

Yabancı Dilde Okunan Metnin Anlama Durumunun Fonksiyonel Yakın Kızılötesi Spektroskopisi Sinyalleri ve Ardışıl İleri İçsel Mod Fonksiyonu Seçme Yaklaşımı ile Otomatik Belirlenmesi

Ural AKINCIOĞLU^{1*}, Önder AYDEMİR², Ahmet ÇİL³, Muhammed BAYDERE⁴

Öz

Günümüzde, insanların bir yabancı dili hangi seviyede bildikleri daha çok sınavlarla tespit edilmektedir. Bu çalışmada ise katılımcıların yabancı dil olarak İngilizce dilinde bir metni okurken fonksiyonel yakın kızılötesi spektroskopisi (fYKS) ile kaydedilen nöral aktivite sinyalleri kullanılarak ilgili metni anlayıp anlamadıkları otomatik olarak tespit edilmiştir. Önerilen metotta, ön işleme olarak doğrusal interpolasyon ve uyarlanabilir gürültüyle geliştirilmiş tamamlayıcı topluluk mod ayrıştırması (ICEEMDAN) sinyallere uygulanmıştır. ICEEMDAN ile sinyallerin içsel mod fonksiyon (IMF) bileşenleri türetilmiştir. Öznitelik çıkarma aşamasında ise sembolik toplam yaklaşım metodu ve basıklık, çarpıklık, standart sapma istatistiksel öznitelik kombinasyonu kullanılmıştır. Elde edilen öznitelikler, k -en yakın komşuluk (k -NN) sınıflandırıcısı ile sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma sonucunda eğitim veri setinde ardışıl ileri IMF seçme yaklaşımı ile en uygun IMF kombinasyonu belirlenmiştir. Önerilen ardışıl ileri IMF seçim metodu esaslı yaklaşım 16 sağlıklı katılımcı üzerinde uygulanmış ve k -NN sınıflandırıcısı ile test verilerinde %85,37 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Sonuçlar, İngilizce metnin tümünün anlaşılma durumunun en etkin IMF kombinasyonu belirlenen beyin sinyalleri aracılığıyla yüksek doğrulukla *anladı/anlamadı* olarak sınıflandırılabileceğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Makine öğrenmesi, fYKS, Okuduğunu anlama, Ardışıl ileri yönlü IMF seçme.

Determining the Reading Comprehension Status of a Foreign Language Text Automatically with Functional Near Infrared Spectroscopy Signals and Sequential Forward Intrinsic Mode Function Selection Approach

Abstract

Nowadays, the level of knowledge of a foreign language is mostly determined by exams. In this study, neural activity signals recorded by functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) while participants read a text in English as a foreign language are used to automatically determine the comprehension of the text. In the proposed method, linear interpolation and improved complementary ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN) were applied to the signals as preprocessing. With ICEEMDAN, intrinsic mode function (IMF) components were derived. In the feature extraction stage, the symbolic aggregate approximation method and the combination of kurtosis, skewness, and standard deviation statistical features were used. The extracted features were classified by the k -nearest neighbor (k -NN) classifier. The optimal IMF combination was determined by a sequential forward IMF selection approach using the training dataset. The proposed sequential forward IMF selection method-based approach was applied to 16 healthy participants and a classification accuracy of 85,37% was obtained with the k -NN Classifier on the test dataset. The results show that the comprehension of the whole English text can be classified as *understood/did not understand* with high accuracy through brain signals for which the most efficient IMF combination is determined.

Keywords: Machine learning, fNIRS, Reading comprehension, Sequential forward IMF selection.

^{1,3}Karadeniz Teknik Üniversitesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü Of Teknoloji Fakültesi, Trabzon, Türkiye, uralakincioglu@ktu.edu.tr ahmetcil@ktu.edu.tr

²Karadeniz Teknik Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü Mühendislik Fakültesi, Trabzon, Türkiye, onderaydemir@ktu.edu.tr

⁴Karadeniz Teknik Üniversitesi, Batı Dilleri ve Edebiyatı Bölümü Edebiyat Fakültesi, Trabzon, Türkiye, muhamedbaydere@ktu.edu.tr

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author

1. Giriş

İnsanların yabancı dilde okuduğu metni anlayıp anlamadığının objektif bir şekilde değerlendirilerek bilinmesi hem eğitim hem de iş hayatında oldukça önemlidir. Bu değerlendirme, eğitim hayatında kişinin o yabancı dile ne kadar hâkim olduğu, kullanılan materyalin eğitime uygunluğunun belirlenmesi açısından önemliken iş hayatında veya iş mülakatlarında yine yabancı dil hakimiyetinin değerlendirilmesi, bahsedilen konu hakkında bilgi sahibi olup olmadığının anlaşılması ve bahse geçen olaya motive olup olmadığının belirlenmesini sağlar. Okuduğunu anlama ile ilgili gerek veri setleri oluşturulup soru-cevap, boşluk doldurma gibi kişinin cevaplarına dayalı (Richardson ve ark., 2013; Rajpurkar ve ark., 2016; Kosicky ve ark., 2017; Sarah ve ark., 2014) gerekse göz izleme tekniği ve fizyolojik sinyaller birlikte kullanılarak (Omata ve Tanabe, 2016; Cheng ve ark., 2020; Mathur ve ark., 2021; Frank ve Aumeistere, 2022) veya sadece fizyolojik sinyaller kullanılarak (Ren ve ark., 2019; Midha ve ark., 2021; Schneegass ve ark., 2020; Yuan ve ark., 2014) yapılan çeşitli çalışmalar mevcuttur.

Göz izleme ve fizyolojik sinyallerin kullanıldığı çalışmalar incelendiğinde, Omata ve Tanabe (2016) ikinci dilde metin okuma sırasında anlama derecesini tahmin etmek için elektroensefalografi (EEG), kan hacmi, solunum, deri iletkenliği, hemoensefalografi ve göz izleme verilerini kullanarak bir regresyon denklemi önermişlerdir. 5 farklı seviyedeki metinler okunurken kaydedilen fizyolojik sinyaller, anketler ile de ayrıca test edilmiştir. Çalışmada elde edilen sonuçlar ile okuduğunu anlama seviyesi ve fizyolojik sinyaller arasında 0,82 oranında bir ilişki belirlemişlerdir. Göz izleme ve EEG verileri kullanılarak gerçekleştirilen bir çalışmada, Cheng ve ark. (2020) farklı renkteki görsellerin yabancı dilde okuduğunu anlamaya etkisini incelemiştir. İnceleme sonucunda, önemli içeriğin ve metindeki mantıksal yapının kavranmasında görselleştirmenin önemli olduğu ve bunlarla beraber okuduğunu anlama becerilerini geliştirdiği belirlenmiştir. Başka bir çalışmada ise, Mathur ve ark. (2021) yeni bir yapay sinir ağ mimarisi önermiştir. Çalışma, okuma sırasında senkronize olarak kaydedilen EEG ve göz izleme verilerini içermektedir. Önerilen mimari ile ana dilde okunan metnin EEG ve göz izleme verileri vasıtasıyla normal mi veya belirtilen bir görevle alakalı bir metin mi olduğu %69,79 doğrulukla belirlenmiştir. Diğer bir çalışmada ise, Frank ve Aumeistere (2023) göz izleme ve EEG verilerinden oluşan bir derlem sunmuştur. Bu derlem, insanların cümle anlamalarını incelemek ve hesaplamalı dil modellerinin bilişsel geçerliliğini değerlendirmek için tasarlanmıştır. Yapılan çalışmalar sonucunda, daha az tahmin edilebilir kelimelerin önemli ölçüde daha uzun okuma süreleri ve daha büyük N400 genlikleri oluşturduğu gözlemlenmiştir.

Sadece fizyolojik sinyaller ile gerçekleştirilen çalışmalar incelendiğinde, Ren ve ark. (2019) fonksiyonel yakın kızılötesi spektroskopisi (fYKS) metodu kullanarak İngilizce/Çince çeviri sırasında beyin sinyalleri incelemiştir. Elde edilen sinyaller analiz edildiğinde bir dilden başka bir

dile geçildiği zaman prefrontal korteksin önemli ölçüde aktif olduğu belirlenmiştir. fYKS metodu kullanılarak okuma zorluk seviyeleri ile ilgili gerçekleştirilen bir çalışmada ise, Midha ve ark. (2021) kolay seviyesi katılımcının kendi alanında temel seviyede bir materyal okumasını, orta seviyesi daha önce hiç okunmamış bilimsel bir makaleyi okumasını, zor seviyesi ise orta seviye makale okurken belirlenen bir kelimeyi de saymasını içeren bir çalışma gerçekleştirdi. Gerçekleştirilen çalışma ile okuduğunu anlamamanın Broca bölgesi ile büyük ölçüde ilişkili olduğu ve sol hemisferin daha baskın olduğu sonucuna varılmıştır. EEG kullanılarak yapılan bir çalışmada ise, Schneegass ve ark. (2020) yabancı dildeki bir metni okuma aşamasında bilinen ve bilinmeyen kelimeleri karşılaştırmıştır. Bilinen ve bilinmeyen kelimelerin N400 genliklerinde önemli farklılıklar tespit edilmiştir. Yuan ve ark. (2014) hem EEG hem de makine öğrenmesini beraber kullanarak okuduğunu anlamayı tahmin etmeye çalıştıkları bir çalışmada ise, katılımcı son kelimesi çıkarılmış metni okumuş ve sonraki aşamada çoktan seçmeli verilen soruda o kelimeyi bulmaya çalışmıştır. 204 veri, metin okuma sırasında kaydedilmiştir. Sınıflandırıcı olarak ise Naive Bayes kullanılmıştır. Gerçekleştirilen sistem okuduğunu anlamayı %60 sınıflandırma doğruluğu ile tahmin etmiştir.

Literatürdeki çalışmalar daha çok beyin sinyalleri aracılığıyla kelime anlama durum değerlendirmesi, okunan metnin türünün belirlenmesi, okuma durumunda beyin bölgelerinin aktivasyonunun incelenmesi veya karşılaştırılması, göz izleme ile okuduğunu anlamada etkili olan durumların belirlenmesi üzerinedir. Sadece beyin sinyalleri kullanılarak tüm metni anlama durumu ile ilgili yapılan çalışmalarda ise yüksek sınıflandırma doğruluğu içeren bir çalışmaya rastlanılmamıştır.

Bu çalışmada, İngilizce metnin tümünü okuduğunu anlama durumunu yüksek sınıflandırma doğruluğu ile *anladı/anlamadı* olarak belirleyen ardışıl ileri içsel mod fonksiyon (IMF) seçimi esaslı bir metot önerilmektedir. Buna ek olarak, ardışıl ileri IMF seçim prosedürü uygulanarak İngilizce okuduğunu anlama sırasında en etkili olan IMF kombinasyonu da belirlenmiştir. Çalışmada elde edilen fYKS sinyallerine, ön işleme aşamasında doğrusal interpolasyon ve uyarlanabilir gürültüyle geliştirilmiş tamamlayıcı topluluk mod ayrıştırması (ICEEMDAN) uygulanmıştır. ICEEMDAN uygulanarak tüm sinyallerin IMF'leri elde edilmiştir. Öznitelik çıkarma aşamasında ise sembolik toplam yaklaşım (SAX) metodu ve basıklık, çarpıklık, standart sapma istatistiksel öznitelik kombinasyonu uygulanmıştır. Çıkarılan öznitelikler, k -en yakın komşuluk (k -NN) sınıflandırıcısı ile *anladı/anlamadı* olarak %85,37 sınıflandırma doğruluğu ile sınıflandırılmıştır.

2. Materyal ve Metot

2.1. Katılımcılar

Beynin nöral aktivitesi, yaş ortalaması 29,125 olan 16 sağlıklı katılımcıdan fYKS metodu ile kaydedilmiştir. Katılımcıların ana dilleri Türkçe idi ve hepsi farklı İngilizce bilgi seviyesine sahipti. Deney öncesi katılımcılardan herhangi bir nörolojik hastalık geçmişleri olmadığına dair sözlü onay alındı.

2.2. Kullanılan Metinler ve Sorular

Deneyde kullanılan tüm İngilizce materyaller Karadeniz Teknik Üniversitesi Batı Dilleri ve Edebiyatı Bölümü ile koordineli olarak hazırlanmıştır. Deneyde, her biri 53-77 kelime ve 3-9 cümleden oluşan farklı seviyelerde 30 metin ve her metne ait bir adet çoktan seçmeli soru kullanılmıştır. Çoktan seçmeli sorular hazırlanırken soruların ilgili metnin tümünü kapsayacak şekilde hazırlanmasına özen gösterilmiştir.

2.3. Deney Prosedürü

Monitörün karşısında rahat bir koltuğa oturan katılımcıya ekipmanlar takıldı ve deney bilgilendirme kılavuzu okundu. Bu kılavuzda, deney akışı hakkında bilgilerin yanı sıra öylesine işaretlemeleri engellemek ve deneyin güvenilirliğini artırmak için katılımcının boş bırakma hakkının olduğu bilgisi ve katılımcıdaki baskı ve stresi azaltmak böylece sadece gerçekten anladığını işaretlemesine teşvik etmek amacıyla herhangi bir yanlış yapması durumunda kimsenin onu yadırgamayacağına garantisini mevcuttu. Deney üç aşamadan oluşmaktaydı. İlk aşamada, katılımcı herhangi bir süre kısıtlaması olmadan ekranda beliren metni okudu. Buradaki tek kısıtlama katılımcının sadece ileriye dönük olarak metni okumasıydı yani bir kelimeyi sadece bir kere okuması istendi. Metni okuyan katılımcı klavyedeki boşluk tuşuna bastığında ikinci aşamaya geçildi. Bu aşamada katılımcıdan okuduğu metni anlama durumunu 1 ile 10 arasında puanlaması istendi. Katılımcı metni az anladığını düşünüyorsa 1-4 arasında, orta derece anladığını düşünüyorsa 5-7 arasında, iyi anladığını düşünüyor ise 8-10 arasındaki puanları deney başlarken ona verilen kağıtta kişisel değerlendirme puanı kısmına yazdı. Bu aşamayı tamamlayan katılımcı boşluk tuşuna basınca 3. aşamaya geçti. Bu aşamada okuduğu metinle alakalı 4 seçenekli çoktan seçmeli bir soru ekranda belirdi. Herhangi bir kısıtlaması olmayan katılımcı, karar verdiği seçeneği elindeki kağıtta çoktan seçmeli soru kısmına yazdı. Bu üç aşama, 30 farklı metin için tekrarlanmıştır. Sinyal kaydı, sadece

katılımcı metni okurken gerçekleştirilmiştir. Metinlerin ve beyin sinyal kaydının başlangıç-bitiş koordinasyonu MATLAB programında Psychtoolbox aracılığıyla yapılmıştır. Böylece tüm deney herhangi bir kişiye ihtiyaç duyulmadan sadece katılımcı, monitör ve klavyenin olduğu izole bir odada gerçekleştirilmiştir. Deney ortamı Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. Deney ortamı

2.4. fYKS Kaydı

fYKS, beyin aktivasyonunun serebral korteks yanıtındaki hemodinamik değişiklikleri izleyerek beyin aktivitesini ölçen optik bir nöro görüntüleme tekniğidir. Düşük güçlü yakın kızılötesi ışık, kafa derisinden kortekse yönlendirilir buradan kafa derisine dönen ışığın yoğunluğu tespit edilir. Böylece oksijen-hemoglobin (OxyHB) ve deoksi-hemoglobin (DeOxyHB) değişiklikleri ölçülerek nöral aktivitenin bir yansıması olarak yorumlanır (Lawrance ve ark., 2018).

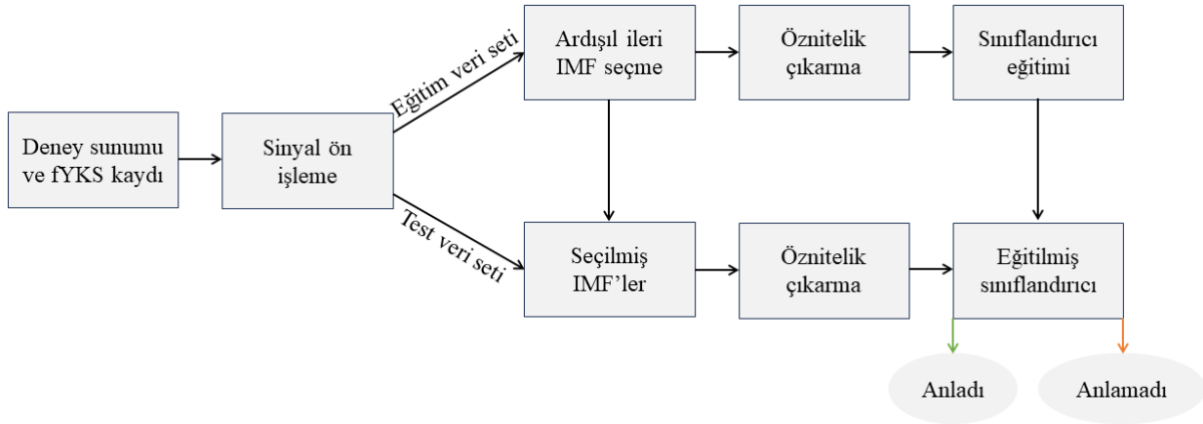
Veri kaydetme prosedürü, Karadeniz Teknik Üniversitesi Rektörlüğü Tıp Fakültesi Bilimsel Araştırmalar Etik Kurulu tarafından onaylanmıştır. Deney aşamasında fYKS sinyalleri, NIRX NIRSport2 cihazı ile 8 kaynak ve 8 dedektör aracılığıyla toplamda 20 kanaldan 10,1725 Hz örnekleme frekansı ile kaydedilmiştir.

Veri kaydı aşamasında iki bilgisayar ve bir fYKS kayıt cihazı kullanılmıştır. Bilgisayarların birinde deney sunumu gösterilirken diğerinde veri kaydı gerçekleştirilmiştir. Sinyal kayıtlarında her metin için ayrı ayrı metnin başlangıcında ve bitişinde işaretleyiciler kullanılmıştır. Toplamda 16 kişiden 480 veri kaydı yapılmıştır. Gerçekleştirilen çalışmada, 480 verinin 274 tanesi kullanılmıştır. Kullanılacak veriler seçilirken *anladı/anlamadı* ayrımını doğru bir şekilde yapabilmek ve rastgele verilen cevapların oluşturacağı hataları en aza indirmek için katılımcıların kişisel değerlendirme puanında 1-4 arasında puan verip çoktan seçmeli soru aşamasında yanlış cevapladığı metinlerin verileri ile 8-10 arasında kişisel değerlendirme puanı verip çoktan seçmeli soru aşamasında doğru

cevapladığı metinlerin verileri kullanıldı. Bunlar veri setinin altın doğru (*ing.* gold standard) verileri olarak adlandırılmıştır.

2.5. Önerilen Metot

Önerilen metodun blok diyagramı Şekil 2’de gösterilmiştir. İlk olarak deney sunumu LED monitör aracılığıyla katılımcıya gösterilirken fYKS kaydı gerçekleştirilir. Katılımcıdan elde edilen beyin sinyallerine, sinyal ön işleme aşamasında doğrusal interpolasyon ve ICEEMDAN metodu uygulanır. Eğitim veri setinde, ardışıl ileri IMF seçme metodu uygulanarak en yüksek sınıflandırma doğruluğunu verecek IMF kombinasyonu aranır. IMF’lerden öznelikler çıkartılır ve k -NN sınıflandırıcısı kullanılarak sınıflandırılır. En yüksek sınıflandırma doğruluğu veren IMF kombinasyonu belirlenir ve test veri setinde sadece belirlenen IMF kombinasyonu kullanılarak giriş verisi, eğitilmiş sınıflandırıcı ile *anladı/anlamadı* olarak sınıflandırılır.



Şekil 2. Önerilen metodun blok diyagramı

2.5.1. Sinyal Ön İşleme Aşaması

Sinyal ön işleme aşamasında, ilk olarak tüm veriler doğrusal interpolasyon ile veri setindeki en yüksek örnek sayısı olan 1300 örneğe yükseltilir. Bunun nedeni bazı verilerdeki az örnek sayısı nedeniyle az sayıda IMF oluşumunun önüne geçmektir. Doğrusal interpolasyondan sonra verilere ICEEMDAN metodu uygulanarak verilerin IMF’leri çıkartılır. Gerçekleştirilen çalışmada her veriden en az 5 IMF çıkartılmıştır.

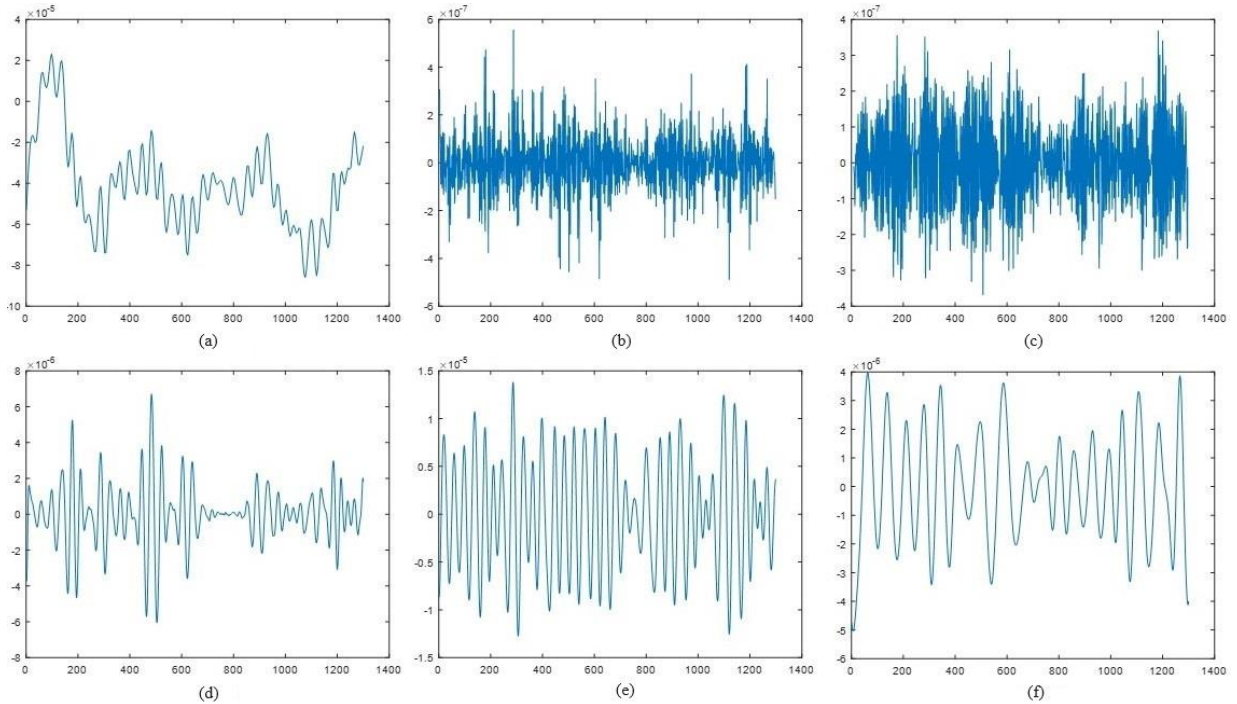
ICEEMDAN algoritması adım adım şu şekildedir:

- 1) $s^i(n) = s(n) + \beta_0 E_1(g^{(i)})$, $i=1, 2, \dots, L$ gerçekleştirmelerinin yerel ortalamaları, ampirik mod ayrıştırması (EMD) ile hesaplanarak ilk artık sinyal, $a_1 = ortalama(M(s^i(n)))$ elde edilir.

İlk IMF modu $IMF_1 = s - a_1$ bulunur.

- 2) İkinci artık sinyal $a_2 = ortalama(M(a_1 + \beta_1 E_2(g^{(i)})))$ ve ikinci IMF modu $IMF_2 = a_2 - a_1$ olarak bulunur.
- 3) Kalan artık sinyaller ve IMF'ler sırasıyla $a_k = ortalama(M(a_{k-1} + \beta_{k-1} E_k(g^{(i)})))$ ve $IMF_k = a_{k-1} - a_k$ formülleriyle hesaplanır.
- 4) Bütün IMF'ler elde edilene kadar 3. adım tekrarlanır.

Yukarıdaki formüllerde $s(n)$ fYKS sinyali, $M(\cdot)$ operatörü ise sinyalin yerel ortalamasını hesaplayan operatör, a_k ise ilgili modun artık sinyali olarak tanımlanır. $E_k(\cdot)$ EMD ile mod üretme operatörü, L gerçekleşme sayısı, $g^{(i)}$ ise sıfır ortalama ve birim varyansa sahip beyaz gauss gürültüsüdür. Artık ve eklenen gürültü arasındaki sinyal gürültü oranını (SNR) ayarlamak için sabit β_{k-1} kullanılır. $k=1$ ise $\beta_0 = \varepsilon_0 std(s)/std(E_1(g^{(i)}))$ denklemi ile hesaplanır. $Std(\cdot)$ standart sapma işlemini temsil eder, ε_0 , giriş sinyali $s(n)$ ile ilk eklenen gürültü arasında istenen SNR'nin karşılığıdır. Eğer $k \geq 2$ ise $\beta_k = \varepsilon_0 std(a_k)$ ile hesaplanır. Gerçekleştirilen çalışmada, ICEEMDAN parametreleri Colominas ve arkadaşlarının biyomedikal sinyallerde kullandığı parametreler ile aynı alınmıştır (Colominas ve ark., 2014). Metnin bir kanalına ait fYKS sinyali ve bu sinyale ICEEMDAN uygulanarak elde edilen IMF'ler Şekil 3'te gösterilmektedir.



Şekil 3. Sinyal örnekleri, (a) fYKS, (b) IMF1, (c) IMF2, (d) IMF3, (e) IMF4, (f) IMF5

2.5.2. Ardışıl İleri IMF Seçim Metodu Prosedürü

Kaydedilen 274 okuma metni verisinin 20 kanalından ayrı ayrı ICEEMDAN metoduyla IMF'ler elde edilmiştir. Gerçekleştirilen çalışmada, bazı kanallarda en fazla 5 IMF olduğu için her kanalda kullanılacak IMF sayısı 5 olarak belirlenmiştir. Ardışıl ileri IMF seçim prosedüründe ilk olarak eğitim veri setindeki tüm IMF'ler teker teker ele alınır ve hepsi için ayrı ayrı öznitelik çıkarımı gerçekleştirilir. Eğitim aşamasında alt eğitim veri setindeki verilerle sistem eğitilir ve validasyon verileri ile sınıflandırma doğruluğu elde edilir. Bu aşama, her IMF kombinasyonu için 25 kere tekrarlanır ve her tekrarda veri seçimi eğitim veri setinden rastgele olarak gerçekleşir. IMF'lerin tekli kullanıldığı durumda en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğunu veren IMF ve ortalama sınıflandırma doğruluk değeri sistem tarafından kaydedilerek ikinci aşamaya geçilir. İkinci aşamada, IMF'ler ikili olarak toplanır. Bu toplama işlemi, ilk aşamada en yüksek doğruluğu veren IMF değeri sabit kalacak şekilde yanına diğer IMF'ler sırasıyla eklenerek gerçekleştirilir. Toplanan IMF'lerden çıkarılan özniteliklerden ilk aşamadaki gibi 25 farklı sınıflandırma doğruluğu elde edilir. İkili toplamada elde edilen en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu ve IMF kombinasyonu kaydedilir. Kaydedilen ikinci sınıflandırma doğruluğu ilk aşamadaki sınıflandırma doğruluğundan büyük ise prosedür devam eder değil ise sonlandırılır. Eğer büyük ise, ikili toplamada en yüksek sınıflandırma doğruluğunu veren IMF kombinasyonunun yanına diğer 3 IMF değeri sırasıyla eklenerek üçlü toplama işlemi gerçekleştirilir ve çıkarılan özniteliklerden ortalama sınıflandırma doğrulukları elde edilir. Bu aşamada elde edilen en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu bir önceki aşamada elde edilenden büyük bir değer ise prosedür devam eder aksi takdirde sonlanır. Tüm durumlar sonlanana kadar bu aşamalar devam eder. İdeal IMF kombinasyonu, aşamalar sonlandığında, en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğunu veren IMF kombinasyonu olarak kabul edilir.

2.5.3. Özniteliklerin Çıkarılması

Farklı sınıflardaki verilerin ayırt edici özelliklerinin çıkarılarak öznitelik vektörünün elde edilmesine öznitelik çıkarma işlemi denir. Ardışıl ileri IMF seçim prosedüründe belirlenen IMF veya IMF kombinasyonlarına öznitelik çıkarma aşamasında SAX ve çarpıklık, basıklık, standart sapma istatistiksel çıkarma kombinasyonu uygulanarak öznitelikler çıkarılacaktır.

SAX algoritması aşağıda açıklandığı gibi üç adımda gerçekleşmektedir (Zhang ve ark., 2019):

- 1) Zaman serisinin ortalaması sıfır ve standart sapması bir olacak şekilde normalizasyonu yapılır. Bu işlem Eşitlik 1'de gösterilmiştir.

$$S_{yeni} = \frac{s-\mu}{\sigma} \quad (1)$$

Bu eşitlikte μ , $s(n)$ zaman serisindeki tüm örneklerin ortalamasını, σ ise standart sapmasını ifade etmektedir. Normalize edilmiş değer ise s_{yeni} ile gösterilmiştir.

- 2) Normalize edilen sinyal, eşit büyüklükte belirlenen sayıda parçalara bölünür. Her parçanın ortalama değeri hesaplanarak parçalar kendi ortalama değerleriyle temsil edilir.
- 3) Son aşamada ise sembolik bir dizi oluşturmak için parçaların ortalamalarına karşılık gelen kırılma noktaları istatistiksel bir tabloya bakılarak belirlenir (Shieh ve Keogh, 2008).

Bu çalışmada, her biri bir örnekten oluşan 1300 parça kullanılmıştır. SAX'taki sembol sayısını belirlerken ise Lin ve ark. (2003)'nin 5 ile 8 arasındaki sembol sayısının ideal olduğu ifadesini dikkate alarak 8 olarak belirledik. SAX işleminden sonra elde edilen sembol verileri üçlü pencere kaydırma işlemi uygulanarak boyut olarak artırılmıştır. Elde edilen artırılmış verilerdeki semboller ise sayısal ifadelerle dönüştürülmüş ($a=1$, $b=2$, $c=3$,..., $h=8$) ve istatistiksel öznitelik çıkarmaya uygun hale getirilmiştir. Basıklık, çarpıklık ve standart sapma istatistiksel öznitelik kombinasyonu ile de öznitelik çıkarma aşaması tamamlanmıştır.

$$std = \sqrt{\frac{\sum (s_i - \bar{s})^2}{n}} \quad (2)$$

$$Basıklık = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{(s_i - \bar{s})}{N}}{std^4} \quad (3)$$

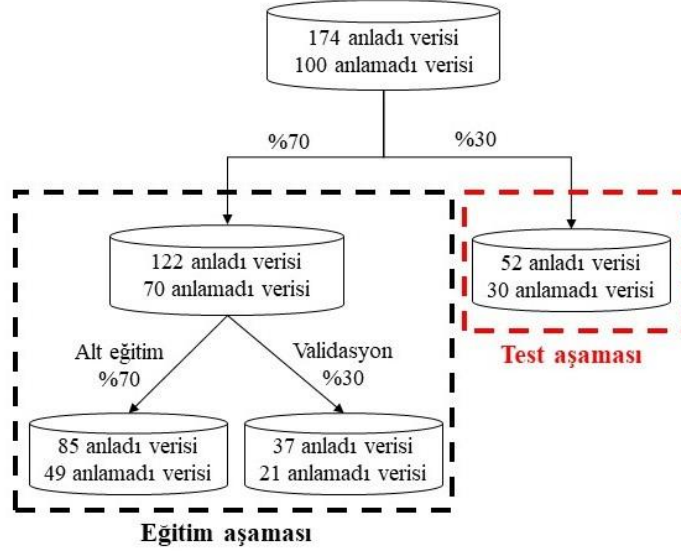
$$Çarpıklık = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - \bar{s})^3}{\left(\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - \bar{s})^2}\right)^3} \quad (4)$$

Bu eşitliklerde, \bar{s} ortalamayı ifade etmektedir.

2.5.4. Sınıflandırma

274 veriden çıkarılan öznitelikler k -NN sınıflandırıcısı ile *anladı/anlamadı* olarak sınıflandırılmıştır. 274 verinin 174 tanesi *anladı* etiketli iken 100 tanesi ise *anlamadı* etiketli verilerdir. Verilerin %70'i eğitim, %30'u ise test aşamasında kullanılmıştır. Eğitim aşamasındaki verilerin %70'i alt eğitim, %30'u validasyon aşamasında kullanılarak IMF kombinasyon seçimi yapılmıştır. Eğitim aşaması, her seferinde veri dağılımı rastgele seçilerek 25 kere tekrarlanmıştır. Bunlara ek olarak kanalların tekli, ikili, üçlü ve dörtlü kombinasyonları da oluşturularak toplam 6195 kombinasyon içerisinde en yüksek sınıflandırma doğruluğu aranmıştır. Dörtlü kanal kombinasyonundan fazla kanal kombinasyonu yapılıncı programın işlem süresi önemli ölçüde

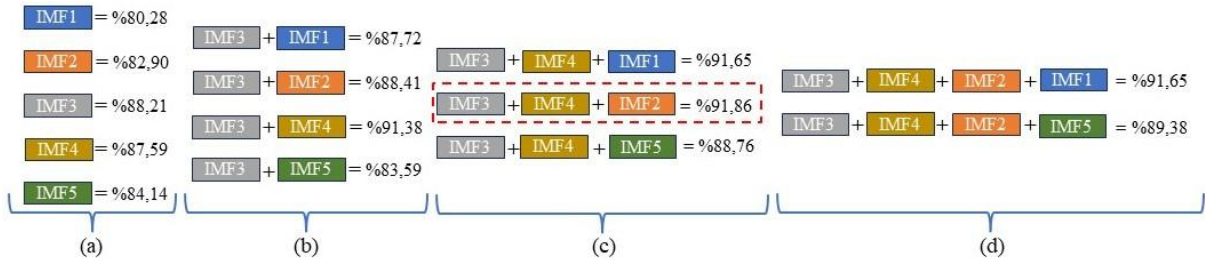
artmaktadır. Bundan dolayı en fazla dörtlü kanal kombinasyonu yapılmıştır. Test aşaması ise seçilen IMF kombinasyonu ile test verileri üzerinde bir kez gerçekleştirilmiştir. Veri dağılımı Şekil 4'te gösterilmiştir.



Şekil 4. Veri dağılımı

3. Bulgular ve Tartışma

Bu çalışmada, İngilizce bir metnin tümünü okuduğunu anlama durumunu fYKS sinyalleri ile değerlendirirken ardışıl ileri IMF seçimi ile en etkili IMF kombinasyonunu belirlemeye çalıştık ve belirlenen en etkili IMF kombinasyonu ile test verilerini sınıflandırdık. Eğitim verisindeki ardışıl ileri IMF seçimi ortalama sınıflandırma doğruluğu sonuçları Şekil 5'te gösterilmiştir. Elde edilen IMF'lerin bazılarında Şekil 3'te görüldüğü gibi diğerlerine göre genlik farkları olsa da sınıflandırma doğruluğu sonuçlarına bakıldığında zaman farklı durumlarda farklı genlikli sinyallerin veya toplamlarının yüksek sınıflandırma doğruluğu sağladığı görülmektedir. Bu durum, okuduğunu *anladığı/anlamadığı* sinyal ayrımlarında küçük farkların bile etkili olduğu şeklinde yorumlanabilir. Bu küçük farklar en etkili IMF kombinasyonu seçimi ile etkin şekilde ayarlanmaktadır.



Şekil 5. Ardışıl ileri IMF seçimi ortalama sınıflandırma doğruluğu sonuçları, (a) Tekli sonuçlar, (b) İkili toplama sonuçları, (c) Üçlü toplama sonuçları, (d) Dörtlü toplama sonuçları

IMF'lerin tek olarak kullanıldığı sınıflandırma doğruluklarına bakıldığında en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluk değeri %88,21 ile IMF3'te elde edilmiştir. İkili toplama aşamasında IMF3 sabit olarak kullanılacaktır. İkili toplama sonuçlarına bakıldığında ise en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğunun %91,38 ile IMF3+IMF4'te olduğu görülmektedir. Elde edilen bu değer tekli IMF3 değerinden fazla olduğu için ardışıl ileri IMF seçim prosedürü devam eder ve üçlü toplamalara geçilir. Üçlü toplama aşamasında IMF3+IMF4 sabit olarak seçilecek, yanına diğer IMF'ler eklenecektir. Üçlü toplamada en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu IMF3+IMF4+IMF2 kombinasyonunda %91,86 olarak elde edilir. Bu değer, önceki aşamada elde edilen değerden büyük olduğu için ardışıl ileri IMF seçim prosedürü devam eder. Dörtlü IMF toplamada en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu %91,65 ile IMF3+IMF4+IMF2+IMF1 kombinasyonunda elde edilir. Bu değer bir üçlü kombinasyonda elde edilen en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu değerinden küçük olduğu için ardışıl ileri IMF seçim prosedürü sona erer. En etkili IMF kombinasyonu, ardışıl ileri IMF seçim prosedürü sonucunda IMF3+IMF4+IMF2 olarak belirlenir.

Ardışıl ileri IMF seçim prosedürü ile elde edilen IMF kombinasyonu test verilerine uygulandığında ise en yüksek sınıflandırma doğruluğu 2, 4, 14, 19 numaralı kanalların verilerinin birlikte kullanıldığı kombinasyonda %85,37 olarak elde edildi. Sınıflandırma sonucunda test veri setindeki 52 *anladı* verisinin 43 tanesi doğru, 9 tanesi yanlış, 30 *anlamadı* verisinin 27 tanesi doğru, 3 tanesi ise yanlış sınıflandırılmıştır. Gerçekleştirilen sistem *anlamadı* verisini %90, *anladı* verisini ise %82,69 olarak doğrulukla sınıflandırmıştır.

4. Sonuçlar ve Öneriler

Literatürde, okunan metnin tümünü anlama durumunu fNIRS sinyalleri ve makine öğrenmesini beraber kullanarak yüksek sınıflandırma doğruluğu ile belirleyen bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Literatürdeki çalışmalar, okunan kelime bazlı anlama durumuna göre beyin sinyallerinin değerlendirilmesi ve okuma anında beyin bölgelerinin aktivasyon durumunun incelenmesi üzerine yoğunlaşmıştır. EEG sinyalleri ile tüm metni anlama durumunu belirlemeye çalışan bir çalışmada ise %60 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Bu çalışmalardan farklı olarak gerçekleştirilen çalışma ile fYKS sinyallerinin tüm metni okuduğunu anlamayı değerlendirmek için de kullanılabileceğini gösterdik. fYKS DeOxyHB verilerinden elde edilen IMF'lerden ardışıl ileri IMF seçim prosedürü ile belirlenen IMF3+IMF4+IMF2 kombinasyonu kullanılarak %85,37 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Bu oldukça dikkat çekici bir sonuçtur. Sınıfların doğruluk oranları da ayrı ayrı incelendiğinde sınıflandırma başarısının iki sınıf içinde yüksek olduğu açıkça görülmektedir, bu durum, önerilen metodun başarısı olarak yorumlanabilir. Bu çalışmada, okuduğunu anlamaya özel

IMF kombinasyonunun belirlenmesiyle gelecekte benzer metot kullanılarak yapılacak çalışmalarda daha hızlı şekilde sonuca gidilebilir ayrıca önerilen ardışıl ileri IMF seçim prosedürü farklı çalışmalarda da kullanılarak ilgili alanlarda etkili olan IMF kombinasyonları bulunabilir. Elde edilen sonuçlar daha da geliştirilecek potansiyele sahiptir.

Daha sonra yapılacak benzer çalışmalarda sınıflandırma doğruluğu iki şekilde artırılabilir: (1) veri sayısının artırılıp sınıflandırma için yapay zekâ kullanılarak, (2) daha gelişmiş bilgisayarlar kullanılıp daha fazla kanal kombinasyonu oluşturularak.

Teşekkür

Gerçekleştirilen çalışma, Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK), 1002 Hızlı Destek Programı kapsamında 122E102 proje numarası ile desteklenmiştir. Ural AKINCIOĞLU, TÜBİTAK 2211-C Yurt İçi Öncelikli Alanlar Doktora Burs Programı bursiyeridir.

Yazarların Katkısı

UA: Konunun belirlenmesi, deneysel çalışmaların gerçekleştirilmesi, deney kodlarının yazılması, makale yazımı, sonuçların yorumlanması, ÖA: Konunun belirlenmesi, makalenin incelenmesi, çalışmanın yönetilmesi, AÇ: Deneysel çalışmaların gerçekleştirilmesi, MB: Deney materyallerinin hazırlanması süreci kısımlarında katkıda bulunmuşlardır.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Yapılan çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

Kaynaklar

- Carlson, S.E., Seipel, B., McMaster, K. (2014). Development of a new reading comprehension assessment: identifying comprehension differences among readers. *Learning and Individual Differences*, 32, 40-53. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2014.03.003>.
- Cheng, S., Hu, Y., Fan J., Wei, Q. (2020). Reading comprehension based on visualization of eye tracking and EEG data. *Science China Information Sciences*, 63(11). <https://doi.org/10.1007/s11432-019-1466-7>.

- Colominas, M.A., Schlotthauer, G., Torres, M.E. (2014). Improved complete ensemble emd: a suitable tool for biomedical signal processing. *Biomedical Signal Processing and Control*, 14, 19–29. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2014.06.009>.
- Frank, S.L., Aumeistere, A. (2023). An eye-tracking-with-EEG coregistration corpus of narrative sentences. *Lang Resources and Evaluation*. <https://doi.org/10.1007/s10579-023-09684-x>.
- Kočický, T., Schwarz, J., Blunsom, P., Dyer, C., Hermann, K.M., Melis, G., Grefenstette, E. (2017). The narrativeQA reading comprehension challenge. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 6, 317–328. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1712.07040>.
- Lawrence, R.J., Wiggins, I.M., Anderson, C.A., Davies-Thompson, J., Hartley, D.E. (2018). Cortical correlates of speech intelligibility measured using functional near-infrared spectroscopy (fnirs). *Hearing Research*, 370, 53–64. <https://doi.org/10.1016/j.heares.2018.09.005>.
- Lin, J., Keogh, E., Lonardi, S., Chiu, B. (2003). A symbolic representation of time series, with implications for streaming algorithms. In *Proceedings of the 8th ACM SIGMOD workshop on Research issues in data mining and knowledge discovery*, 2–11. <https://doi.org/10.1145/882082.882086>.
- Mathur, P., Mittal, T., Manocha, D. (2021). Dynamic graph modelling of simultaneous EEG and eye-tracking data for reading task identification. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1250–1254. <https://doi.org/10.1109/ICASSP39728.2021.9414343>.
- Midha, S., Maior, H.A., Wilson, M.L., Sharples, S. (2021). Measuring mental workload variations in office work tasks using fnirs. *International Journal of Human-Computer Studies*, 147, 102580. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102580>.
- Omata, M. ve Tanabe, S. (2016). A regression equation to estimate the degree of understanding in a reading using physiological indexes. *Proceedings of the 28th Australian Conference on Computer-Human Interaction*, 333–337. <https://doi.org/10.1145/3010915.3010968>.
- Rajpurkar, P., Zhang, J., Lopyrev, K., Liang, P. (2016). Squad: 100,000+ questions for machine comprehension of text. *Association for Computational Linguistics*, 2383–2392. <https://doi.org/10.18653/v1/D16-1264>.
- Ren, H., Wang, M.Y., He, Y., Du, Z., Zhang, J., Zhang, J., Li, D., Yuan Z. (2019). A novel phase analysis method for examining fNIRS neuroimaging data associated with Chinese/English sight translation. *Behavioural Brain Research*, 361, 151–158. <https://doi.org/10.1016/j.bbr.2018.12.032>.
- Richardson, M., Burges, C.J.C., Renshaw, E. (2013). MCTest: a challenge dataset for the open-domain machine comprehension of text. In *Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 193–203.
- Schneegass, C., Kosch, T., Baumann, A., Rusu, M., Hassib, M., Hussmann, H. (2020). Braincode: electroencephalography-based comprehension detection during reading and listening. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–13. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376707>.
- Shieh, J. ve Keogh, E. (2008). Isax: indexing and mining terabyte sized time series. In *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 623–631. <https://doi.org/10.1145/1401890.1401966>.
- Yuan, Y., Chang, K., Taylor, J.N., Mostow, J. (2014). Toward unobtrusive measurement of reading comprehension using low-cost EEG. *Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 54–58. <https://doi.org/10.1145/2567574.2567624>.
- Zhang, Y., Duan, L., Duan, M. (2019). A new feature extraction approach using improved symbolic aggregate approximation for machinery intelligent diagnosis. *Measurement*, 133, 468–478. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.10.045>.