



Yüksek Esnekli Elektrokardiyogram Simülatörü Modeling of Electrocardiogram Simulator with High Flexibility

Pegah Demirkaya¹, Kübra Kelleci², Sevil Özer¹

¹Biyomedikal Mühendisliği Bölümü, İstanbul Yeni Yüzyıl Üniversitesi

pegah.ghasemi94@yahoo.com, sevil.ozer@yeniyuzyil.edu.tr

²Tıbbi Hizmetler ve Teknikleri Bölümü, Beykoz Üniversitesi

kubrakelleci@beykoz.edu.tr

Özet

Kalp sisteminin elektrokardiyogram sinyal üretimine dayalı olarak modellenmesi, yalnızca kalbin davranışının ve çalışma döngüsünün daha iyi anlaşılmasına, kalp hastalıklarının teşhisine, hastalığın derecesi ve türünün belirlenmesine ve cerrahi ve medikal terapi yönteminin belirlenmesine katkı sağlayacaktır. Bu çalışmada, çıktı davranışının doğallaştırıldığı mevcut modelleri geliştirmeye ve gerçek duruma mümkün olduğunca yakın olmaya çalışılmıştır. Bu amaçla, otoregresif temelli denklemler ile Van der Pol osilatörüne dayalı denklemler kullanılarak modelleme geliştirilmiştir. Çalışma sonucuna göre otoregresif model kullanımının sinyalin gerçekliğiyle çok tutarlı olduğu ve yüksek esnekliği nedeniyle geniş bir aritmi yelpazesini modelleme yeteneğine sahip olduğu görülmüştür. Önerilen yöntemlerin değerlendirme göstergesi olarak, ana sinyal ile üretilen sinyal arasındaki hatadan elde edilen "en küçük kareler hatası" belirlenmiştir.

Abstract

Modeling the heart system based on electrocardiogram signal generation will only contribute to a better understanding of the behavior and working cycle of the heart, to the diagnosis of heart diseases, to determine the degree and type of disease, and to determine the method of surgical and medical therapy. In this study, it has been tried to improve the existing models in which the output behavior is naturalized and to be as close as possible to the real situation. For this purpose, modeling was developed using autoregressive based equations and Van der Pol oscillator based equations. According to the results of the study, it was seen that the use of autoregressive model is very consistent with the reality of the signal and has the ability to model a wide range of arrhythmias due to its high flexibility. As the evaluation indicator of the proposed methods, the "least squares error" obtained from the error between the main signal and the generated signal was determined.

1. Giriş

Kardiyovasküler hastalıklar (KVH) dünya geneli ölüm nedenleri arasında birinci sırada yer almaktadır. 2019'da tahminen 17,9 milyon insanın KVH' lardan öldüğü ve tüm küresel ölümlerin %32'sini oluşturduğu bilinmektedir. Bu ölümlerin %85'i kalp krizi ve felç nedeniyle olmuştur [1]. Elektrokardiyogram (EKG), kalp kasının ve sinirsel iletim sisteminin çalışmasını incelemek üzere kalpte meydana gelen elektriksel faaliyetin kaydedilmesini sağlayan bir cihazdır. Sağlık profesyonelleri tarafından kliniklerde yıllarca kullanılan düşük maliyetli, basit ve hızlı bir test araçtır. EKG cihazı, kalbin fizyolojik ve yapısal durumu hakkında bilgi vermekle birlikte elektrolit dengesizliği, ilaç toksisitesi gibi sistematik etkiler hakkında da tanısal ipuçları verebilir. EKG çekimleri standartlaştırılmış ve tekrarlanabilir

olmasına rağmen sonuçların yorumlanmasında deneyim ve uzmanlık gerektirmesi, yanlış tanı ve tedavi yönteminin seçimi gibi birtakım sorunların yaşanmasına neden olabilir. Bu sorunların üstesinden gelmek için EKG çekim sonuçlarının yorumlanmasında son zamanlarda yapay zekâ ve bilgisayar destekli matematiksel modelleme sistemlerinin geliştirilmesi söz konusudur [2].

Biyolojik sinyallerin matematiksel modellemesi oldukça zor ve geliştirmekte olan bir araştırma alanıdır. Bu modellemeler sayesinde EKG, elektroensefalogram (EEG), elektromiyogram (EMG) gibi insan vücudunda farklı fizyolojik sinyallerle sonuçlanan temel fiziksel olayların daha iyi anlaşılması sağlanır [2,3]. Bu fizyolojik sinyaller, zaman içerisinde klinisyenler tarafından insan organlarının düzensiz davranışlarını teşhis etmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu tür sinyallerin üretilmesi için geliştirilen matematiksel modeller, organların sağlıklı- sağlıklı davranışlarını tespit etmek ya da bu durumlara neden olan fizyolojik süreçleri tespit etmek amacıyla kullanılır.

EKG dalga biçimini ve insan kalbinin farklı düğümlerinde üretilen aksiyon potansiyellerini matematiksel olarak modellemek için birkaç dinamik sistem teorik yaklaşımı önerilmiştir [4,5]. Biyolojik sinyallerin, özellikle de EKG sinyalinin doğasındaki ana özelliği, doğrusal olmayan ve tekrarlanamayan dinamiklerin varlığında salınım durumudur. Kardiyak sinyal modellemesinde kullanılan 3 yaygın model arasında Osilatör tabanlı modeller, Diferansiyel denklemlere dayalı modeller ve yapay zekâ ile makine öğrenimi temelli kalbin fizyolojisinden bilgi gerektirmeyen modeller yer almaktadır [6,7,8]. Osilatör tabanlı modeller bazı parametrelerin yardımıyla sinyalin belirli bir şeklini ve biçimini ayarlayıp değiştirmeye imkân sağlayan, periyodik davranışlara sahip nispeten basit modellerdir. Diferansiyel denklemlere dayalı modeller ise daha fazla esnekliğe sahip olduğu bilinmektedir. Ancak bu modellemede kardiyak fizyolojiyi iyi anlamak için gelişmiş ve yüksek matematiksel bir anlayışa ihtiyaç vardır. Çünkü bu modelleme genellikle kalp bileşenlerini bireysel olarak matematiksel parametrelere göre şekillendirmektedir. Yapay sinir ağları ve makine öğrenimine dayalı modelleme ise simülasyon için uygundur ancak çok fazla hazırlık gerektirmesi nedeniyle zaman alıcı bulunmuştur. Ayrıca, çok uzun verilere ihtiyaç duymaları nedeniyle optimal olmadığı bilinmektedir [8]. 2003 yılında McSharry ve meslektaşları, gerçek bir morfolojisi olan sentetik EKG sinyali üretmek için dinamik bir model geliştirmişlerdir [9]. 2002 yılında yapılan bir derleme çalışmasında, o yıla kadar kalp ritimlerini modellemek için gerçekleştirilen mevcut yöntemler tartışılmıştır. Michael Cohen çalışmasında modelleri üç başlık altında incelemiştir. İlk başlıkta girdi ve çıktılar arasında her zaman Mayer dalga modeli olarak adlandırılan doğrusal bir ilişkinin olduğu belirtilmiştir. Ancak doğrusal ilişkilerin, kalp ritimlerinin karmaşık ve doğrusal olmayan davranışlarını doğru bir şekilde simüle

edemediği de belirtilmiştir. Diğer bir başlıkta frekans tabanlı osilatörler ve sinyal spektrumunu geri kazanarak modellemeye çalıştıkları hızlı fourier hesaplamaları incelenmiş, son başlık altında ise zaman frekans alanına dayalı model özellikleri gözden geçirilmiştir. Çalışma sonunda ritimler arasındaki karmaşık stokastik ilişkiler ve değişkenlikler olduğu ve bu durumdan tek bir mekanizmanın sorumlu olamayacağı belirtilmiştir. [10]. Başka bir çalışmada, zaman gecikmeli bağlantılarla ilişkili üç farklı modifiye edilmiş Van der Pol osilatörünü göz önünde bulundurarak kalp ritimlerini tanımlamak için matematiksel bir model önerildiği ve EKG sinyalleri kullanılarak normal ve patolojik ritimlerin yeniden üretildiği belirtilmiştir [11]. Diğer bir çalışmada zaman gecikmeli modifiye Van der Pol denklemleri kullanılmıştır. Bu denklemlere gecikmiş geri bildirim uygulamasıyla, dinamik kalp ritimlerinin kaotik emiliminde kardiyovasküler sistemin anormal ritimlerinin kontrol edilebildiği ve düzensizliğin minimum seviyeye indirildiği bildirilmiştir [12]. Yapılan başka bir çalışmada kalbin elektriksel aktivitesinin tam döngüleri simüle edilmiş ve buna karşılık gelen vücut yüzey potansiyeli değerlendirilmiştir [13]. Çalışmada iki model kullanımı gerçekleştirildiği, bunların atriyumdaki Courtemanche–Ramirez–Nattel modeli ve Ventriküllerde Bueno-Orovio, Cherry ve Fenton modeli olan 'insan ventriküler aksiyon potansiyelleri için minimal model' olduğu belirtilmiştir. Kalp, direnç-kapasitör iletimine dayalı bir Robin sınır koşuluyla gövdeye zayıf bir şekilde bağlanmış, sağlıklı ve patolojik durumlarda (sol ve sağ dal blokları, Bachmann demet bloğu ve Wolff–Parkinson–White sendromu) EKG ile simüle edildiği bildirilmiştir. Diğer bir çalışmada normal kalp atışlarına sahip genç yetişkinlerin takogram ve elektrokardiyogram sinyallerini elde etmek için birleştirilmiş diferansiyel denklemlere dayalı bir matematiksel modelde otoregresif bir süreç önerilmiştir [14]. Çalışma sonuçları, Poincare grafiği ve dentrendli dalgalanma analizi aracılığıyla deneysel takogram ile karşılaştırılmış. Otoregresif modelden elde edilen sonuçların, kalp atışının elektriksel aktivitesi tarafından oluşturulan takogramdan elde edilen deneysel ölçümlerle iyi bir uyum gösterdiğini doğruladıklarını bildirmişlerdir.

EKG sinyallerinin kalbin durumu hakkında çok önemli bilgiler içerdiği düşünüldüğünde, bu sinyallerin önceden tahmin edilmesinin kalp hastaları için pek çok problemin önüne geçeceğini söyleyebiliriz. Elektrokardiyogram sinyal dinamiklerinin matematiksel modellenmesi, kardiyovasküler sistem işleyişinin daha iyi anlaşılmasını sağlayacaktır. Referans modellerden birine dayanan ritim simülasyonları kullanılarak şüpheli hastalıkların teşhisinde, ilaç dozu belirleme ya da ilaca devam etme, kalp operasyonuna karar verme gibi terapötik yaklaşımlar konusunda da fikir verecektir.

Bu çalışmanın amacı, miyokard EKG sinyalinin dinamik bileşenlerine yüksek esneklikle doğru erişimin sağlanmasıdır. Bu çalışmada otoregresif modelleme ve birleştirilmiş Van der Pol osilatörlerine dayalı bir modelleme yapılmış, sonuçlar karşılaştırılmıştır. Çalışma kapsamında geliştirmiş olduğumuz model ile hem sağlıklı hem de aritmi olan bireylerin kalp sinyali simüle edilmiştir. Böylece geliştirilen model, kardiyologlara hastalığın ve etkilenen bölgenin teşhisinde yardımcı olacaktır. Bu durum, hastanın doğru, etkin ve hızlı bir şekilde tedaviye ulaşmasını sağlayacaktır.

2. Metod ve Yöntemler

Sağlıklı ve aritmi olan bireylerde EKG sinyallerini simüle etmek için önerilen modelleri tanımlanarak matematiksel ilişkileri analiz edilmiştir.

2.1.Kullanılan Veriler: EKG sinyalinin modellenmesi için bu çalışmada beş kadın ve beş erkek olmak üzere 10 sağlıklı denek kullanılmış, bilgileri Physionet sitesinden çekilmiştir. Aynı veri tabanında bulunan Pace hastalığı olan deneklerin EKG verileri, aritm durumunu simüle etmek için kullanılmıştır. Her bir deneye ait EKG sinyalinin ilk 3 dakikası ayrılarak simülasyon çalışması için kullanıldı. Benzer bir kayıt sistemi ile örnekleme frekansı 500 Hz olarak belirlendi.

2.2.Ön işlem: Veri tabanından indirilen sinyaller edf formatından.mat formatına dönüştürülerek MATLAB yazılımında kullanılabilir hale çevrildi. Ayrıca MATLAB programında bulunan sinyal işleme araç kutusu kullanılarak önemli genliğe ve düşük frekanslara sahip dalgaların üstünde olan biyolojik sinyalleri kaydedilir, altında kalanlar ise frekans filtresi uygulanarak silinir.

2.3. Sinyal modelleme: Modelin uygulamasında iki farklı bakış açısı kullanılmıştır. Bu modellemelerden biri klasik Otoregresif modeli diğeri ise Van der Pol modellemesidir.

Otoregresif Modelleme

Otoregresif modellemenin kalp ritimlerinde ilk kez kullanımı, kalp atış hızını modelleyen Bordman tarafından gerçekleştirilmiştir [15].

Kalp ritimlerini modellemek için en uygun dereceyi elde etmiş ve modelleme için kullanmıştır. Bu çalışmada kullanılan yöntem ile Bordman'ın araştırmasında kullandığı yöntemin [16] arasındaki fark, test edilen kalp ritimlerini simüle etmek için iki Gauss dağılımı ve Otoregresif modelinin birleşimidir. Ayrıca belirli bir ritim frekansında EKG sinyalinin tüm dinamiklerini elde etmek için elde edilen denklemleri bir araya getirmekteyiz. Çünkü kalp ritim frekansı çok önemli bir faktördür ve dinamikleri, yeniden yapılandırılmış sinyalin dinamiklerinin orijinal sinyale daha fazla benzemesine yol açacaktır. Başka bir çalışmada McSharry ve meslektaşları [9], kalp ritminin üç denklemin birlikte kullanılmasıyla elde edilebileceğini rapor etmişlerdir. Bu denklemler (Denklemler 1) aşağıdaki gibi yazılmıştır.

$$\dot{x} = ax - \omega y$$

$$\dot{y} = ay + \omega x$$

$$z = z_0 - z - \sum_t a_t \Delta \theta_t e^{-\frac{\Delta \theta^2}{2b_t^2}} \quad (1)$$

Böylece $i, \{P, Q, R, S, T\}$ setinin bir üyesi oluyor. Alfa ise şuna eşittir: $\alpha = 1 - \sqrt{(x^2 - y^2)}$

$$\text{ve,} \quad [\Delta \theta]_i = \theta - \theta_i \pmod{2\pi} \quad (2)$$

$$\text{ayrıca,} \quad \theta = \text{atan2}(y, x) \quad (3)$$

$$\text{öte yandan,} \quad z_0(t) = A \sin(2\pi f_{RSA} t) \quad (4)$$

Böylece A genliği 0,15 mV'ye eşittir. Denklem 1 ve 4'te sunulan parametrelerin tüm değerleri sezgisel olarak değerlendirilmiştir. Ancak bu model ile sinyal modelleme arasındaki en büyük benzerliği elde etmek için, manuel olarak ayarlanan (deneme yanılma) sinyali doğru bir şekilde değerlendirmemiz gerekir. Modellemeye ait kodlar Ek-1 ve Ek-2'de, çıktılarına ait kodlar ise Ek-3 ve Ek-4'de sunulmuştur.

Birleştirilmiş Van der Pol Osilatörlerine Dayalı Modelleme

Araştırılan diğer model, Denklem 5'e sahip olan modifiye Van der Pol modelidir:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= y + \varepsilon(1 - \mu y^2)x, \quad \varepsilon > 0, \mu > 0 \\ y &= -x \end{aligned} \quad (5)$$

Bu denklemde, ε katsayısı, sınır döngüsündeki dalgalanma genlik değişikliklerinin yoğunluğunu belirtir ayrıca döngüdeki değişikliklerin şeklinde önemli bir rol oynamaktadır.

Kaplan ve meslektaşları [17], alçak geçiren frekans filtresi olarak üçüncü bir ilişkiyi ekleyerek (Denklem 6), üretilen sayısal serilerin EKG sinyal üretimini doğru hareket ettirebileceğini göstermiştir.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= y + \varepsilon(1 - \mu z^2)x, \quad \varepsilon > 0, \mu > 0 \\ \dot{y} &= -x \\ \dot{z} &= \frac{\left[\left(\frac{|y| - y}{2} \right) - z \right]}{T} \end{aligned} \quad (6)$$

Bu denklemlerde t , alçak geçiren filtre bileşeninde operatör olarak kullanılmakla birlikte zaman sabitidir. Ayrıca birinci denklemde üçüncü değişkenin katsayısı olarak uygulanan μ parametresi, ε parametresi gibidir, ancak kontrol parametresi olarak adlandırılan bu parametre, daha az yoğunlukla, sınır döngüsündeki değişiklik aralığını ve genliğini etkiler.

Bu model aslında üç birinci derecede lineer diferansiyel denklemin birleşmesinden oluşan ve yüksek esnekliğe sahip, periyodik olmayan bir osilatördür. Bu modelde birleştirilmiş modelin doğru derecesi, Denklem 7'de görülen ikinci katsayıdaki alfa faktörü ve zaman gecikmesi τ olarak birbiriyle ilişkili iki filtre olarak kabul edilir [18].

$$\begin{aligned} \left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= y_1 + \varepsilon(1 - \mu z_1)x_1 \\ \dot{y}_1 &= -x_1 + \alpha [x_2(t - \tau) - x_1(t - \tau)] \\ \dot{z}_1 &= \frac{\left[\left(\frac{|y_1| - y_1}{2} \right) - z_1 \right]}{T} \end{aligned} \right\} \quad (a) \\ \left. \begin{aligned} \dot{x}_2 &= y_2 + \varepsilon(1 - \mu z_2)x_2 \\ \dot{y}_2 &= -x_2 + \alpha [x_1(t - \tau) - x_2(t - \tau)] \\ \dot{z}_2 &= \frac{\left[\left(\frac{|y_2| - y_2}{2} \right) - z_2 \right]}{T} \end{aligned} \right\} \quad (b) \end{aligned} \quad (7)$$

Kaplan'ın makalesinde önerilen denklemlerinde, $T = 20$, $\alpha = 0.05$, $\varepsilon = 2$, $\mu = 1$ ve $\tau = 100$ olarak varsayılır [19]. Bu bölümdeki simülasyonların tümü MATLAB yazılımının düzenleme (edit) kısmında kodlanmış ve Ek-5'te sunulmuştur.

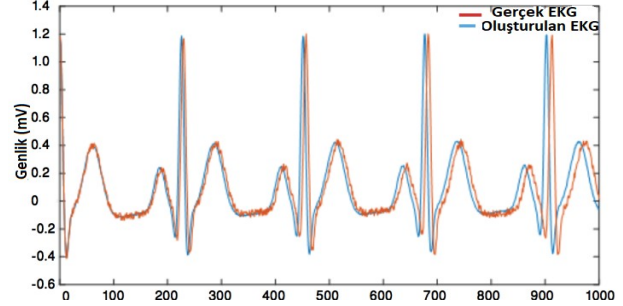
2.4. Sonuçların değerlendirilmesi: Elde edilmiş modelleme sonuçlarının performansı son olarak, verimliliklerini sağlamak için değerlendirilmiştir. Bu amaçla, model tarafından elde edilen sinyalin orijinal sinyal ile performansını değerlendirmek için RMS indeksi kullanılmıştır.

3. Sonuçlar

Bu kısımda MATLAB yazılımı tarafından elde edilen simülasyon sonuçları rapor edilerek cevaplar analiz edildi ve tartışıldı.

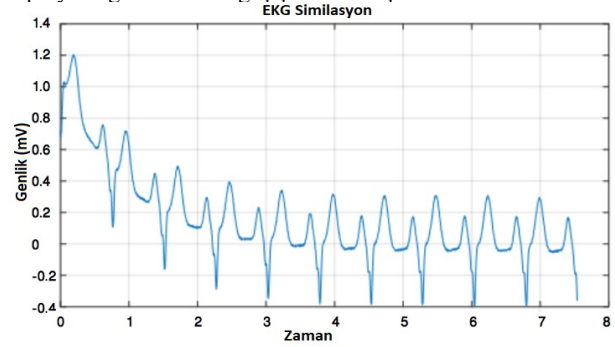
Otoregresif Modelin Uygulanması: Bu iç içe geçmiş modeli uygulamak için Rangakata yöntemi kullanılarak sayısal çözüm kullanılmıştır. Modelin esnekliğini test etmek için denklemler hem normal bir sinyali hem de hastadan elde edilen sinyali simüle etmek için çizilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre P ve T dalgalarında sinyal dinamikleri keskin ve anormal bir davranış sergilemektedir. Ancak RR segmentindeki davranışsal değişiklikler, genlik çeşitliği ve zaman farkı açısından bir sorun tespit edilmemiştir. Kullanılan algoritmayı uygulamak için, ilk önce denklemler düzenlenmiş McSherry modelinin sezgisel parametresinin 20 değişkeni ve otoregresif katsayıların

değerlerinin varsayımına göre yapılmıştır, sonra birleştirilmiş denklemlerin sezgisel değerleri ve otoregresif modelin katsayılarına göre bu optimizasyon manuel olarak yapılmıştır; ikinci durumda, daha az hata görülür. Şekil 1'de, McSherry modelinin sezgisel katsayıları ve otoregresif katsayılar için üretilen sinyali gösterir. Dinamik davranış açısından sinyalin şeklindeki bariz farklılığı ve Şekil 1'deki ana sinyale benzerliği açıkça görülmektedir, bu da bu algoritmanın simülasyon ve optimal katsayıların seçimindeki olumlu etkisini göstermektedir.



Şekil 1. Parçacık popülasyonu ile birleştirilmiş bir algoritma kullanılarak yeniden oluşturulan sinyal

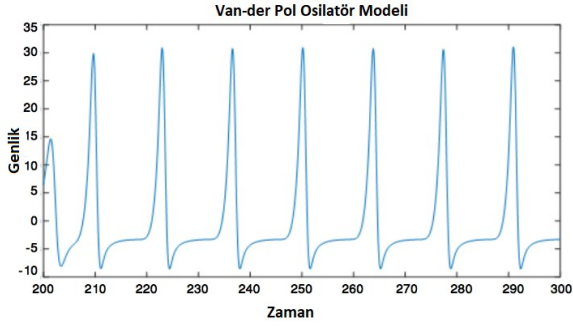
Kardiyak Aritmi Uygulanması: Bu bölümde, model Pace aritmine göre çizilmiştir. Pace aritmisi, ventrikül hızı şiddetli repolarizasyon ile ilişkili olan oldukça tehlikeli bir hastalıktır. Şekil 2, bu sinyalin simülasyonundan elde edilen çıkış sinyalini gösterir. Bu denklemin yirmi katsayısından biri olan genlik katsayısı R'yi negatife ayarlayarak, tüm sinyallere negatif bir nabzın eşlik ettiği bir Pace aritmisi kolaylıkla yaratılabilir. Bu durumda, ilk birkaç ritim için, daha az genliğe sahip alanlardaki tepkiye bağlı olarak bir geçiş modu oluşur.



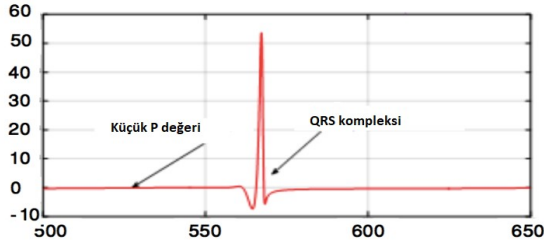
Şekil 2. Pace aritmisi ile sinyal simülasyonu

Van der Pol Denklemlerine Dayalı Uygulama: Literatürdeki pek çok çalışma bu denklemleri simüle etmek için gerekli başlangıç koşullarını sağlamamaktadır. Bu çalışmada, başlangıç koşulları tüm değişkenler için eşit olmadıkça denklemlerin iyi çalışmayacağını tespit ettik. Bu denklemleri çözmek için MATLAB yazılımının Simulink ortamında 0,01 saniyelik zaman aralıklarıyla Rangakata yöntemi uygulanmıştır. Literatürde de belirtildiği gibi bu denklemler EKG sinyalindeki P ve T dalgaları için bir çıktı cevabı sağlayamaz ve sadece QRS kompleksini simüle edebilir. Şekil 3'te yeniden oluşturulmuş bir kalp ritmini gösterilmiştir. Bu sinyalin, değişkenlerinin başlangıç değerlerinin birbirine eşit olduğunda üretildiği ve sezgisel olarak anlaşılması zor olan çok küçük genlikli P ve T dalgalarının oluşmasına neden olacağı unutulmamalıdır. Şekil 4'de, eşit olmayan başlangıç koşullarına göre çıktı şekli çizilmiştir. Bu durumda, pratik olarak yalnızca bir tekrarlayan

dalga üretilecek ve sadece düzenli kalp ritimlerini simüle etmek için kullanılabilir.



Şekil 3. Van der Pol'un filtrelenmiş birleştirilmiş modelin çıktısı



Şekil 4. Eşit olmayan başlangıç koşullarına göre simülasyon

Sayısal Değerlendirme: Sayısal değerlendirme Tablo 1'de çizilen en küçük hata kareleri kriteri alınarak hesaplanmıştır.

Tablo 1. Değerlendirme kriteri olarak minimum hata kareleri

Minimum kareler hatası * 10 ⁻³	Denek numarası
1.05	1
0.95	2
1.08	3
0.82	4
1.02	5
1.06	6
0.81	7
1.00	8
0.83	9
0.93	10

4. Tartışma

Otoregresif modelin çıktılarında da görülebileceği gibi bu yöntemin Van der Pol yöntemine göre daha üstün olduğu konusunda şüphe yoktur. Bu üstünlük, her iki modelin işlem hacmi ve uygulama süresi de incelendiğinde daha belirgin hale gelecektir. Her iki modelin de ana temeli birinci dereceden üç lineer diferansiyel denkleme dayalı olan birleştirilmiş diferansiyel denklemlerdi, bu nedenle her yöntem için karmaşıklık ve hesaplama hacmi eşittir. Van der Pol yönteminin davranışsal çeşitlilik yaratma ve kardiyak aritmileri simüle etmedeki zorluğu ve aynı zamanda tekrar etmeyen dinamik davranışlar, üstelik P ve T dalgaları üretmemesi sorunu bu yöntemin temel problemleridir. Bu nedenle, otoregresif denklemler yöntemi şüphesiz her yönden tercih edilir.

Sinyal çıktı dinamiklerinin oldukça belirgin olduğu Şekil 1 ve Şekil 2' de gösterilen, geleneksel yöntemlerden hesaplanan katsayılar ile sezgisel olarak tahmin edilen katsayıları net bir

şekilde ayırt edebilen otoregresif denklemlerin uygulanmasına ilişkin önceki araştırmalarla karşılaştırmalar yapılmıştır.

Yaptığımız çalışmadaki modellerin kullanılabilir ve tüm insanlara çok uyarlanabilir olduğunu söyleyebiliriz. Modellemede kullanılan katsayıların RR segmentindeki mesafelerinin değiştirilmesinde, P ve T dalga dinamiklerinde çok etkili olduğu görülmüştür. Dolayısıyla katsayıların değiştirilmesi ile bu dalgaların genliği ve uzaması da değişecektir.

Bu çalışmada dikkate alınması gereken diğer bir nokta yüksek hesaplama hacmi ve hesaplamaların zaman alıcı olmasıdır. Ancak denklemler ilişkileri gereği birleştirilmiş olduğu için, tekrar eden sayısal yöntemlerden başka alternatif bir yöntem yoktur. Hacim ve uygulama süresi açısından da kullanılabilir başka bir yöntem bulunmamaktadır. Bununla birlikte, modelleme uygulamasının çevrimdışı modlarda gerçekleştirildiği de unutulmamalıdır.

EKG sinyal simülasyonunu genelleştirmek için, model parametreleri değiştirilerek daha fazla kardiyak aritmi türü çalıştırılabilir. Modelin otoregresif kısmındaki yüksek esneklik sayesinde modeli farklı ritimlere sahip (örn: bebek, yaşlı, obez) bireylere uyarlayabiliriz. Model, durağan pozisyon ile sınırlı kalmayacak, farklı davranışsal aktivitelerin farklı ritimlerine uyum sağlayacaktır.

5. Kaynaklar

- [1] Bogale, K., & Aderaw, A. (2021). Clinical Characteristics and in-Hospital Mortality in Patients with Acute Heart Failure at Dessie Referral Hospital, Northeast Ethiopia. *Abyssinia Journal of Science and Technology*, 6(1), 33-37.
- [2] Yanase, J., & Triantaphyllou, E. (2019). A systematic survey of computer-aided diagnosis in medicine: Past and present developments. *Expert Systems with Applications*, 138, 112821.
- [3] Althobaiti, T. (2019). Artificial Intelligence based affect recognition system using physiological signals processing and machine learning (Doctoral dissertation, University of the West of Scotland).
- [4] Quiroz-Juárez, M. A., Jiménez-Ramírez, O., Vázquez-Medina, R., Breña-Medina, V., Aragón, J. L., & Barrio, R. A. (2019). Generation of ECG signals from a reaction-diffusion model spatially discretized. *Scientific reports*, 9(1), 1-10.
- [5] Kuate, G. C. G., & Fotsin, H. B. (2022). On the nonlinear dynamics of a cardiac electrical conduction system model: theoretical and experimental study. *Physica Scripta*, 97(4), 045205.
- [6] Cardarilli, G. C., Di Nunzio, L., Fazzolari, R., Re, M., & Silvestri, F. (2019). Improvement of the cardiac oscillator based model for the simulation of bundle branch blocks. *Applied Sciences*, 9(18), 3653.
- [7] Kraeutler, M. J., Soltis, A. R., & Saucerman, J. J. (2010). Modeling cardiac β -adrenergic signaling with normalized-Hill differential equations: comparison with a biochemical model. *BMC systems biology*, 4(1), 1-12.
- [8] Feeny, A. K., Chung, M. K., Madabhusi, A., Attia, Z. I., Cikes, M., Firouznia, M., ... & Wang, P. J. (2020). Artificial intelligence and machine learning in arrhythmias and cardiac electrophysiology. *Circulation: Arrhythmia and Electrophysiology*, 13(8), e007952.
- [9] McSharry, P. E., Clifford, G. D., Tarassenko, L., & Smith, L. A. (2003). A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 50(3), 289-294.

- [10] Cohen, M. A., & Taylor, J. A. (2002). Short-term cardiovascular oscillations in man: measuring and modelling the physiologies. *The Journal of physiology*, 542(3), 669-683.
- [11] Gois, S. R., & Savi, M. A. (2009). An analysis of heart rhythm dynamics using a three-coupled oscillator model. *Chaos, Solitons & Fractals*, 41(5), 2553-2565.
- [12] Ferreira, B. B., Savi, M. A., & de Paula, A. S. (2014). Chaos control applied to cardiac rhythms represented by ECG signals. *Physica Scripta*, 89(10), 105203.
- [13] Schenone, E., Collin, A., & Gerbeau, J. F. (2016). Numerical simulation of electrocardiograms for full cardiac cycles in healthy and pathological conditions. *International journal for numerical methods in biomedical engineering*, 32(5), e02744.
- [14] Evaristo, R. M., Batista, A. M., Viana, R. L., Iarosz, K. C., Szezech Jr, J. D., & de Godoy, M. F. (2018). Mathematical model with autoregressive process for electrocardiogram signals. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 57, 415-421.
- [15] Boardman, A., Schlindwein, F. S., Thakor, N. V., Kimura, T., & Geocadin, R. G. (2002). Detection of asphyxia using heart rate variability. *Medical and biological engineering and computing*, 40(6), 618-624.
- [16] Vidakovic, B. (2009). *Statistical modeling by wavelets*. John Wiley & Sons.
- [17] Kaplan, B. Z., Gabay, I., Sarafian, G., & Sarafian, D. (2008). Biological applications of the "Filtered" Van der Pol oscillator. *Journal of the Franklin Institute*, 345(3), 226-232.
- [18] Jafarnia-Dabanloo, N., McLernon, D. C., Zhang, H., Ayatollahi, A., & Johari-Majid, V. (2007). A modified Zeeman model for producing HRV signals and its application to ECG signal generation. *Journal of theoretical biology*, 244(2), 180-189.
- [19] Das, S., & Maharatna, K. (2013). Fractional dynamical model for the generation of ECG like signals from filtered coupled Van-der Pol oscillators. *Computer methods and programs in biomedicine*, 112(3), 490-507.

Ek A

EK-1 Model

```
function dy = Article(t,y)
dy = zeros(3,1);
%TimeP = -0.2; TimeQ = -0.05;TimeR = 0;TimeS =
0.05;TimeT = 0.3;
TetaP = (-1/3)*pi; TetaQ = (-1/12)*pi; TetaR = 0; TetaS =
(1/12)*pi; TetaT = (1/2)*pi;
aP = 1.2; aQ = -5; aR=30; aS = -7.5; aT = 0.75;
bP = 0.25; bQ = 0.1; bR = 0.1; bS = 0.1; bT=0.4;
A = 0.15; % Baseline wander was introduced by coupling the
baseline value (mV)
f2 = 0.25; % respiratory frequency (Hz)
coun = 0; % Counter
R=[]; % AR
dy(1) = alpha(y(1),y(2))*y(1) - W() *y(2);
dy(2) = alpha(y(1),y(2))*y(2) + W() *y(1);
dy(3) = (aP * (atan2(y(1),y(2)) - TetaP) * exp(-1 *
(((atan2(y(1),y(2)) - TetaP)^2) / (2*(bP)^2)) +...
aQ * (atan2(y(1),y(2)) - TetaQ) * exp(-1 *
(((atan2(y(1),y(2)) - TetaQ)^2) / (2*(bQ)^2)) +...
aR * (atan2(y(1),y(2)) - TetaR) * exp(-1 *
(((atan2(y(1),y(2)) - TetaR)^2) / (2*(bR)^2)) +...
aS * (atan2(y(1),y(2)) - TetaS) * exp(-1 *
(((atan2(y(1),y(2)) - TetaS)^2) / (2*(bS)^2)) +...
```

```
aT * (atan2(y(1),y(2)) - TetaT) * exp(-1 *
(((atan2(y(1),y(2)) - TetaT)^2) / (2*(bT)^2)))-...
y(3) + z0(t);
function alpha = alpha(x,y)
alpha = 1 - sqrt(x^2 + y^2);
end
function Z0 = z0(t)
Z0 = A * sin(2 * pi * f2 * t);
end
function w = W()
load AR_Coefficients.mat D
if coun == 0
R = rand ;
else
R = sum(sum (D*R)) + rand ;
end
coun = coun + 1 ;
w = 2*pi/R;
end
end
EK-2 NCA
function dy = NCA(t,y)
dy = zeros(3,1);
ai = 1.2;
bi = 0.25;
w = 2.9 ;
f = 0.15;
dy(1) = alpha(y(1),y(2))*y(1) - w*y(2);
dy(2) = alpha(y(1),y(2))*y(2) + w*y(1);
dy(3) = 0.15*sin(2*pi*f*t) - y(3) - sum(ai * (atan2(y(1),y(2))+
pi/3) * exp((-1*(atan2(y(1),y(2))+ pi/3)/(2*bi^2)) ) );
function alpha = alpha(x,y)
alpha = 1 - sqrt(x^2 + y^2);
end
end
```

EK-3 NCAP

```
[t,y,x] = ode45('NCA',[10 50], zeros(1,3));
plot(y(:,2),'-black');
xlabel('time');
ylabel('y(t)');
title('P-Wave Generator');
```

EK-4 Solve QRS

```
[t,y] = ode45('Article',[0 3], [-0.2 0.14 0.4]);
plot(y(:,3),'-black');
xlabel('time');
ylabel('y(t)');
title('P-Wave Generator');
```

EK-5 Van der Pol

```
function dy = van(t,y)
c1=2;
T=2;
alpha=0.05;
dy = zeros(6,1); % a column vector
dy(1) = -y(2)+alpha*(y(5)*.5-y(2)*.5);
z1=(abs(y(1))-y(1))/2;
dy(2)=y(1)+c1*(1-y(3))*y(2);
dy(3)=(z1-y(3))/T;
dy(4) = -y(5)+alpha*(y(2)*.5-y(5)*.5);
z2=(abs(y(4))-y(4))/2;
dy(5)=y(4)+c1*(1-y(6))*y(5);
dy(6)=(z2-y(6))/T;
```