



İSTANBUL MEDENİYET ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK VE DOĞA BİLİMLERİ FAKÜLTESİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

BIL485 DERİN ÖĞRENME
DÖNEM PROJESİ

Mervenur Saraç – 22120205055

Aralık, 2025

1. Giriş

Elektrokardiyogram (EKG), kalbin elektriksel aktivitesini zamana bağlı olarak gösteren biyomedikal bir sinyaldir. EKG sinyali; P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası gibi temel bileşenlerden oluşur. Bu bileşenler arasında yer alan R-tepesi, QRS kompleksinin en belirgin noktası olup kalp atımının tespit edilmesinde kritik bir rol oynar. R-tepesi tespiti; kalp atım hızı hesaplama, ritim analizi ve çeşitli kardiyak rahatsızlıkların değerlendirilmesi gibi birçok klinik ve analitik uygulamanın temelini oluşturmaktadır.

Ancak EKG sinyalleri; gürültü, hareket artefaktları ve sinyal bozulmaları nedeniyle karmaşık bir yapıya sahiptir. Bu durum R-tepesinin doğru ve güvenilir şekilde tespit edilmesini zorlaştırmaktadır. Bu çalışmada, EKG sinyalleri üzerinden R-tepesi tespitinin gerçekleştirilmesi amaçlanmış ve bu problem hem veri işleme hem de modelleme açısından ele alınmıştır.

2. Problem Tanımı

Bu çalışmada ele alınan problem, bir EKG sinyali içerisindeki R-tepelerinin doğru zaman konumlarının otomatik olarak tespit edilmesidir. Problemin girdisi zamana bağlı EKG sinyali iken, çıktısı sinyal üzerindeki R-tepesi noktalarının indeksleri veya bu noktalara karşılık gelen etiketlerdir.

R-tepesi tespiti problemi, özellikle gürültülü ve düzensiz sinyallerde yanlış pozitif veya kaçırılan tepe (false negative) sonuçlara yol açabilmektedir. Bu nedenle geliştirilen yöntemlerin hem yüksek doğrulukta çalışması hem de farklı EKG sinyallerine genellenebilir olması beklenmektedir. Bu çalışma kapsamında, R-tepesi tespitinin güvenilirliğini artırmak amacıyla uygun veri ön işleme adımları ve modelleme yaklaşımları değerlendirilmiştir.

3. Veri Seti

Bu çalışmada EKG sinyalleri için yaygın olarak kullanılan MIT-BIH Arrhythmia veri seti kullanılmıştır. Veri seti, farklı bireylere ait uzun süreli EKG kayıtlarını ve bu kayıtlarda uzmanlar tarafından belirlenmiş R-tepesi (QRS kompleksi) etiketlerini içermektedir. Kayıtlar tek kanallı EKG sinyallerinden oluşmakta olup, sinyaller 360 Hz örnekleme frekansı ile kaydedilmiştir.

3.1 Veri Ön İşleme

Ham EKG sinyalleri, gürültü ve bazal dalgalanmalar içerebildiğinden dolayı modele verilmeden önce çeşitli ön işleme adımlarından geçirilmiştir. İlk olarak, EKG sinyalinde R-tepesinin baskın olduğu frekans aralığını izole etmek amacıyla 5–15 Hz bant aralığında bir band-pass filtre uygulanmıştır. Bu adım, kas gürültüsü ve düşük frekanslı bozulmaların azaltılmasını amaçlamaktadır.

Filtreleme işleminin ardından sinyaller, modele uygun hâle getirilmek üzere pencereleme (windowing) yöntemi ile küçük segmentlere ayrılmıştır. Her bir pencere 200 örnek uzunluğunda olacak şekilde oluşturulmuş ve pencerelerin merkezine R-tepesi gelecek biçimde pozitif örnekler hazırlanmıştır. Buna ek olarak, R-tepesinden yeterince uzak bölgelerden rastgele seçilen segmentler negatif örnekler olarak tanımlanmıştır.

Her bir pencere, sinyal genlik farklılıklarının modele etkisini azaltmak amacıyla Z-score normalizasyonu kullanılarak normalize edilmiştir. Bu sayede her segment sıfır ortalama ve birim varyansa sahip olacak şekilde ölçeklendirilmiştir.

Sonuç olarak, ön işleme adımlarının ardından elde edilen veri seti; dengeli sayıda pozitif (R-tepesi içeren) ve negatif (R-tepesi içermeyen) segmentlerden oluşan, derin öğrenme modelleri için uygun bir giriş formatına dönüştürülmüştür.

4. Yöntem (Methodology)

Bu çalışmada EKG sinyalleri üzerinde R-tepesi tespiti gerçekleştirmek amacıyla 1 boyutlu evrişimsel sinir ağı (1D CNN) tabanlı bir derin öğrenme modeli kullanılmıştır. 1D CNN mimarileri, zamana bağlı sinyallerdeki yerel örüntüleri yakalama konusunda etkili oldukları için EKG gibi biyomedikal sinyallerin analizinde sıklıkla tercih edilmektedir.

4.1 Model Mimarisi

Önerilen model, giriş olarak 200 örnek uzunluğunda, tek kanallı EKG segmentlerini almaktadır. Model mimarisi iki adet evrişim katmanı, havuzlama (pooling) katmanları ve tam bağlantılı (fully connected) katmanlardan oluşmaktadır.

İlk evrişim katmanı, 1 giriş kanalı ve 16 filtre içerecek şekilde tanımlanmıştır. Bu katman, EKG sinyalindeki ani genlik değişimleri ve temel dalga şekilleri gibi düşük seviyeli özellikleri öğrenmeyi amaçlamaktadır. Evrişim işleminin ardından ReLU aktivasyon fonksiyonu ve maksimum havuzlama (Max Pooling) uygulanarak sinyal boyutu azaltılmış ve baskın özellikler korunmuştur.

İkinci evrişim katmanı, 32 filtre kullanarak daha yüksek seviyeli ve karmaşık örüntülerin öğrenilmesini sağlamaktadır. Bu aşamada model, QRS kompleksinin genel yapısı gibi daha ayırt edici sinyal özelliklerini temsil edebilmektedir. Benzer şekilde bu katmandan sonra ReLU aktivasyonu ve maksimum havuzlama işlemi uygulanmıştır.

Evriřim katmanlarından elde edilen zellik haritaları dzleřtirilerek tam baęlantılı katmanlara aktarılmıřtır. İlk tam baęlantılı katman 64 nrondan oluřmakta olup, bu katmanda ęrenilen zellikler zerinden karar verme sreci bařlatılmaktadır. Ařırı ęrenmeyi (overfitting) azaltmak amacıyla bu ařamada dropout yntemi kullanılmıřtır.

Modelin ıkıř katmanı, tek bir nrondan oluřmakta olup sigmoid aktivasyon **fonksiyonu** ile 0 ile 1 arasında bir olasılık deęeri retmektedir. Bu deęer, ilgili EKG segmentinin bir R-tepesi ierip iermedięini ifade etmektedir.

4.2 ıkıř ve Sınıflandırma Yaklařımı

Model, ikili sınıflandırma problemi olarak ele alınmıř olup;

- **1** etiketi R-tepesi ieren segmentleri,
- **0** etiketi R-tepesi iermeyen segmentleri temsil etmektedir.

Sigmoid aktivasyonu sayesinde elde edilen olasılık deęeri, belirlenen bir eřik deęere gre sınıf etiketi olarak yorumlanmıřtır.

5. Model Eęitimi

nerilen 1D CNN modeli, n iřleme adımlarından geirilmıř ve pencereleme yntemi ile oluřturulmuř EKG segmentleri kullanılarak eęitilmıřtır. Veri seti, modelin genelleme performansını deęerlendirebilmek amacıyla eęitim ve test alt kmelerine ayrılmıřtır.

Modelin eęitimi sırasında, ikili sınıflandırma problemi iin uygun olan Binary Cross-Entropy (BCE) kayıp fonksiyonu kullanılmıřtır. ıkıř katmanında sigmoid aktivasyon fonksiyonu yer aldıęı iin, modelin rettięi deęerler 0 ile 1 arasında bir olasılık olarak yorumlanmıřtır. Optimizasyon srecinde, derin ęrenme modellerinde yaygın olarak kullanılan Adam optimizasyon algoritması tercih edilmiřtir.

Eęitim sreci boyunca model aęırlıkları, kayıp fonksiyonunu minimize edecek řekilde iteratif olarak gncellenmiřtir. Her epoch sonunda model performansı izlenmiř ve ařırı ęrenmenin nne geebilmek amacıyla dropout mekanizması kullanılmıřtır. Eęitim sırasında kullanılan mini-batch yaklařımı, hesaplama verimlilięini artırmıř ve daha kararlı bir ęrenme sreci saęlamıřtır.

Sonuç olarak, model eęitim sreci boyunca EKG sinyallerindeki ayırt edici zellikler ęrenilmıř ve R-tepesi ieren segmentlerin bařarılı bir řekilde sınıflandırılması hedeflenmiřtir.

6. Değerlendirme Metrikleri

Bu çalışmada R-tepesi tespiti problemi, ikili sınıflandırma olarak ele alınmış ve model performansı birden fazla değerlendirme metriği kullanılarak analiz edilmiştir. Sadece doğruluk (accuracy) metriği, özellikle dengesiz sınıfların bulunduğu biyomedikal problemlerde yanıltıcı olabileceğinden, daha açıklayıcı metriklere yer verilmiştir.

Doğruluk (Accuracy), modelin tüm örnekler üzerindeki genel doğru tahmin oranını ifade etmektedir. Ancak R-tepesinin kaçırılması klinik açıdan daha kritik olduğundan, bu metrik tek başına yeterli görülmemiştir.

Kesinlik (Precision), model tarafından R-tepesi olarak tahmin edilen örneklerin ne kadarının gerçekten R-tepesi olduğunu göstermektedir. Bu metrik, yanlış pozitif tahminlerin (false positive) etkisini değerlendirmek açısından önemlidir.

Duyarlılık (Recall / Sensitivity), gerçek R-tepesi içeren örneklerin ne kadarının model tarafından doğru şekilde tespit edildiğini ifade etmektedir. R-peak detection probleminde en kritik metriklerden biridir; çünkü kaçırılan R-tepeleri (false negative) kalp atım hızı ve ritim analizini doğrudan olumsuz etkileyebilmektedir.

F1-Skoru, precision ve recall metriklerinin harmonik ortalaması olup, modelin genel sınıflandırma başarısını dengeli bir şekilde değerlendirmektedir. Bu metrik, hem yanlış pozitiflerin hem de kaçırılan R-tepelerinin birlikte analiz edilmesini sağlamaktadır.

Bu metrikler sayesinde modelin yalnızca genel başarısı değil, aynı zamanda R-tepesini doğru tespit etme konusundaki güvenilirliği detaylı olarak değerlendirilmiştir.

7. Sonuç

Bu çalışmada, EKG sinyalleri üzerinde R-tepesi tespiti problemi ele alınmış ve bu amaçla 1 boyutlu evrimsel sinir ağı (1D CNN) tabanlı bir derin öğrenme yaklaşımı önerilmiştir. MIT-BIH Arrhythmia veri seti kullanılarak gerçekleştirilen deneylerde, ham EKG sinyalleri uygun ön işleme adımlarından geçirilmiş; bant geçiren filtreleme, normalizasyon ve pencereleme işlemleri uygulanarak model için uygun bir veri yapısı oluşturulmuştur.

Elde edilen sonuçlar, önerilen modelin EKG sinyallerindeki R-tepesi içeren segmentleri başarılı bir şekilde ayırt edebildiğini göstermektedir. Özellikle duyarlılık (recall) metriği üzerinden yapılan değerlendirmeler, modelin R-tepelerini kaçırma oranının düşük olduğunu ve bu açıdan güvenilir bir performans sergilediğini ortaya koymuştur.

Sonuç olarak, 1D CNN tabanlı yaklaşımın EKG sinyallerinde R-tepesi tespiti problemi için etkili ve uygulanabilir bir yöntem olduğu görülmüştür. Gelecek çalışmalarda, daha büyük ve çeşitli veri setleri kullanılarak modelin genelleme kabiliyeti artırılabilir; farklı derin öğrenme mimarileri ve gerçek zamanlı uygulamalar üzerine çalışmalar gerçekleştirilebilir.

