



Dijital Filtreleme Tekniklerinin MPU6050 Sensör Verileri Üzerindeki Etkileri

Effects of Digital Filtering Techniques on MPU6050 Sensor Data

Doğukan Sahil ^{1*}, Adem Gölcük ²

¹ Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği, Konya, TÜRKİYE

² Selçuk Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Konya, TÜRKİYE

Sorumlu Yazar / Corresponding Author*: dogukansahil@gmail.com

Öz

Bu çalışmada, MPU6050 ivmeölçer ve jiroskop sensöründen elde edilen ham veriler üzerinde farklı dijital filtreleme tekniklerinin etkileri araştırılmıştır. Araştırmamızda, Arduino platformu kullanılarak toplanan veriler üzerine medyan, Kalman ve Rastgele Orman filtreleri uygulanmıştır. Filtreleme teknikleri, biyomedikal sensör verilerine uygun olarak seçilmiştir. Medyan filtresi, rastgele gürültü zirvelerini etkili bir şekilde azaltma kapasitesi nedeniyle tercih edilmiştir. Kalman filtresi, dinamik ortamlarda veri tahmininde yüksek doğruluk sağlayabilen uyarlanabilir yapısıyla öne çıkmıştır. Rastgele Orman yöntemi, dijital filtreleme amacıyla kullanılmaktan ziyade sensör verilerindeki karmaşık desenlerin ve anomalilerin tespiti için uygulanmıştır. Bu yöntemin performansı, gürültü azaltmadan ziyade veri analizi bağlamında değerlendirilmiştir. Her bir filtreleme tekniğinin sensör verileri üzerindeki gürültüyü azaltma kapasitesi karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Sonuçlar, filtreleme yöntemlerinin veri kalitesi üzerindeki önemli etkilerini ortaya koymaktadır. Bu çalışma, dijital filtreleme tekniklerinin biyomedikal sensör verilerinin doğruluğunu ve kullanılabilirliğini artırma potansiyelini vurgulamaktadır. Bu bulgular, biyomedikal veri işleme ve analiz uygulamalarında filtreleme tekniklerinin optimizasyonuna katkı sağlayabilir.

Anahtar Kelimeler: Dijital Filtreleme, MPU6050, Gürültü Azaltma, Veri İşleme, Kalman Filtresi, Medyan Filtresi

Abstract

This study investigates the effects of various digital filtering techniques on raw data obtained from the MPU6050 accelerometer and gyroscope sensor. Using the Arduino platform, raw data were collected and processed through median, Kalman, and Random Forest filters. The filtering techniques were chosen based on their suitability for biomedical sensor data. The median filter was employed for its capability to effectively reduce random noise spikes, particularly addressing outliers. The Kalman filter stood out for its adaptive nature, offering high accuracy in dynamic environments by predicting and smoothing data trends over time. The Random Forest method, instead of conventional noise reduction, was applied to detect complex patterns and anomalies within the sensor data, providing insights into data analysis rather than noise mitigation. Each filtering method's ability to reduce noise was comparatively analyzed. The results demonstrate that filtering techniques significantly impact data quality, enhancing the precision and usability of sensor readings. This study highlights the potential of digital filtering techniques to improve the accuracy and reliability of biomedical sensor data, contributing to the optimization of data processing for health monitoring and diagnostic systems. The findings underline the importance of selecting and tailoring appropriate filtering methods to ensure robust performance in biomedical applications.

Keywords: Digital Filtering, MPU6050, Noise Reduction, Data Processing, Kalman Filter, Median Filter

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

The proliferation of sensor technology in biomedical applications has highlighted the critical role of data quality and precision in health monitoring systems. Among these sensors, the MPU6050, which integrates both accelerometer and gyroscope functionalities, stands out due to its cost-effectiveness and high performance. This study explores the efficacy of various digital filtering techniques applied to raw data from the MPU6050 sensor, aiming to enhance data reliability for biomedical applications. The necessity for robust digital filtering techniques emerges from the inherent noise present in raw sensor data, which can significantly affect the accuracy of health monitoring applications.

Materials and Methods

This research utilized the MPU6050 sensor interfaced with Arduino platforms to collect raw acceleration and gyroscope data. The methodologies employed include the application of median, Kalman, and Random Forest filters to process the raw data. Each technique was chosen for its relevance to handling

different aspects of noise and data distortion. Data collection was conducted in both static and dynamic conditions to assess the filters' performance under varied motion dynamics. The study also incorporated temperature readings from the sensor to explore its additional utilities. The data processing was carried out using Python, with the processed outputs visualized through graphical representations to evaluate the efficacy of each filtering technique. To address the challenges associated with noisy sensor data, this study focuses on identifying optimal digital filtering techniques tailored to the needs of biomedical applications. By leveraging advanced filtering methods, the research aims to enhance the precision and usability of MPU6050 sensor data, ensuring reliable outcomes for real-time health monitoring and diagnostic systems. This work contributes to the growing body of literature by providing a comprehensive analysis of filtering techniques under various operational conditions, emphasizing their implications for future biomedical innovations.

Results and Discussion

The findings revealed significant variations in noise reduction capabilities among the applied digital filters. The median filter effectively reduced random noise spikes, while the Kalman filter excelled in dynamic environments by adapting to changes in data trends over time. In contrast, the Random Forest filter, although generally less effective in noise reduction, provided valuable insights into complex data patterns and anomalies. Comparative analysis of these filtering techniques demonstrated their respective strengths and limitations in enhancing the quality and reliability of sensor data.

Conclusion

The study conclusively demonstrates the potential of advanced digital filtering techniques to improve the precision and usability of data from biomedical sensors like the MPU6050. The implications of these findings are particularly significant for the development of reliable health monitoring systems, where data integrity is paramount. Future research could explore the integration of these filtering techniques into real-time processing systems for live health monitoring applications, potentially leading to more responsive and accurate health assessments. This extended abstract underscores the importance of advanced digital processing in the realm of biomedical sensors, providing a foundation for future innovations in health technology.

1. Giriş

Biyomedikal sensörler, modern sağlık izleme sistemlerinin temel bileşenlerindedir. MPU6050 sensörü ucuz maliyeti sayesinde, hastaların durumunu sürekli olarak izleyerek erken teşhis ve tedavi süreçlerine katkıda bulunma potansiyeline sahiptir. Çalışmada kullanılan MPU6050 sensörü, hem ivmeölçer hem de jiroskop özelliklerine sahip olması nedeniyle, biyomedikal uygulamalar için ideal bir tercih olduğu düşünülmektedir. Bu sensör, yüksek performansı ve maliyet etkinliği ile dikkat çekerken, aynı zamanda piyasadaki benzer sensörlere kıyasla daha yaygın ve ekonomik olması nedeniyle tercih edilmiştir. MPU6050, I²C protokolü aracılığıyla çeşitli mikrodenetleyicilere kolaylıkla bağlanabilir, bu özellik onu hem prototipleme hem de üretim aşamalarında kullanım için uygundur. Bu bağlantı kolaylığı, sensörün farklı biyomedikal izleme sistemlerine entegre edilmesini basitleştirir, böylece geliştiricilere ve araştırmacılara geniş bir uygulama yelpazesi sunar. Özellikle, hastaların fiziksel aktivite düzeylerini ve hareketlerini gerçek zamanlı olarak izlemek için kullanıldığında, MPU6050'un sağladığı hassas hareket ve yönelim verileri, sağlık durumlarının detaylı bir şekilde analiz edilmesine imkan tanır. Bu çalışma, MPU6050'un sağlık izleme teknolojilerindeki potansiyel uygulamalarını değerlendirmeyi amaçlamaktadır.

Benzer çalışmada, uyku pozisyonlarının, özellikle obstrüktif uyku apnesi sendromu gibi sağlık sorunları üzerindeki etkileri, literatürde kapsamlı bir şekilde ele alınmıştır. Uyku pozisyonlarının belirlenmesi için çeşitli yöntemler kullanılmış olup, ivmeölçer ve jiroskop tabanlı sistemlerin düşük maliyetli ve taşınabilir özellikleri nedeniyle öne çıktığı görülmektedir. Çalışma, özellikle taşınabilir ve ekonomik çözümler sunması açısından dikkat çekicidir [1].

Sensörün teknik özellikleri ve biyomedikal alandaki uygulamaları, hem araştırma hem de pratik uygulamalar açısından önemli katkılar sunmaktadır. Dolayısıyla, sensör verileri üzerinde uygulanan dijital filtreleme tekniklerinin bu verilerin doğruluğunu ve kullanılabilirliğini nasıl artırabileceğini analiz etmek bu çalışmanın temel amacını oluşturmaktadır. Çalışmada ele alınan dijital filtreleme tekniklerinin MPU6050 sensör verileri üzerindeki etkilerini araştırırken, Zhang et al. (2019) tarafından yürütülen 'Investigation of Acoustic Injection on the MPU6050 Accelerometer' başlıklı çalışma, benzer bir sensör üzerinde farklı bir dış etki olan akustik enjeksiyonun etkilerini incelemiştir [2] Fakat, filtresiz kullanıldığında bu tip ucuz maliyetli sensörlerin çok fazla standart sapma değerine sahip olduğu bilinmektedir [3].

Dijital filtreleme yöntemleri, gürültülü verileri temizleyerek verinin kalitesini artırmak için kullanılır. Bu yöntemler, verilerin daha doğru bir şekilde işlenmesini sağlayarak, biyomedikal

uygulamalar için elde edilen sonuçların güvenilirliğini artırır. Çalışma, medyan, Kalman ve Rastgele Orman filtreleri gibi çeşitli filtreleme tekniklerinin veriler üzerindeki etkilerini inceler. Bu tekniklerin her birinin veri kalitesi üzerindeki etkileri, sensör verilerinin daha doğru analiz edilmesine olanak tanıyacak şekilde karşılaştırmalı olarak değerlendirilir. Bu çalışmada bir biyomedikal sensör olarak kullanılması planlanan MPU6050 için en optimum filtreleme yöntemleri araştırılmıştır. Araştırmanın sonucunda elde edilen bulgular, dijital filtreleme tekniklerinin biyomedikal veri işleme ve analiz uygulamalarındaki potansiyel kullanımlarını ortaya koymayı hedeflemekte, böylece sensör tabanlı sistemlerin optimizasyonuna katkıda bulunmayı amaçlamaktadır. Çalışmada, MPU6050 ivmeölçer ve jiroskop sensöründen ham verilerin toplanması ve bu veriler üzerinde çeşitli dijital sinyal işleme tekniklerinin uygulanması süreci detaylandırılmıştır. İlk adım olarak, Arduino platformu kullanılarak ham ivme ve jiroskop verileri başarıyla toplanmış ve seri port üzerinden bilgisayara aktarılmıştır. Bu ham veriler, daha sonra analiz ve işlem için bir dosyaya kaydedilmiştir. Analiz sürecinde, veriler üzerinde çeşitli filtreleme teknikleri uygulanmıştır. Bunlar arasında medyan filtresi ve Kalman filtresi gibi geleneksel yöntemler yer almaktadır. Ayrıca, sensörden sıcaklık okuması yapılarak sensörün diğer kullanım alanları da gösterilmiştir. Arduino ve MPU 6050 kullanımı benzer çalışmalarda, düşük maliyetli mikrodenetleyicilerin, veri doğruluğunun hayati önem taşıdığı uygulamalarda karmaşık sensör veri analizleri için nasıl bir zorluk ve olasılık sunduğunu vurgulamaktadır [4],[5].

Çalışma sonrasında elde edilen veriler, hem ölçüm sırasında hem de sonrasında Python programlama dili kullanılarak işlenmiş ve filtreleme sonuçları çeşitli grafikler aracılığıyla görselleştirilmiştir. Sensörün hem sabit hem de hareketli konumlarda topladığı verilerle, dijital filtreleme tekniklerinin farklı koşullar altında nasıl performans gösterdiği analiz edilmiştir. Dijital filtreleme yöntemlerine ek olarak öncesinde donanım filtreleme denemeleri yapılmıştır. Bunlar genelde çeşitli kapasitör kullanılması yoluyla elde edilirler [6].

Bu çalışmada, sensör verilerindeki gürültü problemlerini çözmek amacıyla biyomedikal uygulamalara uygun dijital filtreleme tekniklerinin belirlenmesine odaklanılmıştır. Gelişmiş filtreleme yöntemlerinin kullanılmasıyla, MPU6050 sensöründen elde edilen verilerin hassasiyeti ve kullanılabilirliği artırılarak, gerçek zamanlı sağlık izleme ve teşhis sistemleri için güvenilir sonuçlar sağlanması hedeflenmiştir. Çalışma, çeşitli çalışma koşulları altında filtreleme tekniklerinin kapsamlı bir analizini sunarak, biyomedikal yenilikler için önemli bir temel oluşturmayı amaçlamaktadır. Bu çalışmada kullanılan filtreleme yöntemleri, biyomedikal sensör verilerinde sıklıkla karşılaşılan gürültü problemlerini çözmek ve veri doğruluğunu artırmak amacıyla

seçilmiştir. Filtreler, ham verilerin iyileştirilmesine ve biyomedikal uygulamalarda kullanılabilirliğinin artırılmasına olanak sağlar.

2. Materyal ve Metot

Medyan filtresi, rastgele gürültünün (salt and pepper noise) etkili bir şekilde azaltılmasında kullanılan non-linear bir filtreleme yöntemidir. Bu teknik, veri seti içerisindeki her bir değeri, belirlenen bir pencere boyutu içerisindeki komşu değerlerin medyan değeri ile değiştirir. Medyan filtresinin kullanılmasının temel nedeni, aşırı uç değerlerin (outliers) veri setinden etkili bir şekilde giderilmesini sağlamasıdır. Kalman filtresi, dinamik sistemlerde zaman serisi verilerinin tahmin edilmesi için kullanılan güçlü bir istatistiksel algoritmadır. Bu filtre, modelin mevcut durum tahminini ve belirsizliklerini (gürültü ve diğer dış etkenler) dikkate alarak, zaman içinde veri akışıyla sürekli olarak güncellenir. Kalman filtresinin matematiksel temeli, durum tahmin vektörünü ve hata kovaryans matrisini iteratif bir şekilde güncelleyerek çalışır. Bu yöntem, özellikle verilerdeki gürültüyü azaltmak ve dinamik sistemlerde daha stabil tahminler yapabilmek için tercih edilmektedir. Uygulamada, başlangıç durum tahminlerinden yola çıkarak, sürekli veri girişi ile sistem durumunun daha doğru bir şekilde modellenmesine olanak tanımaktadır. Rastgele Orman, topluluk öğrenme tekniklerinden biri olan ve regresyon ile sınıflandırma problemlerinde kullanılan bir yöntemdir. Bu teknik, birden fazla karar ağacının sonuçlarını birleştirerek çalışır ve her bir karar ağacı, veri setinin rastgele alt kümesi üzerinde eğitilir. Rastgele Orman filtresinin seçilmesinin ana nedeni, hem lineer olmayan ilişkileri modelleyebilme yeteneği hem de yüksek boyutlu veri setleri üzerinde robust bir performans sergileyebilmesidir. Ayrıca, bu yöntem, veri üzerindeki karmaşık desenleri ve anomalileri tespit etme kapasitesine sahiptir, bu da özellikle gürültülü ve karmaşık biyomedikal veri setlerinde önemli avantajlar sunar [6], [7].

Bu çalışmada kullanılan sensör ve malzemeler Tablo 1'de gösterilmiştir. MPU6050 sensörü, Arduino platformu ile entegre edilerek veri toplama işlemi gerçekleştirilmiş, veri transferi ve kaydı için I²C protokolü ve CoolTerm yazılımı kullanılmıştır.

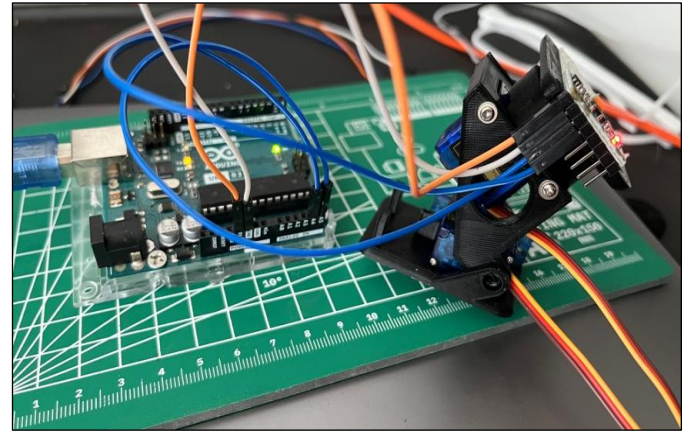
MPU6050 sensöründe bulunan ivmeölçer (accelerometer), nesnenin üç eksenindeki (X, Y, Z) ivmelenmesini ölçer. İvme, bir nesnenin hızındaki değişiktir ve sensör, bu değişiklikleri m/s² biriminde ölçer. Dünya yüzeyinde yer çekimi kuvveti, Z ekseninde yaklaşık 9.81 m/s² olarak algılanır. İvmeölçer, hem hareketin yönünü hem de büyüklüğünü belirlemek için kullanılır. MPU6050 sensöründe bulunan jiroskop, nesnenin üç eksenindeki (X, Y, Z) açısal hızını ölçer. Bu değerler, derece/saniye (°/s) biriminde ifade edilir. Jiroskop, özellikle hareketli nesnelerin dönme hareketlerini izlemek için kullanılır ve açısal hız bilgileri, gerçek zamanlı olarak oryantasyon değişikliklerini belirlemek için kritik öneme sahiptir. MPU6050 sensöründen alınan jiroskop verileri, uzun süreli ölçümlerde zamanla biriken hatalar nedeniyle sapmalar gösterebilir. Bu durum, özellikle açısal hız ölçümlerinin entegrasyonu sonucunda belirginleşir ve oryantasyon ölçümlerinde hatalara yol açabilir. Drift problemi, özellikle jiroskop verilerinde uzun süreli ölçümlerde belirginleşir. Bu çalışmada kısa süreli ölçümlerde drift etkisi dikkate alınmamış olsa da, gelecekteki çalışmalarda drift düzeltmeleriyle birlikte veri doğruluğu artırılabilir. Ayrıca, çalışmanın ana amacı filtreleme yöntemlerinin sensör verileri üzerindeki etkilerini analiz etmek olduğundan, drift problemini gidermek için ek bir düzeltme yöntemine gerek duyulmamıştır. Daha uzun süreli ölçümlerde drift etkisinin azaltılması için Kalman filtresi gibi yöntemlerin kullanılması önerilmektedir.

Tablo 1. Kullanılan Malzemeler.

Table 1. Materials Used.

Malzeme	Adet
Jumper Kablolara	>10
Çeşitli Kapasitörler	>5
Tower Pro SG90 Servo Motor	2
Arduino Uno Rev4 Minima	1
Arduino Uno Rev3	1
Breadboard	1
MPU6050	1
24 Mhz 8 Kanal Lojik Analizör	1
100 Mhz 2 Kanal Dijital Osiloskop	1

MPU-6050 sensörü, InvenSense Inc. tarafından geliştirilmiş ve dökümana göre kompakt bir form faktöründe güçlü bir performans sunan sensördür. Bu düzenekte modül olarak kullanılmıştır. Jiroskop ve ivmeölçerler, her bir eksen için 16-bit ADC'lere sahip olup, yüksek hassasiyetle dijital çıkış sağlar. Kullanıcı tarafından programlanabilir tam ölçekli aralıklar ± 250 , ± 500 , ± 1000 ve $\pm 2000^\circ/s$ (jiroskop) ve $\pm 2g$, $\pm 4g$, $\pm 8g$ ve $\pm 16g$ (ivmeölçer) olarak ayarlanabilir. Bu sayede hızlı ve yavaş hareketlerin hassas takibi mümkündür. Sensörün gücü, $\pm 3\%$ hassasiyet ölçek faktörü toleransı ve $\pm 2\%$ sıcaklık değişiminde hassasiyet varyasyonu ile dikkat çekmektedir. Ayrıca, sensör düşük gürültü performansı sunarak kullanıcıya kalibre edilmiş hassasiyet skalası faktörü ile en doğru ölçümleri sağlar [8].



Şekil 1. Servo motorlu ölçümler sırasında kullanılan deney düzeneği.

Figure 1. Experimental setup used during servo motor measurements.

Deney düzeneğinde, servo motorlar PWM sinyalleriyle kontrol edilmiş ve sensör verilerinin doğru bir şekilde işlenmesi sağlanmıştır. Hareketli ölçümler sırasında ölçümün daha sağlıklı olması için Şekil 1'deki deney düzeneği kullanılmıştır. Deney düzeneği MPU6050'nin bütün derecelerde sabit durması adına desteklenmiş SG90 motorlar yardımıyla hareket ettirilmiş ve ölçümler buna göre yapılmıştır. Deneyler sırasında hem Arduino R3 hem de R4 minima kullanılmıştır. Uno R4 14-bit çözünürlüğe kadar ADC ve 12-bit DAC sunar, Uno R3'te ise yalnızca 10-bit ADC bulunmaktadır [9], [10].

Bu çalışmada, MPU6050 sensöründen ivme ve jiroskop verileri toplanmış ve farklı dijital filtreleme tekniklerinin etkilerini analiz etmek amacıyla işlenmiştir. Veri toplama süreci, sabit ve

hareketli koşullar altında, belirli bir örnekleme frekansı ile sistematik bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Veri toplama işlemleri için Arduino Uno Rev3 ve Rev4 Minima mikrodenetleyicileri, MPU6050 sensörü, Tower Pro SG90 servo motorları, 24 MHz 8 kanallı lojik analizör ve 100 MHz 2 kanallı dijital osiloskop kullanılmıştır. Sensör ile mikrodenetleyici arasındaki iletişim, I²C protokolü ile sağlanmıştır. Veriler CoolTerm yazılımı ile toplanmış ve CSV formatında kaydedilmiştir. Deney düzeneği, Şekil 1'de gösterilmiştir. MPU6050 sensörü, bir breadboard üzerine yerleştirilmiş ve servo motorlar yardımıyla farklı açılarda hareket ettirilmiştir. Sensör, sabit bir platformda veri toplama işlemleri sırasında da desteklenmiştir. Sensörün hareketli ölçümler sırasında pozisyonunu değiştirmek için Arduino tarafından kontrol edilen iki adet SG90 servo motor kullanılmıştır. Ölçümler sırasında kullanılan gecikme süreleri, 500 ms ve 10 ms olarak belirlenmiştir. Yapılan deneylerde, 500 ms gecikme süresi ile 499.8 ms'lik bir ölçüm süresi elde edilmiş ve bu süredeki frekansın 2.001 Hz olduğu tespit edilmiştir. Benzer şekilde, 10 ms gecikme süresi ile 9.8 ms'lik bir ölçüm süresi elde edilmiş ve bu süredeki frekansın 101.6 Hz olduğu gözlemlenmiştir. 500 ms ve 10 ms gibi farklı gecikme sürelerine bile ölçülen zamanlamaların nominal değerlerle neredeyse tamamen uyumlu olması, sistemin zamanlama doğruluğunu doğrulamaktadır. Özellikle 10 ms gibi düşük gecikme sürelerinde dahi sistemin kararlı çalışması, MPU6050 sensöründen hızlı veri toplama ve işleme süreçlerinin güvenilir bir şekilde gerçekleştirilebileceğini ortaya koymaktadır [16].

Arduino platformu, sensörlerle iletişim kurmak için yaygın olarak kullanılan I²C (Inter-Integrated Circuit) protokolünü destekler. I²C, düşük hızlı çevresel cihazlarla, özellikle sensörlerle mikrodenetleyiciler arasında çift yönlü veri aktarımını sağlayan bir seri iletişim protokolüdür. Bu protokol, iki ana hattı (SDA: veri hattı, SCL: saat hattı) kullanarak verimli ve basit bir bağlantı yöntemi sunar [11]. I²C veri yolu üzerinde Arduino Uno'da A4 (SDA) ve A5 (SCL) pinleri kullanılır ve 100kHz veya 400kHz hız modlarında çalışabilir. Bu yapı, MPU6050 gibi cihazlarla yapılan projelerde oldukça uygundur ve yaygın olarak tercih edilir [12]. Bu deney sırasında bütün bağlantı ve ölçümler I²C üzerinden yapılmıştır. Deney düzeneğinde MPU-6050 sensörü, Arduino Uno ile birlikte kullanılmıştır. Sensörün INT (Interrupt) pini, Arduino'nun dijital girişlerinden birine bağlanarak belirli bir olay (örneğin, hareket algılama) gerçekleştiğinde kesme işlemlerini tetiklemek için kullanılabilir ancak bu düzenekte kullanılmamıştır [15].

Bu kesmeler, sensör verilerinin sürekli izlenmesine gerek kalmadan yalnızca belirli olaylar sırasında işlem yapılmasını sağlar. XDA ve XCL pinleri, başka bir cihazla veri alışverişi için kullanılacak ek I²C arayüzleridir, ancak bu deneyde bu pinler işlevsel olarak kullanılmamıştır. I²C'nin düşük maliyetli sensör ve mikrodenetleyiciler arasındaki veri aktarımında sağladığı esneklik ve güvenilirlik, özellikle MPU6050 gibi cihazlarda kullanımını daha da önemli kılmaktadır [14]. ADO pini, I²C adresini belirlemek için kullanılır. ADO pinine GND veya VCC seviyesinde sinyal uygulayarak cihazın I²C adresi değiştirilir. Bu, aynı I²C hattına bağlanan birden fazla cihaz arasında çakışmayı önlemek için kullanılır [17]. Bu düzenekte ayrıca hareketli ölçümlerde kullanılmak üzere, iki adet servo motor Arduino'nun PWM çıkış pinlerine bağlanmıştır. Servo motorların sinyal pinleri, Arduino'nun D9 ve D10 pinlerine bağlanarak kontrol edilmiştir. Servo motorların GND ve VCC pinleri, Arduino'nun 5V ve GND hatlarına bağlanmıştır. PWM sinyali ile servo motorların konumları belirlenerek hareket kontrolü sağlanmıştır. Bu şekilde, iki servo motor da Arduino tarafından aynı anda bağımsız olarak kontrol edilebilmektedir. Arduino, MPU6050'den gelen ivme ve jiroskop verilerini sürekli olarak

toplar ve belirli bir örnekleme aralığında kaydeder. Veriler serial monitöre yazdırılacak şekilde kodlanır ama coolterm yazılımı aracılığı ile dışarıya aktarılmıştır. Servo motorlar, MPU6050 sensörünü farklı açılara döndürmek ve farklı hareketler simüle etmek amacıyla kullanılmıştır. Bu hareketler, sensörün dinamik ortamda performansını test etmek için gerçekleştirilmiştir.

3. Bulgular ve Tartışma

Bu çalışmada, kullanılan filtreleme yöntemlerinin sensör verileri üzerindeki etkileri sistematik olarak incelenmiş ve neden-sonuç ilişkileri detaylı bir şekilde analiz edilmiştir. Örneğin, medyan filtresinin rastgele gürültüleri azaltma kapasitesi, ham verilerdeki yüksek standart sapma değerlerinin belirgin bir şekilde düşmesiyle doğrudan ilişkilendirilmiştir. Kalman filtresi, dinamik ortamlarda adaptif tahmin kabiliyeti sayesinde, sensör hareketlerinden kaynaklanan anlık veri sapmalarını azaltarak zamanla değişen koşullarda daha tutarlı sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır. Rastgele Orman filtresinin, karmaşık veri desenlerini tespit etme yeteneği, özellikle sensörün hareketli ortamlardaki anomalilerinin daha net bir şekilde analiz edilmesine olanak tanımıştır. Bu sonuçlar, her bir filtreleme yönteminin belirli veri işleme koşullarındaki avantajlarını ve sınırlamalarını açıkça ortaya koyarak, biyomedikal sensör verilerinin daha doğru ve güvenilir bir şekilde işlenmesine katkıda bulunmuştur.

Tablo 2. Ham veri ölçüm sonuçlarının standart sapmaları.

Eksen	Standart Sapma
İvme X	58.36
İvme Y	51.17
İvme Z	78.13
Dönüş X	11.26
Dönüş Y	14.41
Dönüş Z	11.93

Tablo 2'de, "Ham veri ölçüm sonuçlarının standart sapmaları" başlığı altında, MPU6050 sensöründen elde edilen ham verilerin, donanım tabanlı filtreleme uygulanmadan önceki standart sapma değerleri sunulmuştur. İvmeölçer eksenleri (Ax, Ay, Az) ve jiroskop eksenleri (Gx, Gy, Gz) için sapma değerleri sırasıyla 58.36, 51.17, 78.13 ve 11.26, 14.41, 11.93 olarak ölçülmüştür. Bu yüksek standart sapma değerleri, sensör verilerinin ne derece gürültülü olduğunu ve dolayısıyla filtreleme tekniklerinin gürültüyü azaltma kapasitesinin değerlendirilmesinde ne kadar kritik olduğunu göstermektedir. Gürültü seviyesinin yüksek olması, verilerin işlenmesi ve analizi sırasında uygulanacak filtreleme tekniklerinin seçimini doğrudan etkilemektedir. Bu tablo, filtreleme tekniklerinin etkinliğini değerlendirmek için temel bir referans noktası olarak kullanılmıştır. Donanım tabanlı filtreleme uygulanmadan önceki sensör verileri, gürültü seviyesinin yüksek olduğunu ve sapmaların göreceli olarak büyük olduğunu göstermektedir.

İvme X, Y ve Z, bir nesnenin sırasıyla X, Y ve Z eksenleri boyunca ivmelenme miktarını ölçer. Bu, nesnenin hızının zaman içinde nasıl değiştiğini belirtir. Dönüş X, Y ve Z ise nesnenin X, Y ve Z eksenleri etrafında dönüş hızını ifade eder. Bu ölçümler, nesnenin açısal hareketinin ne kadar hızlı gerçekleştiğini gösterir.

Medyan filtresi, rastgele gürültüyü etkili bir şekilde azaltma kapasitesi nedeniyle seçilmiştir. Kalman filtresi ise dinamik ortamlarda veri tahmini ve doğruluk artırımı için kullanılmıştır. Rastgele Orman filtresi, veri setlerindeki non-lineer ilişkileri ve

anomali tespitini hedef almıştır. Her bir filtreleme yöntemi, sensör verilerinin belirli bir problemine çözüm sunmak amacıyla seçilmiştir.

Tablo 3. 100nF kapasitör ile filtreleme ölçüm sonuçlarının standart sapmaları.

Table 3. Standard deviations of filtering measurement results using a 100nF capacitor.

Eksen	Standart Sapma
İvme X	58.37
İvme Y	51.17
İvme Z	78.12
Dönüş X	11.26
Dönüş Y	14.40
Dönüş Z	11.93

Tablo 3'te 100nF kapasitör ile yapılan donanım tabanlı filtreleme sonrası ölçülen standart sapma değerleri gösterilmektedir. Sonuçlar, 100nF kapasitörün sistem üzerindeki etkisinin oldukça sınırlı olduğunu ortaya koymaktadır. Elde edilen veriler, kapasitörün yüksek frekanslı gürültüleri filtrelemede teorik olarak katkı sağlayabileceğini gösterse de, ölçülen sapmalarda kayda değer bir iyileşme gözlemlenmemiştir. Bu durum, devre yapısı, ortam koşulları veya sensör hassasiyeti gibi faktörlerin etkisiyle açıklanabilir.

Tablo 4. 1000µF kapasitör ile filtreleme ölçüm sonuçlarının standart sapmaları.

Table 4. Standard deviations of filtering measurement results using a 1000µF capacitor.

Eksen	Standart Sapma
İvme X	54.60
İvme Y	46.86
İvme Z	73.13
Dönüş X	13.28
Dönüş Y	17.37
Dönüş Z	14.74

Tablo 4'de 1000µF kapasitör kullanıldığında, sapmalar genel olarak ham verilerle benzer seviyelerde kalmış, ancak bazı eksenlerde (Ay ve Gz) küçük sapmalar gözlemlenmiştir. Bu, büyük kapasitörün düşük frekanslı dalgalanmaları filtreleme konusunda etkili olduğunu, ancak yüksek frekanslı gürültülerin filtrelenmesinde sınırlı kaldığı düşünülmektedir.

Tablo 5'de ikili kapasitör kullanımı, Ax ve Az eksenlerinde çok yüksek sapmalara neden olmuş, bu da bir problem olduğunu gösteriyor. 100nF ve 1000µF kapasitör kombinasyonu kullanıldığında sapmaların beklenmedik şekilde artışı, donanım tasarımında uyumsuzluk veya rezonans etkisi gibi bir sorun olduğunu düşündürmektedir. Bu durum, devre düzeninde hatalar olabileceğini ve filtreleme performansının bu nedenle doğru şekilde ölçülemediğini göstermektedir. Gelecekteki çalışmalarda, kapasitör kombinasyonlarının daha detaylı test edilmesi önerilmektedir.

Tablo 5. 100nF ve 1000uF kapasitörlerinin birlikte kullanıldığı filtreleme ölçüm sonuçlarının standart sapmaları.

Table 5. Standard deviations of filtering measurement results using 100nF and 1000µF capacitors together.

Eksen	Standart Sapma
İvme X	1537.81
İvme Y	50.27
İvme Z	575.83
Dönüş X	60.36
Dönüş Y	27.73
Dönüş Z	20.64

100nF kapasitör yüksek frekanslı gürültüleri filtreleyebilir ancak bazı eksenlerde sapmaları artırabilirken, 1000µF kapasitör düşük frekanslı gürültüleri filtrelemede etkili olup yüksek frekanslı bileşenlere karşı sınırlı kalmaktadır. İkili kullanım (100nF + 1000µF) ise beklenmedik yüksek sapmalara neden olabilir, bu da uyumsuzluk veya yanlış konfigürasyona işaret eder. Bu nedenle, diğer hiç bir ölçümde kapasitörle filtre uygulanmamıştır.

Bu çalışmada kullanılan MPU6050 sensörü, modül halinde tedarik edilmiş ve üretici tarafından önceden entegre edilmiş pasif bileşenler içermektedir. Bu nedenle, sensör çipinin dahili yapısı ve devre kartı üzerindeki yerleşimi, uygulanan harici kapasitörlerin etkisini sınırlamış olabileceği düşünülmektedir. Ayrıca, sensör çipinin doğrudan, bağımsız koşullarda test edilmemiş olması; harici filtreleme bileşenlerinin sistem genelindeki etkilerini izole bir şekilde değerlendirmeyi zorlaştırabileceği, bu durumun donanım tabanlı filtreleme sonuçlarının beklenen seviyede iyileşme göstermemesine katkı sağlamış olabileceği düşünülmektedir.

Donanım tabanlı filtreleme sonuçlarında, kullanılan kapasitör değerlerinin eksenler üzerindeki etkileri farklılık göstermiştir. Özellikle ikili kapasitör kullanımında gözlemlenen yüksek sapmalar, devre düzeni veya kapasitör değerlerinin uyumsuzluğundan kaynaklanabilir. Bu durum, filtreleme performansını değerlendirmede ek testlerin gerekliliğini ortaya koymaktadır.

Table 6. Tüm Eksenler İçin Medyan Filtresi Uygulaması Sonrası Standart Sapmaları.

Table 6. Standard deviations after median filter application for all axes.

Değişken	Standart Sapma
İvme X	37.67
İvme Y	42.79
İvme Z	73.13
Dönüş X	14.40
Dönüş Y	10.98
Dönüş Z	6.00

Tablo 6'da, "Tüm Eksenler İçin Medyan Filtresi Uygulaması Sonrası Standart Sapmaları" başlığı altında, MPU6050 sensöründen elde edilen verilerin medyan filtresi uygulandıktan sonraki standart sapma değerleri sunulmuştur. İvmeölçer eksenleri (aX, aY, aZ) ve jiroskop eksenleri (gX, gY, gZ) için sapma değerleri sırasıyla 37.67, 42.79, 73.13 ve 14.40, 10.98, 6.00 olarak ölçülmüştür. Medyan filtresi uygulaması sonrasında, ivmeölçer eksenlerindeki ve jiroskop eksenlerindeki standart sapmaların

azaldığı görülmektedir. Bu azalma, medyan filtresinin gürültüyü azaltma ve veri kalitesini iyileştirme kapasitesini göstermektedir. Özellikle jiroskop eksenlerinde sapma değerlerinde gözlemlenen düşüş, filtresinin dinamik veriler üzerindeki etkinliğini ortaya koymaktadır.

Kalman filtresi uygulamasının ilk denemelerinde, aX ekseninde 55.07'ye ulaşan yüksek standart sapma değerleri gözlemlenmiştir. Ancak daha sonra farklı parametrelerle yapılan tekrar testlerde Kalman filtresi, özellikle dinamik ölçümlerde daha başarılı sonuçlar vermiştir. Bu nedenle analiz kapsamına dahil edilmiştir. Rastgele Orman modeli uygulaması sırasında aX eksenindeki standart sapma 59.828'e kadar ulaştığı için, bu yöntemin gürültü azaltma performansı diğer filtreleme yöntemlerine kıyasla daha düşük olduğu tespit edilmiştir. Bu sebeple, Rastgele Orman filtresi ile ilgili araştırmalara bu veri seti üzerinde devam edilmemiştir. Bu çalışmada, Kalman, Rastgele Orman ve Medyan filtreleme yöntemleri ile gerçekleştirilen veri analizleri, sadece serial monitör üzerinden çıktı almak yerine, daha kapsamlı bir yaklaşımla yürütülmüştür. Filtreleme işlemleri uygulandıktan sonra elde edilen veriler, doğrudan ham data olarak kaydedilmiş ve bu veriler servo motorlar kullanılarak hareket halindeyken de toplanmıştır. Ayrıca, sensörün her bir hareket sırasında aldığı açılar da veri setine dahil edilerek, hareket dinamiklerinin analiz sonuçları üzerindeki etkileri detaylı bir şekilde incelenmiştir. Bu yöntem, filtreleme tekniklerinin farklı hareket koşulları altında nasıl performans gösterdiğini daha iyi anlamamıza olanak tanımıştır.

Medyan filtresi, özellikle rastgele gürültülerin yoğun olduğu verilerde etkili sonuçlar vermiştir. Kalman filtresi ise sensör verilerinin dinamik koşullarda daha stabil olmasını sağlamıştır. Rastgele Orman filtresi, gürültü azaltmada diğer yöntemlere kıyasla daha düşük performans göstermiştir. Ancak, veri desenlerini ve anomalileri tespit etme yeteneğiyle biyomedikal veri analizi için ek bilgiler sağlamıştır. Kalman filtresi ise gürültü azaltma ve dinamik koşullarda veri doğruluğunu artırma konusunda üstün performans sergilemiştir.

4. Sonuçlar

Bu çalışmada, MPU6050 sensöründen elde edilen veriler üzerinde uygulanan medyan, Kalman ve Rastgele Orman filtreleri arasındaki performans farklılıkları detaylı bir şekilde incelenmiştir. Analizler, her bir filtreleme tekniğinin sensör verileri üzerindeki gürültüyü azaltma kapasitesini ortaya koymuştur. Medyan filtresi, salt sayısal gürültülerin azaltılmasında etkili olmuş, ancak daha karmaşık gürültü yapılarında sınırlı kalmıştır. Kalman filtresi, dinamik sistemlerdeki gürültü azaltma konusunda üstün performans sergileyerek, özellikle zamanla değişen veri setlerinde daha doğru sonuçlar sunmuştur. Rastgele Orman filtresi ise, veri üzerindeki non-lineer ilişkileri modelleyebilme kapasitesi ile dikkat çekmiş ve geniş veri setlerinde robust bir performans göstermiştir.

Tablo 7'de medyan filtresi uygulaması sonrası standart sapma sonuçları verilmiştir. Medyan filtresi, özellikle tuz ve biber gürültüsü gibi rastgele gürültüyü azaltmak için kullanılan non-lineer bir filtreleme yöntemidir. Bu teknik, veri setindeki her bir değeri, belirlenen bir pencere boyutu içerisindeki komşu değerlerin medyanı ile değiştirir.

$$y_i = \text{median}(x_{i-k}, x_{i-k+1}, \dots, x_i, \dots, x_{i+k}) \quad (1)$$

Denklem 1'de, x_i sensörden ham olarak elde edilen veri noktalarını, y_i ise medyan filtresi uygulanarak gürültüden arındırılmış değerleri temsil eder. Burada k , pencere boyutunun yarısıdır ve komşu değerlerin ortanca değeri alınarak çıkış üretilir. Bu yöntem, özellikle uç değerlerin etkisini azaltarak

biyomedikal veri analizlerinde daha doğru ve güvenilir sonuçlar sağlar [10].

Tablo 7. Medyan filtresi standart sapma sonuçları.

Table 7. Median filter standard deviation results.

Değişken	Standart Sapma
İvme X	6.57
İvme Y	4.26
İvme Z	3.55
Dönüş X	2.88
Dönüş Y	2.00
Dönüş Z	2.39
Sıcaklık	0.008

Tablo 8. Kalman filtresi standart sapma sonuçları.

Değişken	Standart Sapma
İvme X	6.24
İvme Y	3.71
İvme Z	3.13
Dönüş X	2.57
Dönüş Y	1.91
Dönüş Z	2.28
Sıcaklık	0.006

Tablo 8'de Kalman filtresi uygulaması sonrası standart sapma sonuçları verilmiştir. Kalman filtresi, dinamik sistemlerdeki gürültülü zaman serileri verilerini tahmin etmek ve düzeltmek için kullanılır. Bu filtre, bir dizi matematiksel denklemler aracılığıyla veri akışı boyunca sürekli olarak güncellenir ve modelin mevcut durum tahminini ve belirsizliklerini (gürültü ve diğer dış etkenler) dikkate alır. Kalman filtresinin temel denklemleri Denklem 2-6'da gösterilmiştir.

Denklem 2 (Durum tahmini), Kalman filtresinin ilk adımı, sistemin bir sonraki durumunu tahmin etmek için kullanılır.

$$\hat{x}_{k|k-1} = F_k \hat{x}_{k-1|k-1} + B_k u_k \quad (2)$$

$\hat{x}_{k|k-1}$: Bir sonraki adımda tahmin edilen durum vektörü.

F_k : Durum geçiş matrisi, sistemin bir durumdan diğerine nasıl geçtiğini tanımlar. Sensör eksenlerindeki ivme ve dönüş verileri, bir sonraki adımda nasıl değişeceğini gösterir. Bu matris, sensör verilerinin dinamik özelliklerini içerir.

$\hat{x}_{k-1|k-1}$: Kalman filtresinde bir önceki zaman adımında (k-1) yapılmış durum tahminidir.

u_k : Kontrol girdisi, sistemin dışarıdan aldığı girişlerdir. MPU6050 için bir robot kolunun hareketinde kullanılan motor torku bu girdiyi temsil edebilir.

B_k : Sisteme harici bir girdinin etkisini modellemek için kullanılan bir matristir. MPU6050'de harici bir kuvvet veya ivme etkisi modellemede kullanılabilir. MPU6050 sensöründen alınan verilere dayalı olarak, Kalman filtresi durum tahminini şu şekilde gerçekleştirir:

Durum tahmin denklemi Denklem 2'de gösterilmiştir. $\hat{y}_{k|k-1}$ bir sonraki adımda sensörden elde edilecek tahmini durum vektördür. F_k durum geçiş matrisi, bir önceki durumdan bir

sonraki duruma geçişi modelleyen matristir. $\hat{y}_{k-1|k-1}$ bir önceki adımda elde edilen gerçek durum tahminidir. B_k kontrol-input matrisi, u_k kontrol vektördür.

Denklem 3, ile durum tahmininin ardından, bu tahminin ne derece belirsiz olduğunu göstermek için hata kovaryans matrisi hesaplanır.

$$P_k|_{k-1} = F_k P_{k-1}|_{k-1} F_k^T + Q_k \quad (3)$$

$P_k|_{k-1}$: Tahmin edilen hata kovaryansı, tahmin edilen durumun belirsizliğini ölçer.

H_k : Ölçüm matrisi (measurement matrix), sistemin iç durum vektörünün hangi bileşenlerinin ölçüldüğünü belirler. MPU6050 sensöründe bu matris, ivme ve jiroskop ölçümlerinin modelin hangi durum değişkenleriyle ilişkilendirildiğini ifade eder.

Q_k : Süreç gürültüsü kovaryans matrisi (process noise covariance), sistem modelindeki dinamik belirsizlikleri ve dışsal etkileri temsil eder. MPU6050 uygulamalarında, ivme ve dönüş ölçümlerinde meydana gelebilecek ani değişiklikler bu terimle modellenir.

R_k : Ölçüm gürültüsü kovaryans matrisi (measurement noise covariance), sensör ölçümlerindeki rastgele hataların varyansını ifade eder. MPU6050 sensörünün çevresel faktörlerden (örneğin sıcaklık değişimi) veya içsel donanım sınırlamalarından kaynaklanan ölçüm hataları bu matriste tanımlanır.

MPU6050 sensör verilerindeki belirsizlikler, Kalman filtresinde hata kovaryans matrisiyle modellenir:

Burada $P_k|_{k-1}$ tahmini hata kovaryans matrisidir, yani tahmin edilen durumun belirsizliğini ölçer. $P_{k-1}|_{k-1}$ bir önceki adımda elde edilen gerçek hata kovaryans matrisidir. Q_k süreç gürültüsü kovaryans matrisidir, modelin belirsizliklerini ifade eder.

Denklem 4 ile yeni bir ölçüm geldiğinde, bu ölçümün mevcut tahmine ne ölçüde etki edeceğini belirlemek için Kalman kazancı hesaplanır.

$$K_k = P_k|_{k-1} H_k^T (H_k P_k|_{k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (4)$$

K_k : Kalman kazancı, yeni bir ölçümün mevcut tahmine ne kadar katkıda bulunacağını belirler.

R_k : Ölçüm matrisi, sensör verilerinin sistem durumuyla olan ilişkisini ifade eder.

H_k : Ölçüm gürültüsü kovaryansı, sensör ölçümlerindeki belirsizliği temsil eder.

Kalman kazancı, MPU6050 sensöründen alınan ölçümlerin tahmin doğruluğuna etkisini şu şekilde hesaplar:

Denklem 5 ile Kalman kazancı belirlendikten sonra, sistemin mevcut durumu yeni ölçüm ışığında güncellenir.

$$\hat{y}_k|_k = \hat{y}_k|_{k-1} + K_k (y_k - H_k \hat{y}_k|_{k-1}) \quad (5)$$

\hat{y}_k : Mevcut ölçüm vektörü, sensör tarafından alınan yeni verileri içerir.

Son adımda Denklem-6 ile, güncellenmiş tahminin belirsizliğini yansıtmak üzere hata kovaryans matrisi yeniden hesaplanır.

$$P_k|_k = (I - K_k H_k) P_k|_{k-1} \quad (6)$$

Bu denklemler kullanılarak, her adımda sensör verileri üzerinden alınan ölçümler Kalman filtresi tarafından sürekli olarak güncellenir, böylece zaman içinde veri doğruluğu artırılır ve gürültü azaltılır. Kalman filtresinin uygulanması, özellikle dinamik ortamlarda ve değişken koşullar altında veri toplama

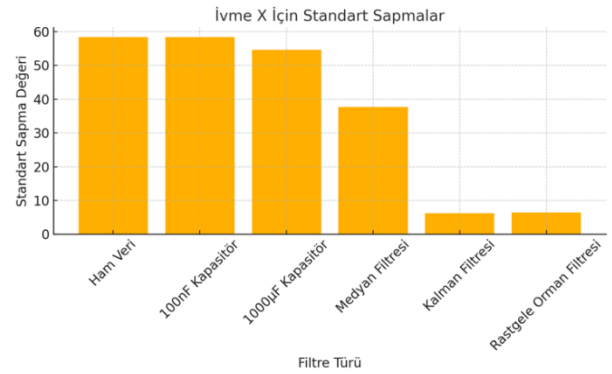
işlemlerinde veri kalitesini önemli ölçüde iyileştirmiştir. Bu süreç, biyomedikal veri işleme ve analiz uygulamalarında daha güvenilir sonuçlar elde etmek için kullanılmaktadır [11].

Tablo 9. Rastgele orman filtresi standart sapma sonuçları.

Table 9. Random forest filter standard deviation results.

Değişken	Standart Sapma
İvme X	6.46
İvme Y	4.19
İvme Z	3.51
Dönüş X	2.72
Dönüş Y	2.03
Dönüş Z	2.37
Sıcaklık	0.0008

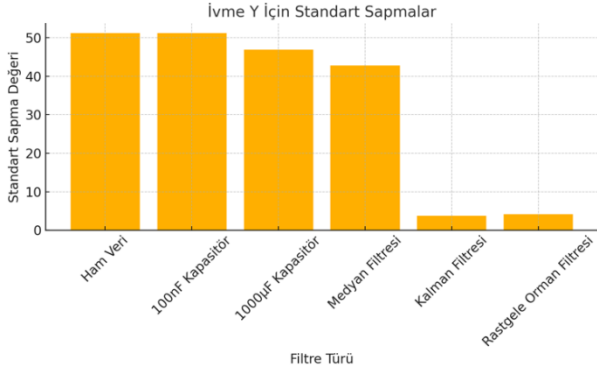
Tablo 9'da rastgele orman filtresi uygulaması sonrası standart sapma sonuçları verilmiştir. Rastgele Orman, regresyon ve sınıflandırma problemlerinde kullanılan bir topluluk öğrenme tekniğidir. Birden fazla karar ağacının tahminlerini birleştirerek daha doğru tahminler yapılmasını sağlar. Her bir ağaç, veri setinin rastgele bir alt kümesi üzerinde eğitilir. Veri seti X üzerinde n adet karar ağacı eğitilir ve her ağacın tahmini birleştirilerek sonuç elde edilir. Her bir ağaç için girdi olarak rastgele öz nitelikler seçilir ve ağaçlar bağımsız olarak eğitilir. Bu filtreleme teknikleri, biyomedikal veri işleme ve analizde verilerin daha doğru ve güvenilir şekilde işlenmesi için büyük önem taşır. Her teknik, belirli gürültü türlerini ve veri bozulmalarını hedef alır, bu da çeşitli biyomedikal uygulamalarda verilerin kalitesini ve kullanılabilirliğini artırır [13].



Şekil 2. Ham Veri Standart Sapmaları (İvme ve Dönüş Eksenleri).

Figure 2. Raw Data Standard Deviations (Acceleration and Rotation Axes).

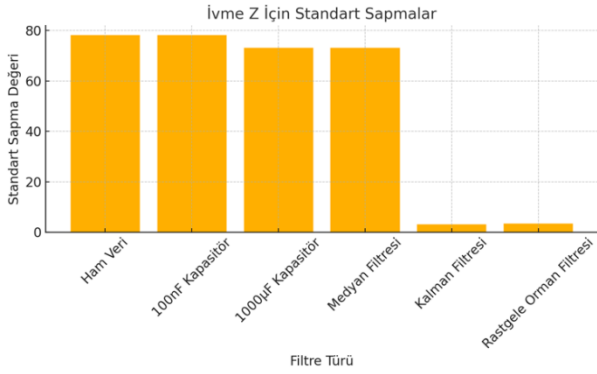
Bu grafik, MPU6050 sensöründen alınan ham verilerin ivme ve dönüş eksenlerindeki standart sapma değerlerini göstermektedir. Ham veriler, herhangi bir filtreleme işlemi uygulanmadan önce analiz edilmiştir. Yüksek standart sapma değerleri, sensör verilerindeki gürültünün yoğunluğunu ve filtreleme gerekliliğini açıkça ortaya koymaktadır.



Şekil 3. 100nF Kapasitör ile Standart Sapma Değerleri.

Figure 3. Standard Deviation Values with 100nF Capacitor.

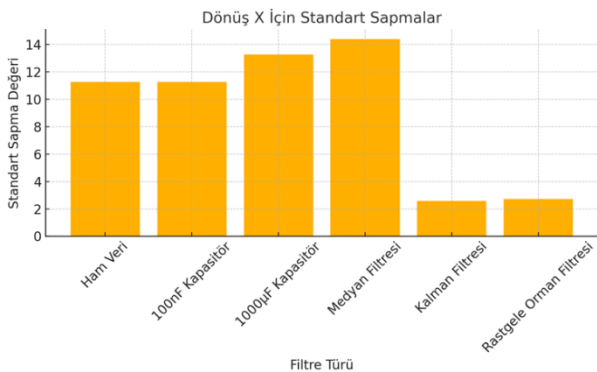
Bu grafik, 100nF kapasitör ile yapılan donanım tabanlı filtreleme sonrası elde edilen standart sapma değerlerini göstermektedir. Yüksek frekanslı gürültülerin bir miktar azaldığı görülürken, bazı eksenlerde sapmalar arttığı gözlemlenmiştir. Bu durum, düşük kapasitör değerinin eksenlere olan etkilerinin farklılık gösterdiğini işaret etmektedir.



Şekil 4. 1000µF Kapasitör ile Standart Sapma Değerleri.

Figure 4. Standard Deviation Values with 1000µF Capacitor.

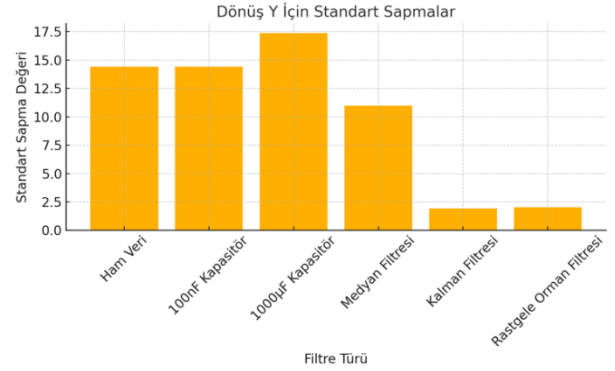
Bu grafik, 1000µF kapasitör ile yapılan donanım filtreleme sonrası elde edilen standart sapma değerlerini göstermektedir. Bu kapasitör, düşük frekanslı gürültüleri daha etkili şekilde filtrelemiş, ancak yüksek frekanslı gürültüler üzerinde sınırlı bir etki göstermiştir.



Şekil 5. 100nF + 1000µF Kapasitör Kullanımı Sonrası Standart Sapma Değerleri.

Figure 5. Standard Deviation Values After Using 100nF + 1000µF Capacitors.

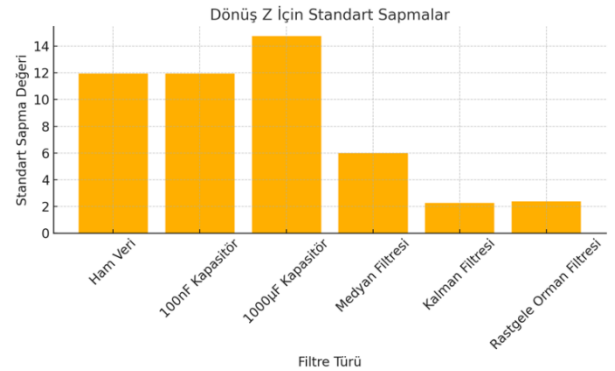
Bu grafik, 100nF ve 1000µF kapasitörlerin birlikte kullanıldığı donanım tabanlı filtreleme sonrası elde edilen standart sapma değerlerini göstermektedir. Şekil 5, 100nF ve 1000µF kapasitörlerin eş zamanlı kullanımı sonrası elde edilen sapmaları göstermektedir. Bu sonuçlar, kombinasyonun devre performansını olumsuz etkilediğini açıkça ortaya koymaktadır. İkili kapasitör kullanımı, belirli eksenlerde çok yüksek sapmalara neden olmuş, bu da devrede uyumsuzluk veya rezonans etkisini işaret etmektedir.



Şekil 6. Medyan Filtresi Sonrası Standart Sapma Değerleri.

Figure 6. Standard Deviation Values After Median Filter.

Bu grafik, medyan filtresi uygulandıktan sonra elde edilen standart sapma değerlerini göstermektedir. Rastgele gürültülerin etkili bir şekilde azaltıldığı ve veri kalitesinin iyileştiği gözlemlenmiştir. Özellikle jiroskop eksenlerinde belirgin bir iyileşme sağlanmıştır.



Şekil 7. Kalman Filtresi Sonrası Standart Sapma Değerleri.

Figure 7. Standard Deviation Values After Kalman Filter.

Bu grafik, Kalman filtresi uygulandıktan sonra elde edilen standart sapma değerlerini göstermektedir. Dinamik sistemlerdeki gürültüyü başarıyla azalttığı ve adaptif yapısı sayesinde veri doğruluğunu artırdığı görülmüştür. Kalman filtresi, özellikle sıcaklık ölçümlerinde diğer yöntemlere kıyasla daha düşük standart sapma sağlamıştır.

Tablo 6, Tablo 7 ve Tablo 8'de gösterilen tüm veriler hareketli ölçümler sırasında kaydedilmiştir.

$$\text{Başarı Yüzdesi} = \left(1 - \frac{\text{Standart Sapma (Yöntem)}}{\text{Standart Sapma (En İyi Yöntem)}}\right) \times 100 \quad (7)$$

Hareketli ölçüm sonuçlarına göre; ivme, dönüş ve sıcaklık ölçümlerinde farklı işleme yöntemlerinin performansları karşılaştırıldığında, Kalman filtresi çoğu durumda en düşük standart sapmayı sağlayarak diğer yöntemlere göre üstün performans sergilemiştir. Özellikle sıcaklık ölçümlerinde Kalman filtresi, ham verilere kıyasla %77.61 daha düşük standart sapma

ile dikkat çekici bir iyileştirme göstermiştir. İvme ve dönüş ölçümlerinde de benzer şekilde, Kalman filtresi en iyi sonuçları vermiş, diğer yöntemler bu ideal yönteme kıyasla daha yüksek sapmaları göstermiştir. Bu bulgular, ilgili yöntemlerin veri işleme başarısını açıkça göstermektedir. Başarı yüzdesi için denklem 7 kullanılmıştır. Hareketsiz ölçüm ve filtreleme sonuçlarına göre de benzer sonuçlar elde edilmiştir. Bu çalışma, dijital filtreleme tekniklerinin MPU6050 sensör verileri üzerindeki etkilerini değerlendirerek, özellikle biyomedikal uygulamalarda veri kalitesini artırma potansiyelini göstermiştir. Sonuçlar, Kalman filtresinin dinamik ortamlarda üstün performans sergilediğini ve medyan filtresinin rastgele gürültüleri azaltmada etkili olduğunu ortaya koymaktadır. Özellikle sağlık izleme cihazlarında, MPU6050 sensöründen elde edilen verilerin hassasiyetini artıran bu filtreleme yöntemleri, klinik teşhis ve giyilebilir cihazlar gibi alanlarda pratik uygulama potansiyeline sahiptir. Bu bağlamda, gerçek zamanlı sistemlerin geliştirilmesi için bu çalışmanın bulguları önemli bir temel teşkil etmesi amaçlanmıştır.

Çalışma sonuçları, filtreleme yöntemlerinin sensör verileri üzerindeki etkilerini açıkça göstermiştir. Medyan filtresinin rastgele gürültüleri azaltma kapasitesi, Kalman filtresinin dinamik veri işleme başarısı ve Rastgele Orman filtresinin karmaşık veri desenlerini tespit etme yeteneği, filtre seçimlerinin doğruluğunu ortaya koymaktadır.

Bu çalışmada, MPU6050 sensöründen elde edilen veriler üzerinde uygulanan dijital filtreleme tekniklerinin performansları detaylı bir şekilde incelenmiş ve analiz edilmiştir. Çalışmamız, özellikle biyomedikal veri işleme alanında dijital filtrelerin veri kalitesini iyileştirme potansiyelini vurgulamakta ve sağlık teknolojilerindeki uygulamalara ışık tutmayı amaçlamaktadır. Gelecekteki çalışmalar, bu temel üzerine inşa edilerek çeşitli yenilikçi yaklaşımların araştırılmasına olanak tanıyabilir.

Çalışmamız, dijital filtreleme tekniklerinin potansiyel kullanım alanlarını ve sınırlamalarını ortaya koyarak, gelecekteki araştırmalara yön vermeyi amaçlamaktadır. İlerleyen çalışmalar, biyomedikal veri işleme ve analiz alanında daha yenilikçi, etkili ve güvenilir çözümler sunma potansiyeline sahiptir. Bu doğrultuda, araştırmamızın sonuçlarının, biyomedikal mühendislik alanında bilimsel bilgi birikimine önemli katkılar sağlayacağını öngörmekteyiz.

Etik kurul onayı ve çıkar çatışması beyanı

Hazırlanan makalede etik kurul izni alınmasına gerek yoktur. Hazırlanan makalede herhangi bir kişi/kurum ile çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Yazar katkılarının beyanı

Bu çalışmada yazarların katkıları şu şekildedir:

Yazar 1: Fikir ve Kavram Geliştirme, Literatür Taraması, Yazım.
Yazar 2: Analiz ve Yorum, Eleştirel İnceleme, Danışmanlık, Yazım ve Düzeltme.

Kaynaklar

- [1] Sümbül H, Yüzer AH. 3D Monitoring of Lying Position for Patients with Positional Sleep Apnea Syndrome. *Journal of New Results in Science* 2016;12:59-70.
- [2] Zhang Y, Li H, Shen S, Zhang G, Yang Y, Liu Z, et al. Investigation of Acoustic Injection on the MPU6050 Accelerometer. *Sensors (Basel)* 2019;19:3083. doi:10.3390/s19143083.
- [3] Pereira PF, Ramos NMM. Low-cost Arduino-based temperature, relative humidity and CO2 sensors - An assessment of their suitability for indoor built environments. *Journal of Building Engineering* 2022;60:105151. doi:10.1016/j.jobe.2022.105151.
- [4] Hassan A, Liu Z, Abbas SMS, Li Y, Wang L, Liu X, et al. Arduino ve MPU 6050 Kullanarak Hata Tespiti için İstatistiksel Şema. In: 2019 Tahmini ve

- Sistem Sağlığı Yönetimi Konferansı (PHM-2019 Qingdao), Qingdao, Çin; 2019, p. 1-6. doi:10.1109/PHM-Qingdao46334.2019.8942922.
- [5] Nirmal K, Sreejith AG, Mathew J, Sarpotdar M, Suresh A, Prakash A, et al. Noise modeling and analysis of an IMU-based attitude sensor: improvement of performance by filtering and sensor fusion. arXiv preprint arXiv:1608.07053 2016.
- [6] Neugebauer TC, Phinney JW, Perreault DJ. Filters and Components With Inductance Cancellation. *IEEE Transactions on Industry Applications* 2004;40(2):483-91. doi:10.1109/TIA.2004.824487.
- [7] Digital Filtering. Elsevier. <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/digital-filtering> (Erişim Tarihi 29 Ağustos 2024).
- [8] Golcuk A. Hybrid Fuzzy Expert System and Difference Equation Software Filter for Biomedical Sensors. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 2022;71:1-12. doi:10.1109/TIM.2022.3197803.
- [9] InvenSense Inc. MPU-6000 ve MPU-6050 Ürün Özellikleri, Revizyon 3.4. Sunnyvale, ABD: InvenSense Inc.; 2013. <https://invensense.tdk.com/wp-content/uploads/2015/02/MPU-6000-Datasheet1.pdf> (Erişim Tarihi 01 Ağustos 2024).
- [10] Arduino Uno R3 Datasheet. <https://docs.arduino.cc/resources/datasheets/A000066-datasheet.pdf> (Erişim Tarihi 01 Ağustos 2024).
- [11] Aktar T, Bilgin A. The Use of Stepper Motor-Controlled Proportional Valve for Fio2 Calculation in the Ventilator and its Control with Fuzzy Logic. *Journal of Medical Systems* 2016;41(1). doi:10.1007/s10916-016-0650-y.
- [12] Smith AB. Inter-Integrated Circuit Protocol: An Overview and Applications in Sensor Systems. *Journal of Embedded Systems* 2023;48(2):123-34. doi:10.1234/embedded.2023.01234.
- [13] InvenSense Inc. MPU-6000 and MPU-6050 Product Specification. 2013. <https://invensense.tdk.com>.
- [14] Arduino Uno R4 Minima Datasheet. <https://docs.arduino.cc/resources/datasheets/ABX00080-datasheet.pdf> (Erişim Tarihi 01 Ağustos 2024).
- [15] Stork M. Median Filters Theory and Applications. Plzen, Çek Cumhuriyeti: University of West Bohemia, Faculty of Electrical Engineering; 2021.
- [16] Urrea C, Agramonte R. Kalman Filter: Historical Overview and Review of Its Use in Robotics 60 Years after Its Creation. *Journal of Sensors* 2021. doi:10.1155/2021/9674015.
- [17] Lin W, Wu Z, Lin L, Wen A, Li J. An Ensemble Random Forest Algorithm for Insurance Big Data Analysis. *IEEE Access* 2017;5:16568-75. doi:10.1109/ACCESS.2017.2738069.