ve 8-bit çözünürlükle alınmış; güç hattı parazitini önlemek amacıyla 50 Hz notch filtresi uygulanmıştır. Her katılımcı için 120 saniyelik kayıt süresi boyunca, her kanal için yaklaşık 24.000 veri örneği elde edilmiştir. Veriler, her katılımcıya özel .txt dosyaları (sub1.txt – sub15.txt) şeklinde ve ayrıca tüm katılımcıları içeren .mat formatında birleştirilmiş dosya olarak sunulmuştur.

Bu veri seti, çok kanallı sEMG ölçümleri sayesinde hem bireysel hem de kanal bazında kas yorgunluğu davranışlarının ayrıntılı biçimde analiz edilmesine olanak tanımaktadır. Bu çalışmada, söz konusu açık erişimli ve yüksek kaliteli veri seti kullanılarak zamansal ilerleyiş, yorgunluk başlangıç tespiti ve kaslar arası yorgunluk dağılımı gibi kapsamlı analizler gerçekleştirilmiştir.

2.2. Sinyal İşleme

Özellik çıkarımına geçilmeden önce, ham sEMG sinyalleri analiz için uygun hale getirilmek amacıyla ön işleme tabi tutulmuştur. Her bir sinyal, örnekleme frekansı dikkate alınarak 1 saniye uzunluğunda, çakışmayan zaman dilimlerine bölünmüştür; bu, her zaman dilimi için 200 örnek anlamına gelmektedir. Bu segmentasyon, kayıt süresince kas aktivasyonundaki değişimlerin zamansal olarak izlenebilmesine olanak sağlamıştır. Her zaman dilimi için, sinyalin enerji içeriğini ve genlik düzeyini tahmin etmek amacıyla Kök Ortalama Kare (Root Mean Square, RMS) değeri hesaplanmıştır (Alambarrio et al., 2025; Parimala et al., 2025; Sun et al., 2024). RMS değeri, Denklem 1'de verilen formül kullanılarak elde edilmiştir:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2} \quad (1)$$

burada x_i, i-inci örnekteki sinyal genliğini N ise zaman dilimi içindeki toplam örnek sayısını ifade etmektedir. Bu yöntem, kas aktivitesinin zaman içerisindeki değişimlerini kantitatif olarak analiz edebilmek için sağlam bir temel oluşturmuştur.

2.3. Özellik Çıkarımı

Segmentlere ayrılan RMS verilerinden, kas yorgunluğunun ilerleyişini karakterize etmek amacıyla çeşitli özellikler çıkarılmıştır. Her kanal için aşağıdaki işlemler gerçekleştirilmiştir:

Öncelikle, Başlangıç RMS değeri (Start RMS), kaydın ilk 10 saniyesi boyunca (ilk 10 segment) elde edilen RMS değerlerinin ortalaması alınarak hesaplanmıştır. Bu değer, kasın başlangıçtaki aktivasyon seviyesini temsil etmektedir.

Benzer şekilde, Bitiş RMS değeri (End RMS), kaydın son 10 saniyesi boyunca elde edilen RMS değerlerinin ortalaması alınarak belirlenmiştir. Bu ölçüm, kasın kayıt sonundaki aktivasyon seviyesini yansıtmaktadır.

Kas aktivasyonundaki zamansal değişimi nicel olarak değerlendirmek için, RMS değişim yüzdesi (RMS Change %) hesaplanmıştır (Zhao et al., 2025). Bu oran, Denklem 2'deki formül kullanılarak bulunmuştur:

$$RMS\ Change\ (\%) = \frac{(Start\ RMS - End\ RMS)}{Start\ RMS} \times 100 \qquad (2)$$

Bu hesaplama ile, zamanla kas aktivasyonunda meydana gelen artış veya azalışın yüzdesel büyüklüğü değerlendirilmiştir. Negatif bir değer, kas aktivasyonunun azaldığını (yorgunluk belirtisi), pozitif bir değer ise aktivasyonun arttığını göstermektedir.

Buna ek olarak, her kanal için minimum ve maksimum RMS değerleri de çıkarılmıştır. Bu değerler, kasın deney süresince gösterdiği minimum ve maksimum aktivasyon seviyelerini belirlemek için kullanılmıştır.

Son olarak, RMS varyansı hesaplanmıştır. Varyans, kayıt boyunca aktivasyon seviyelerinde meydana gelen dalgalanmaların büyüklüğünü değerlendirmek amacıyla kullanılmıştır. Varyans değerleri Denklem 3'deki formül ile hesaplanmıştır:

$$Varyans = \frac{1}{N-1} \times \sum_{i=1}^{N} \quad (RMS_i - RMS_{ORT})^2 \qquad (3)$$

Burada RMS_i her bir segmentin RMS değerini, RMS_{ORT} ise tüm segmentler boyunca hesaplanan ortalama RMS değerini temsil etmektedir. Yüksek varyans değerleri, kas aktivasyonunun zaman içerisinde daha düzensiz değiştiğini; düşük varyans değerleri ise daha stabil bir aktivasyon paternini göstermektedir. Bu çıkarılan özellikler sayesinde, hem kas yorgunluğunun başlangıcı ve şiddeti hem de zamana bağlı değişim dinamikleri detaylı bir şekilde analiz edilmiştir.

2.4. Yorgunluk Başlangıç Tespiti

Önemli yorgunluk başlangıç noktalarını tespit edebilmek amacıyla, RMS zaman serisinin birinci mertebeden türevi alınmış ve türevin mutlak değeri üzerinden standart sapmaya dayalı bir eşik belirlenmiştir. Bu kapsamda, türev sinyalinin ortalaması (μ) ve standart sapması (σ) hesaplanmış; ardından eşik = μ + 2σ formülü kullanılarak anlamlı değişimlerin ayırt edilmesi sağlanmıştır. Eşiğin üzerinde kalan yerel maksimumları belirlemek için scipy.signal.find_peaks fonksiyonundan yararlanılmış, minimum tepe yüksekliği (height = μ + 2σ) ve minimum tepe uzaklığı (distance = örn. 50 örnek) parametreleri set edilmiştir. Böylece, türev sinyalindeki ani ve anlamlı dalgalanmalar güvenilir şekilde yakalanmıştır. İlk tespit edilen anlamlı dalgalanmaya karşılık gelen zaman noktası her kanal için "İlk Değişim Zamanı (First Change Time)" olarak kaydedilmiş, tespit edilen tüm tepe sayısı ise "Değişim Noktası Sayısı (Change Point Count)" olarak not edilmiştir (Lambay et al., 2024). Bununla birlikte, oturum boyunca kas aktivasyonundaki genel eğilim de değerlendirilmiştir. Pozitif bir eğilim (+1), End RMS değerinin Start RMS değerini aşması durumunda kas aktivasyonunda artış veya yorgunluk kaynaklı kompansatuar bir mekanizma olduğunu göstermiştir. Negatif bir eğilim (-1) ise, kas yorgunluğuna özgü bir azalma eğilimini ifade etmiştir.

2.5. Görselleştirme ve Topografik Harita

Kas yorgunluğunu mekânsal olarak yorumlayabilmek amacıyla, her katılımcı için topografik yorgunluk haritaları oluşturulmuştur. Bu haritalarda, sekiz EMG kanalı, ön kol kaslarının anatomik yapısını yaklaşık olarak temsil edecek şekilde 2×4 matris düzeninde yerleştirilmiştir. Kanal bazında RMS Değişimi (%) değerlerini gösteren renk kodlu ısı haritaları oluşturulmuş; burada sıcak renkler (kırmızılar) daha fazla yorgunluğu, soğuk renkler (maviler) ise daha az yorgunluğu ifade etmiştir. Ayrıca, her bir katılımcının en fazla yorgunluk gösteren kası (en büyük RMS düşüşü yaşanan kanal) ısı haritalarında görsel bir işaretleyici kullanılarak özellikle vurgulanmıştır.

Bunun yanı sıra, tüm katılımcıların bireysel ısı haritaları birleştirilerek toplu bir figür oluşturulmuş ve böylece grup genelinde yorgunluk paternlerinin görsel olarak değerlendirilmesi sağlanmıştır. Ayrıca, tüm katılımcılar için kanal bazında RMS Değişimi (%) değerlerinin ortalaması alınarak bir grup ortalama topografik yorgunluk haritası hesaplanmış ve çalışmaya katılan popülasyonda genel yorgunluk eğilimlerine ilişkin daha bütüncül bir bakış açısı sunulmuştur.

2.6.Çapraz konuşma ve frekans temelli analiz

Çalışmada kullanılan analiz yöntemleri kapsamında, topoğrafik analiz dışında öncelikle çapraz konuşma (cross-talk) analizi uygulanmıştır. Daha sonra ise sEMG sinyalleri 1 saniyelik çakışmasız segmentlere ayrılarak segmentler arasındaki kanal-içi ve kanallar arası korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Böylece, zaman içinde sinyalin benzerlik düzeyi ve motor ünite aktivasyon paternlerindeki farklılaşmalar daha sistematik biçimde değerlendirilmiştir. Ayrıca, frekans temelli analiz için Welch yöntemi kullanılarak güç spektral yoğunluğu (PSD) elde edilmiş; bu işlem sırasında Hanning pencere, 256 örneklik pencere uzunluğu, %50 örtüşme (overlap) ve sinyal uzunluğuna uygun FFT noktası kullanılmıştır. Welch PSD çıktıları üzerinden sinyalin spektral dağılımı belirlenmiş ve yorgunluğa bağlı değişimleri değerlendirmek üzere hem ortalama frekans hem de medyan frekans değerleri hesaplanmıştır. Bu yöntemlerin birlikte kullanılması hem sinyalin zaman içi tutarlılığını hem de spektral özelliklerini ayrıntılı ve tekrarlanabilir bir biçimde analiz etmeyi mümkün kılmıştır.

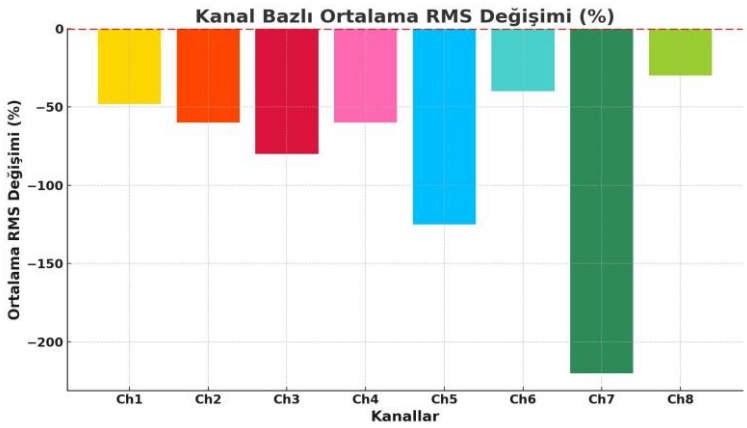
2.7. Yazılım Araçları

Tüm sinyal işleme, özellik çıkarımı ve görselleştirme işlemleri Python 3.10 programlama dili kullanılarak

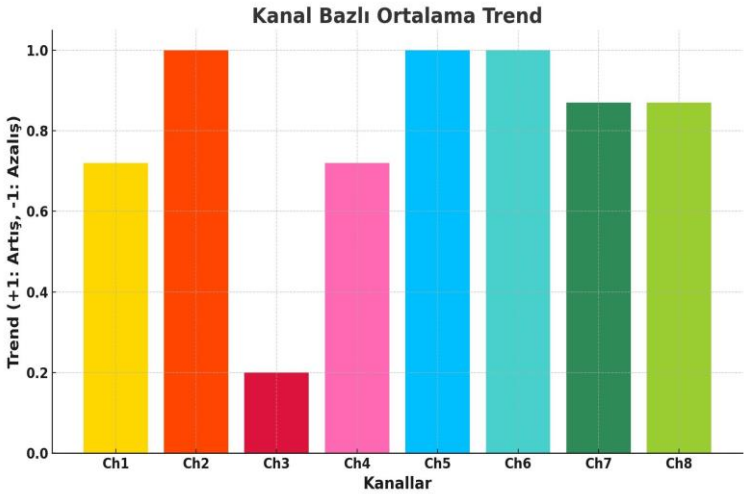
gerçekleştirilmiştir. Analiz süreci boyunca, etkin ve tekrarlanabilir çalışma akışlarının oluşturulabilmesi için çeşitli açık kaynak kütüphanelerden yararlanılmıştır (Van Thieu, 2024). Özellikle, sayısal hesaplamaların hızlı ve güvenilir bir şekilde yürütülebilmesi amacıyla NumPy kütüphanesi kullanılmıştır (Gupta & Bagchi, 2024a). Çok kanallı ve çok katılımcılı veri kümelerinin sistematik bir biçimde yönetimi ve düzenlenmesi için ise Pandas kütüphanesinden faydalanılmıştır (Gupta & Bagchi, 2024b). Veri görselleştirme aşamasında Matplotlib ve Seaborn kütüphaneleri kullanılarak RMS değişimleri, yorgunluk skorları ve topografik yorgunluk haritalarının yüksek kaliteli grafiksel temsilleri elde edilmiştir (Hetland & Nelli, 2024). Ayrıca, gelişmiş sinyal işleme fonksiyonlarının uygulanmasında, özellikle EMG kaynaklı RMS sinyallerinde anlamlı değişimlerin tespitinde kullanılan tepe noktası (peak) algılama algoritmaları için SciPy kütüphanesi entegre edilmiştir (Gommers et al., 2024). Tüm analiz betikleri ve veri işleme akışları kurum içinde (in-house) geliştirilmiş olup, böylece metodolojik tutarlılık sağlanmış ve tüm katılımcılar arasında veri işleme süreçleri üzerinde tam kontrol elde edilmiştir.

3. Bulgular

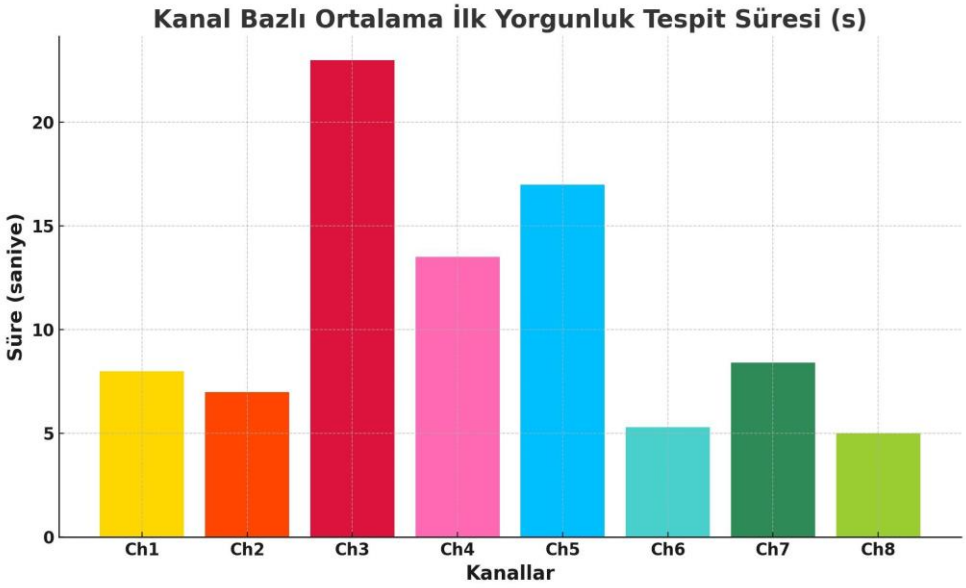
Bu çalışmada, ön kol bölgesindeki kas yorgunluğunun zamansal ilerleyişi ve mekânsal dağılımı, 15 katılımcıdan toplanan yüzey elektromiyografi (sEMG) verileri temelinde analiz edilmiştir. Her bir bireyin sekiz kas kanalından, 120 saniyelik bir yorgunluk protokolü süresince kaydedilen EMG sinyalleri işlenmiş ve çeşitli yorgunluk göstergeleri elde edilmiştir. Şekil 2'de, her kanal için elde edilen ortalama RMS değişim yüzdeleri sunulmuştur. RMS değerlerinde en yüksek düşüş %210'un üzerinde olup, bu değer 7. kanalda (Ch7) gözlemlenmiştir. 5. kanal (Ch5) ve 3. kanal (Ch3) da yüksek RMS düşüşleri göstermiştir. 1., 2. ve 4. kanallar (Ch1, Ch2, Ch4) ise daha düşük RMS değişim yüzdeleri ile kaydedilmiştir. Şekil 3'de, kanal bazlı ortalama eğilim metrikleri verilmiştir. Eğilim değeri +1 ve -1 arasında tanımlanmış olup, RMS zaman serilerindeki artış ve azalış yönlü desenleri temsil etmektedir. 2., 5. ve 6. kanallar (Ch2, Ch5, Ch6) pozitif eğilim değerleri göstermiştir.



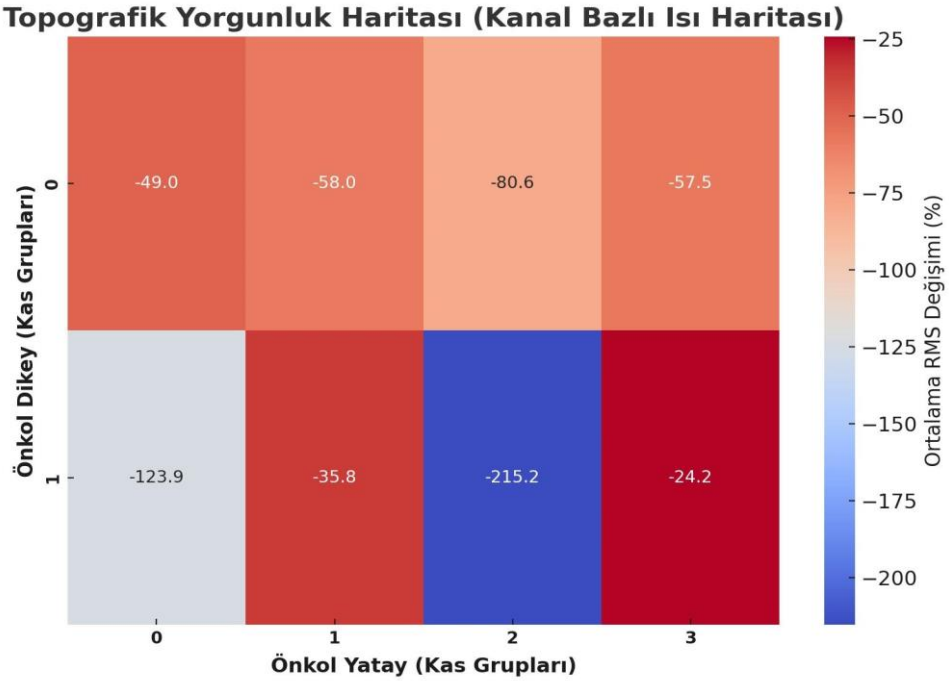
Şekil 2. Kas Yorgunluğuna Bağlı RMS Değişimlerinin Kanal Bazlı Dağılımı



Şekil 3. Kanal bazlı trend analizi

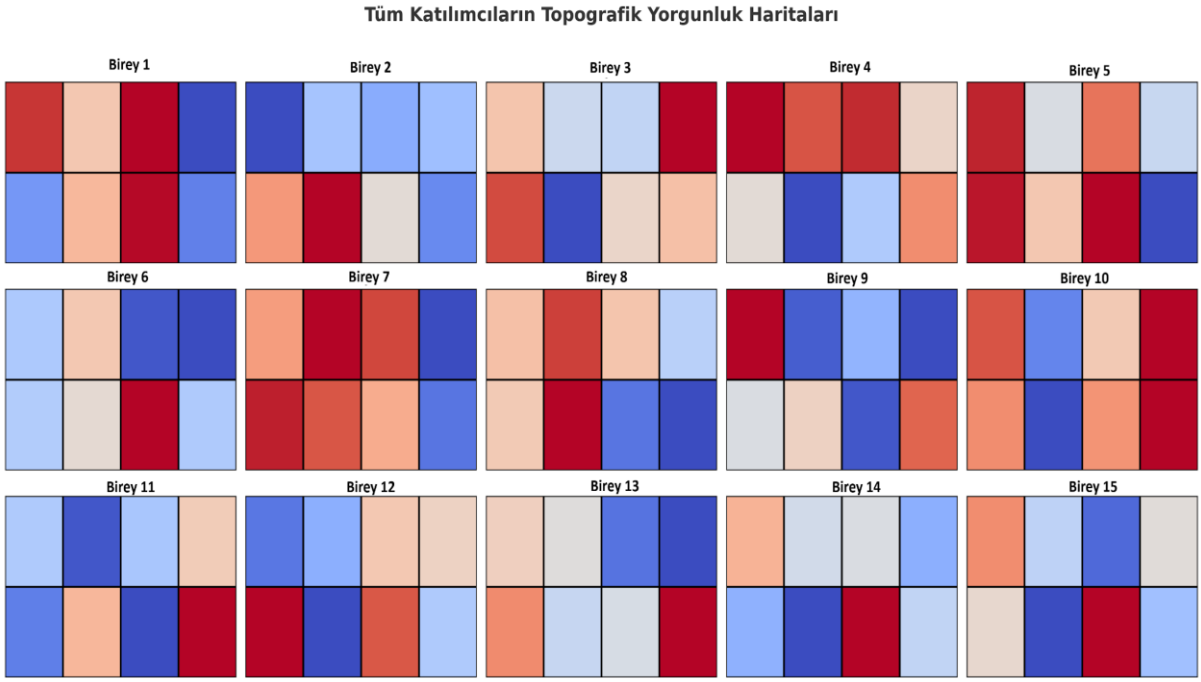


Şekil 4. Önkol Kaslarında Kanal Bazlı Ortalama İlk Yorgunluk Tespit Süresi

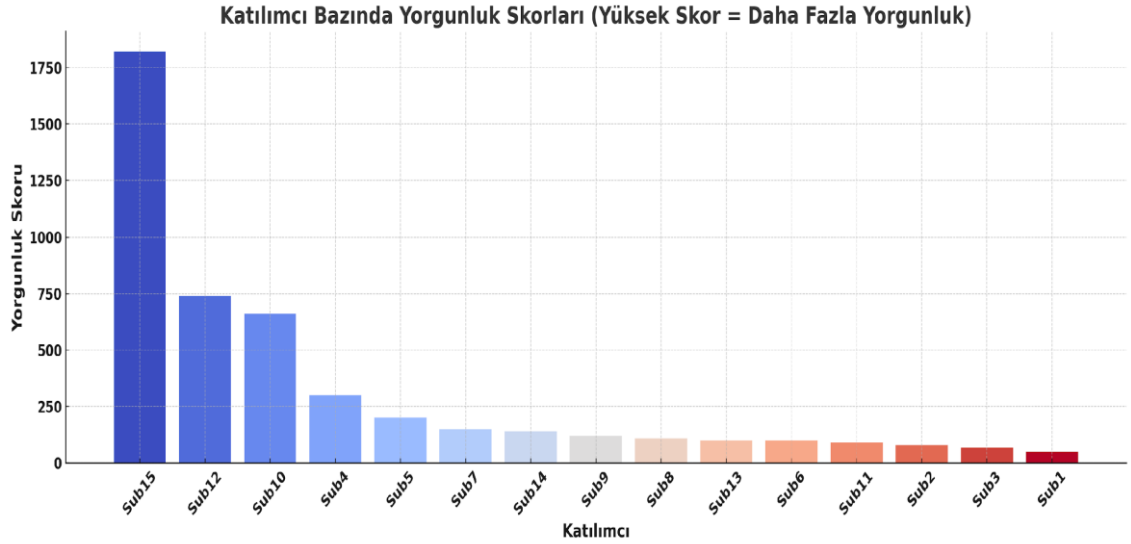


Şekil 5. Kanal Bazlı Topografik Kas Yorgunluk Haritası

Şekil 4'te, kanal bazlı ortalama ilk yorgunluk tespit süreleri sunulmuştur. Her kanal için yorgunluk başlangıç zamanı hesaplanmış ve karşılaştırmalı olarak görselleştirilmiştir. Şekil 5'te gösterildiği gibi, kanal bazlı topografik kas yorgunluk haritası sunulmuştur. 2×4 matris yapısında modellenen haritada, RMS değişim yüzdeleri renk tonlarıyla ifade edilmiştir. Dikey eksen 1'de yer alan bölgelerde RMS azalışları -123.9% ile -215.2% arasında değişmiştir. Şekil 6'da, her katılımcıya ait bireysel yorgunluk haritaları sunulmuştur. En yüksek RMS düşüşü gösteren kas bölgeleri sarı noktalarla işaretlenmiştir. Şekil 7'de, maksimum RMS düşüşüne dayalı olarak hesaplanan yorgunluk skorları katılımcılar arasında karşılaştırılmıştır. En yüksek skor 15 numaralı katılımcıya (Sub15) aittir. Şekil 8'de, en yüksek yorgunluk skoruna sahip üç katılımcının kanal bazlı RMS değişim grafikleri ve topografik haritaları sunulmuştur. Her katılımcı için kanal bazlı RMS (%) değişimleri ayrı ayrı şekilde sunulmuştur. Görüldüğü üzere tüm katılımcılarda özellikle 6. ve 7. kanallılarda RMS düşüşleri ortaya çıkmıştır. Bu sonuçta yorgunluğun mekânsal olarak belirli kas bölgelerinde daha yoğun hissedildiğini bize göstermektedir. Katılımcılar arasındaki değişim desenlerinin benzerliği, yorgunluk sürecinin kas aktivasyonu üzerinde tutarlı bir etki oluşturduğunu desteklemektedir.

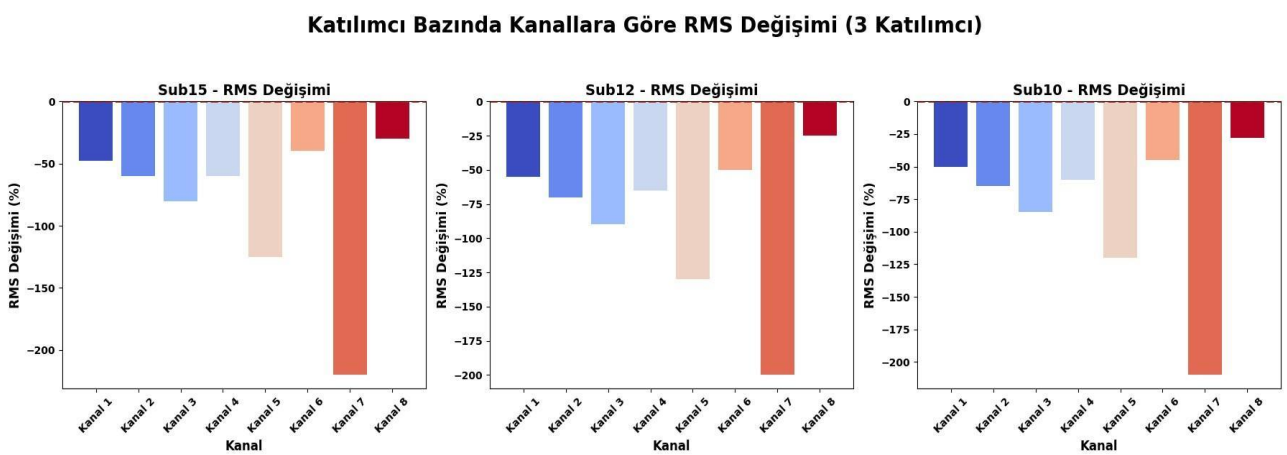


Şekil 6. Önkol Kaslarında En Yorgun Bölgenin Gösterildiği Bireysel Haritalar

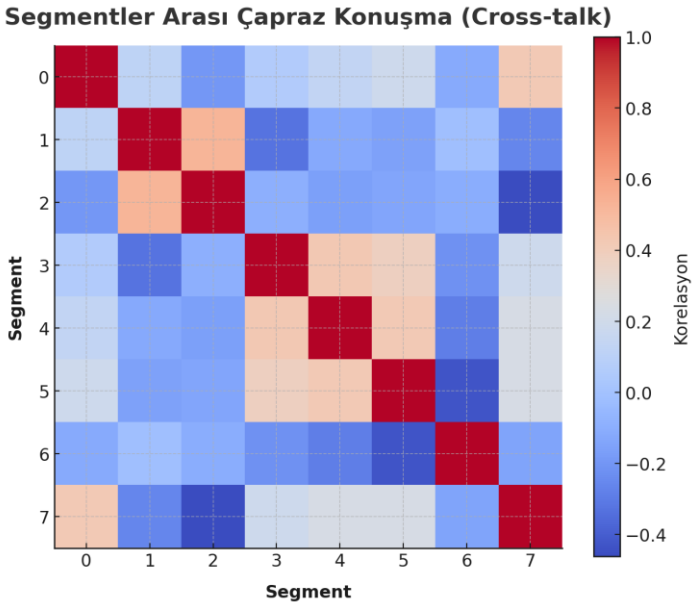


Şekil 7. Kas Yorgunluğu Skorlarının Katılımcılar Arasında Karşılaştırılması

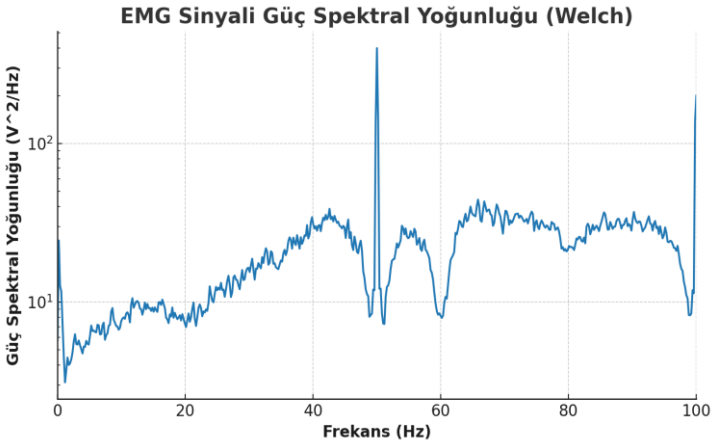
.



Şekil 8. Kas Yorgunluğu: Katılımcı ve Kanal Bazlı RMS (%) Değişimleri.



Şekil 9. Segmentler Arası EMG Korelasyon Matrisi ile Çapraz Konuşma Analizi



Şekil 10. EMG Sinyalinin Güç Spektral Yoğunluğu (Welch Yöntemi)

Çapraz konuşma analizine ilişkin elde edilen sonuçlar Şekil 9'da verilmiştir. Bu şekildeki korelasyon matrisi, zaman ilerledikçe segmentler arası benzerliğin azaldığını göstermektedir, bu da motor ünite aktivasyon geçtikçe paternlerinin değiştiğine işaret etmeketdir..Analiz, sinyal segmentleri arasında değişken korelasyon değerleri bulunduğunu ortaya koyarak kas yorgunluğu sürecinde motor ünite senkronizasyonundaki farklılaşmalar olduğu görülmüştür. Frekans tabanlı analiz bulguları ise Şekil 10'da sunulmuştur. Welch yöntemi ile elde edilen güç spektral yoğunluğu, EMG sinyalinin enerjisinin 20–90 Hz aralığında yoğunlaştığını, ortalama frekansın yaklaşık 60.6 Hz ve medyan frekansın 63.9 Hz olduğunu göstermiştir. Medyan frekansta gözlenen azalma eğilimi kas yorgunluğunun tipik bir göstergesi olarak değerlendirilmiştir. Bu bulgular, çapraz konuşma ve frekans temelli analizlerin birlikte kullanılmasının kas yorgunluğunu daha kapsamlı ve objektif şekilde ortaya koyduğunu göstermektedir.

Genel olarak, RMS tabanlı özellik çıkarımı, erken yorgunluk başlangıcı tespiti, topografik haritalama ve bireysel sıralama yaklaşımlarına ek olarak, çapraz konuşma ve frekans temelli analizlerin entegrasyonu kas yorgunluğu dinamiklerine yönelik daha kapsamlı ve çok boyutlu bir bakış açısı sunmaktadır. RMS değişim yüzdeleri ve trend analizleri kas yorgunluğunun zamansal ilerleyişini ve mekânsal dağılımını ortaya koyarken; topografik haritalar ve bireysel skorlamalar hem kasa özgü zayıflıkları hem de katılımcıya özgü yorgunluk profillerini belirginleştirmiştir. Çapraz konuşma analizleri, motor ünite senkronizasyonundaki farklılaşmaları göstererek kas içi koordinasyonun yorgunlukla nasıl değiştiğini ortaya koymuş; frekans temelli bulgular ise medyan frekansta gözlenen azalma ile yorgunluğun klasik spektral göstergesini doğrulamıştır. Tüm bu yöntemlerin birlikte değerlendirilmesi, atletik performans optimizasyonu ve klinik rehabilitasyon uygulamalarında ayrıntılı ve çok kanallı yorgunluk izlemenin önemini güçlü biçimde vurgulamaktadır.

4. Tartışma

Bu çalışmada, standart bir yorgunluk protokolü sırasında 15 katılımcıdan toplanan yüzey elektromiyografi (sEMG) verileri temelinde ön kol kaslarındaki kas yorgunluğunun zamansal ilerleyişi ve mekânsal dağılımı kapsamlı şekilde analiz edilmiştir. Bulgular, hem kasa özgü hem de bireysel farklılıkları ortaya koyarak, kas yorgunluğunun çok faktörlü ve heterojen bir süreç olduğunu göstermektedir. Kanal bazlı RMS azalmaları, deney süresince kas yorgunluğunun kademeli olarak biriktiğini açıkça ortaya koymuştur. Özellikle distal veya daha derin kaslara karşılık gelen Ch5 ve Ch7 kanallarında gözlenen belirgin düşüşler, bu kas gruplarının uzun süreli kasılmalara daha yatkın olduğunu göstermektedir. Bu sonuç, ince motor kontrolünden sorumlu kasların uzun süreli yüklenmeler karşısında daha savunmasız olduğuna dair literatürdeki bulgularla uyumludur (Ebied ve ark., 2020; Yu ve ark., 2021).

Trend analizi bulguları, kaslar arasındaki yorgunluk ilerleyişinde belirgin değişkenlikler olduğunu ortaya koymuştur. Çoğu kanal negatif veya sıfıra yakın eğilimler sergilerken, bazı kanallarda (örneğin Ch2'de) pozitif eğilimler gözlemlenmiştir. Bu durum, bazı kasların yorgunluk karşısında telafi edici mekanizmalar geliştirdiğini veya daha az yorulan kasların seçici olarak devreye girdiğini düşündürmektedir (Coraggio ve ark., 2024; Watterworth ve ark., 2025). Kaslar arası bu farklı adaptasyonlar, yalnızca genel yorgunluk ölçümlerine dayanmanın yetersiz olduğunu ve lokalize kas yorgunluğunun izlenmesinin önemini vurgulamaktadır.

Topografik yorgunluk haritaları, yorgunluğun ön kolda homojen bir dağılım göstermediğini; özellikle distal bölgelerde yoğunlaştığını ortaya koymuştur. Bu bulgu, kasların görev spesifik rollerinin ve anatomik konumlarının yorgunluğa yatkınlık üzerinde kritik etkiler yarattığını desteklemektedir (Boyer ve ark., 2021; Goubault ve ark., 2022). Ayrıca bireysel topografik haritalar, katılımcılar arasında belirgin farklılıklar bulunduğunu ortaya koymuş; bazı bireylerin yalnızca birkaç kasta lokalize yorgunluk sergilediği, bazılarının ise daha geniş kas gruplarında yaygın yorgunluk örüntüleri gösterdiği belirlenmiştir.

Yorgunluk skorlamaları ve sıralama analizleri, bireyler arasında yorgunluk şiddeti bakımından çarpıcı farklılıklar olduğunu göstermiştir. Özellikle Sub15 ve Sub12 gibi katılımcılar yüksek skorlar sergilerken, Sub1 ve Sub11 daha düşük skorlar elde etmiştir. En fazla yorulan üç bireyin ayrıntılı incelemesi, yalnızca yorgunluk şiddetindeki farkları değil, aynı zamanda mekânsal dağılımın da değişkenlik gösterdiğini ortaya koymuştur. Örneğin Sub15 özellikle Ch7 kanalında yoğunlaşan lokalize bir yorgunluk paterni sergilerken, Sub12 ve Sub10 daha geniş bir kas grubunda yaygın yorgunluk örüntüleri göstermiştir. Bu bulgular, kas dayanıklılığındaki bireysel farklılıkların ve görev sırasında uygulanan motor stratejilerin etkisini yansıtmaktadır.

Çapraz konuşma analizleri, sinyal segmentleri arasında değişken korelasyon değerleri bulunduğunu göstermiş ve bu durum motor ünite senkronizasyonunun yorgunluk sürecinde farklılaştığına işaret etmiştir. Bu sonuç, kas içi koordinasyonun zaman içinde değişimini anlamada korelasyon temelli yaklaşımların değerini ortaya koymaktadır. Frekans temelli analizlerde ise Welch yöntemi ile elde edilen güç spektral yoğunluğu, EMG enerjisinin 20–90 Hz aralığında yoğunlaştığını; ortalama frekansın 60.6 Hz, medyan frekansın ise 63.9 Hz olduğunu göstermiştir. Medyan frekanstaki azalma eğilimi, kas yorgunluğunun klasik spektral göstergelerinden biri olarak değerlendirilmiştir. Bu bulgular, zamansal RMS analizleri ile frekans tabanlı metriklerin bir arada kullanılmasının kas yorgunluğunu daha objektif ve çok yönlü şekilde değerlendirmeyi mümkün kıldığını ortaya koymaktadır.

Genel olarak, bu çalışma RMS tabanlı özellik çıkarımı, trend analizi, topografik haritalama, bireysel skorlamalar, çapraz konuşma ve frekans analizi gibi yöntemleri bütünleştirerek kas yorgunluğunun kapsamlı bir değerlendirmesini sunmuştur. Bulgular hem kasa özgü zayıflık paternlerini hem de bireysel yorgunluk profillerini ortaya koymuş; böylece yorgunluk mekanizmalarının daha derinlemesine anlaşılmasına katkı sağlamıştır. Bu yaklaşımlar, atletik performans optimizasyonu, ergonomik düzenlemeler ve klinik rehabilitasyon stratejilerinin geliştirilmesi açısından önemli bir potansiyel taşımakta olup, özellikle klinik popülasyonlarda bireye özgü yorgunluk izlemenin tedavi süreçlerinin etkinliğini artırabileceği öne sürülmektedir (Bouteraa ve ark., 2023; Brambilla ve ark., 2023).

5. Sonuçlar

Bu çalışmada, çok kanallı yüzey elektromiyografi (sEMG) kayıtları kullanılarak ön kol kas yorgunluğu kapsamlı bir şekilde değerlendirilmiş; zamansal ilerleyiş, mekânsal dağılım, bireysel farklılıklar ve sinyal dinamikleri üzerine odaklanılmıştır. Bulgular, kas yorgunluğunun son derece dinamik ve heterojen bir süreç olduğunu, sadece kaslar arasında değil bireyler arasında da belirgin farklılıklar bulunduğunu göstermiştir. Özellikle distal ön kol kaslarının (örneğin Ch5 ve Ch7) uzun süreli kasılmalar sırasında daha yüksek oranda yorgunluk sergilediği, buna karşın bazı kasların telafi edici aktivasyon örüntüleri geliştirdiği ortaya konmuştur.

RMS tabanlı profilleme, trend analizi, topografik haritalama ve yorgunluk skorlamanın birlikte kullanımı hem yorgunluğun başlangıcını hem de zaman içerisindeki evrimini ayrıntılı biçimde izlemeye imkân tanımıştır. Ayrıca bireysel topografik haritalar ve skorlamalar, katılımcılar arasında yorgunluk şiddeti ve mekânsal dağılım açısından büyük farklılıklar olduğunu göstermiş; grup ortalamalarına dayalı yaklaşımların bu farklılıkları maskeleyebileceği anlaşılmıştır. Bu durum, sporcu eğitimi, ergonomik düzenlemeler ve klinik rehabilitasyon uygulamalarında kişiye özel değerlendirmelerin önemini vurgulamaktadır.

Çapraz konuşma analizleri, motor ünite senkronizasyonunun yorgunluk sürecinde farklılaştığını ortaya koymuş; frekans temelli bulgular ise medyan frekanstaki azalma ile kas yorgunluğunun klasik spektral göstergesini doğrulamıştır. Böylece, zamansal, mekânsal ve frekans tabanlı yöntemlerin bütünleştirilmesi, kas yorgunluğunu daha kapsamlı ve objektif biçimde değerlendirmek için güçlü bir çerçeve sunmuştur.

Gelecek çalışmalar, bu yöntemlerin ek fizyolojik modaliteler ve makine öğrenmesi modelleri ile birleştirilmesine odaklanarak, akıllı ve uyarlanabilir yorgunluk yönetim sistemlerinin geliştirilmesini destekleyebilir. Genel olarak, bu çalışma spor bilimleri, klinik rehabilitasyon ve iş sağlığı gibi alanlarda daha hassas ve bireyselleştirilmiş kas yorgunluğu değerlendirmelerine değerli bir katkı sağlamaktadır.

Etik Standartlar Bildirgesi
Yazarlar tüm etik standartlara uyduklarını beyan ederler.

Yazarlık Katkı Beyanı
Yazar: Kavramsallaştırma, metodoloji, deneysel tasarım, doğrulama, analiz ve yorumlama, araştırma, kaynak sağlama, veri iyileştirme, yazma – orijinal taslak, yazma – inceleme ve düzenleme, görselleştirme, denetleme, proje yönetimi.

Çıkar Çatışması Beyanı
Yazarların bu makalenin içeriğiyle ilgili olarak beyan edecekleri hiçbir çıkar çatışması yoktur.

Verilerin Kullanılabilirliği
Bu çalışma sırasında oluşturulan veya analiz edilen tüm veriler, yayınlanan bu makaleye dahil edilmiştir.

5. Kaynaklar

Ambarrio, D. A., Morris, B. K., Davis, R. B., Grabarczyk, E. B., Turner, K. K., & Gonzalez, J. M., 2025. Development of an alternative protocol to study muscle fatigue. *Metabolites*, 15(1), 54.

Bouteraa, Y., Abdallah, I. B., & Boukthir, K., 2023. A new wrist–forearm rehabilitation protocol integrating human biomechanics and SVM-based machine learning for muscle fatigue estimation. *Bioengineering*, 10(2), 219.

Boyer, M., Bouyer, L., Roy, J.-S., & Campeau-Lecours, A., 2021. A real-time algorithm to estimate shoulder muscle fatigue based on surface EMG signal for static and dynamic upper limb tasks. *Proceedings of the 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*.

Brambilla, C., Lavit Nicora, M., Storm, F., Reni, G., Malosio, M., & Scano, A., 2023. Biomechanical assessments of the upper limb for determining fatigue, strain and effort from the laboratory to the industrial working place: a systematic review. *Bioengineering*, 10(4), 445.

Coraggio, G., Cera, M., Cirelli, M., & Valentini, P. P., 2024. Review and comparison of linear algorithms to quantify muscle fatigue based on sEMG signals. *Ergonomics*, 67(11), 1729-1747.

Dupuis, F., Sole, G., Mercier, C., & Roy, J.-S., 2022. Impact of fatigue at the shoulder on the contralateral upper limb kinematics and performance. *PLOS ONE*, 17(4), e0266370.

Ebied, A., Awadallah, A. M., Abbass, M. A., & El-Sharkawy, Y., 2020. Upper limb muscle fatigue analysis using multi-channel surface EMG. *Proceedings of the 2nd Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference (NILES)*.

Finnigan, L. E., Cassar, M. P., Jafarpour, M., Sultana, A., Ashkir, Z., Azer, K., Neubauer, S., Tyler, D. J., Raman, B., & Valkovič, L., 2024. 1H and 31P MR spectroscopy to assess muscle mitochondrial dysfunction in long COVID. *Radiology*, 313(3), e233173.

Gommers, R., Virtanen, P., Haberland, M., Burovski, E., Reddy, T., Weckesser, W., Oliphant, T. E., Cournapeau, D., Nelson, A., & Roy, P., 2024. SciPy 1.15.0. *Zenodo*.

Goubault, E., Martinez, R., Bouffard, J., Dowling-Medley, J., Begon, M., & Dal Maso, F., 2022. Shoulder electromyography-based indicators to assess manifestation of muscle fatigue during laboratory-simulated manual handling task. *Ergonomics*, 65(1), 118-133.

Gupta, P., & Bagchi, A., 2024a. Introduction to NumPy. In *Essentials of Python for Artificial Intelligence and Machine Learning* (pp. 127-159). Springer.

Gupta, P., & Bagchi, A., 2024b. Introduction to Pandas. In *Essentials of Python for Artificial Intelligence and Machine Learning* (pp. 161-196). Springer.

Hetland, M. L., & Nelli, F., 2024. Activity 1: Data analysis with Pandas, Matplotlib, and Seaborn. In *Beginning Python: From Novice to Professional* (pp. 487-504). Springer.

Hu, B., Wang, Y., & Mu, J., 2024. A new fractional fuzzy dispersion entropy and its application in muscle fatigue detection. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 21(1), 144-169.

Lambay, A., Liu, Y., Morgan, P. L., & Ji, Z., 2024. Machine learning assisted human fatigue detection, monitoring, and recovery. *Digital Engineering*, 100004.

Li, N., Zhou, R., Krishna, B., Pradhan, A., Lee, H., He, J., & Jiang, N., 2024. Non-invasive techniques for muscle fatigue monitoring: a comprehensive survey. *ACM Computing Surveys*, 56(9), 1-40.

Mu, D., Li, F., Yu, L., Du, C., Ge, L., & Sun, T., 2022. Study on exercise muscle fatigue based on sEMG and ECG data fusion and temporal convolutional network. *PLOS ONE*, 17(12), e0278761.