



09
ŞUBAT
PAZARTESİ

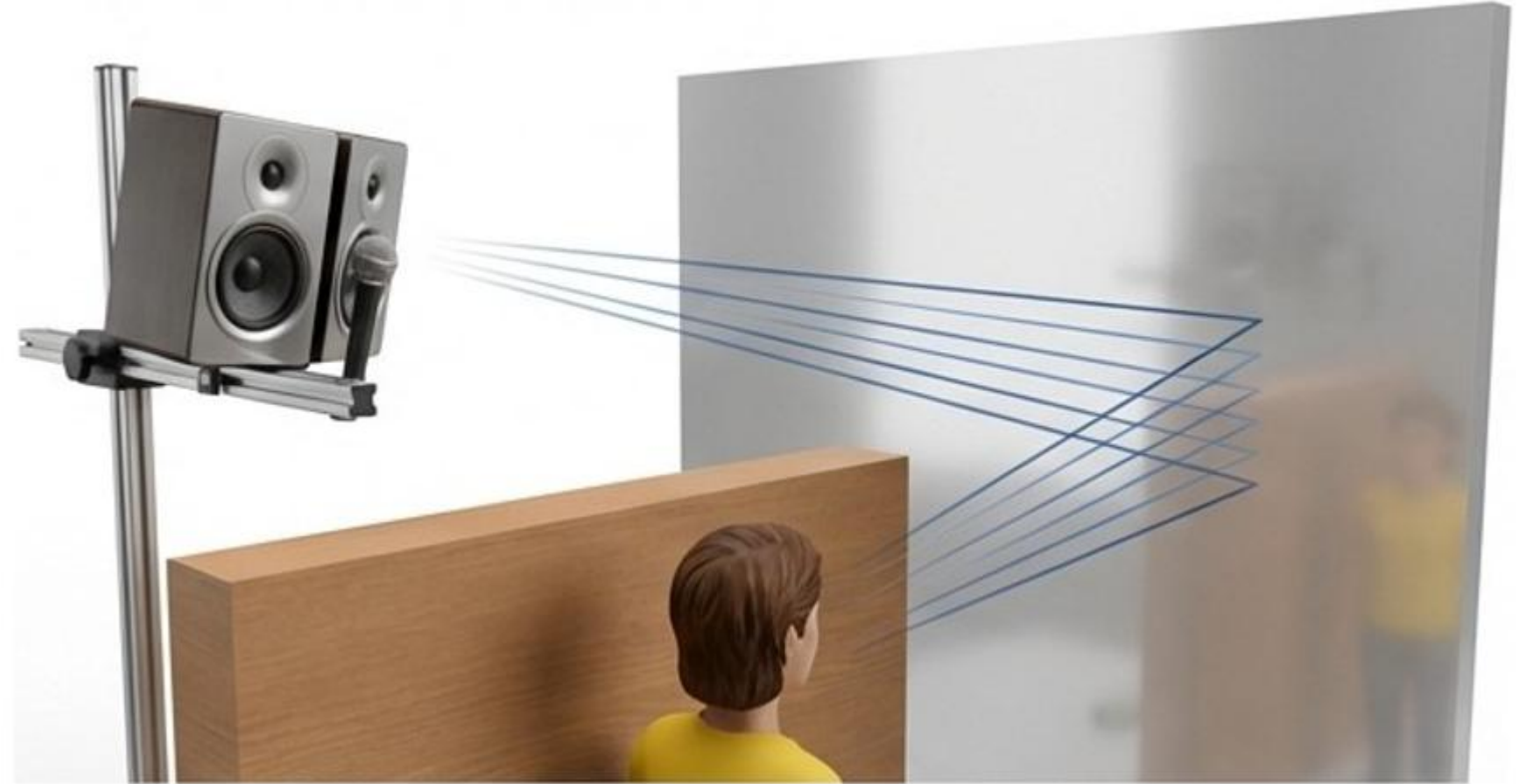
GÖRÜŞ ÖTESİ
NON LINE OF SIGHT (NLOS)
ARAŞTIRMA VE ANALİZ ÇALIŞTAYI

 **TÜBİTAK**
Etkinlik TÜBİTAK tarafından desteklenmiştir.

Spektral - Graf Tabanlı Özellik Füzyonu ve Açıklanabilir Yapay Zekâ ile Görüş Hattı Dışı Kimlik Tanıma

Nevzat OLGUN

Afyon Kocatepe Üniversitesi,
Yazılım Mühendisliği Bölümü



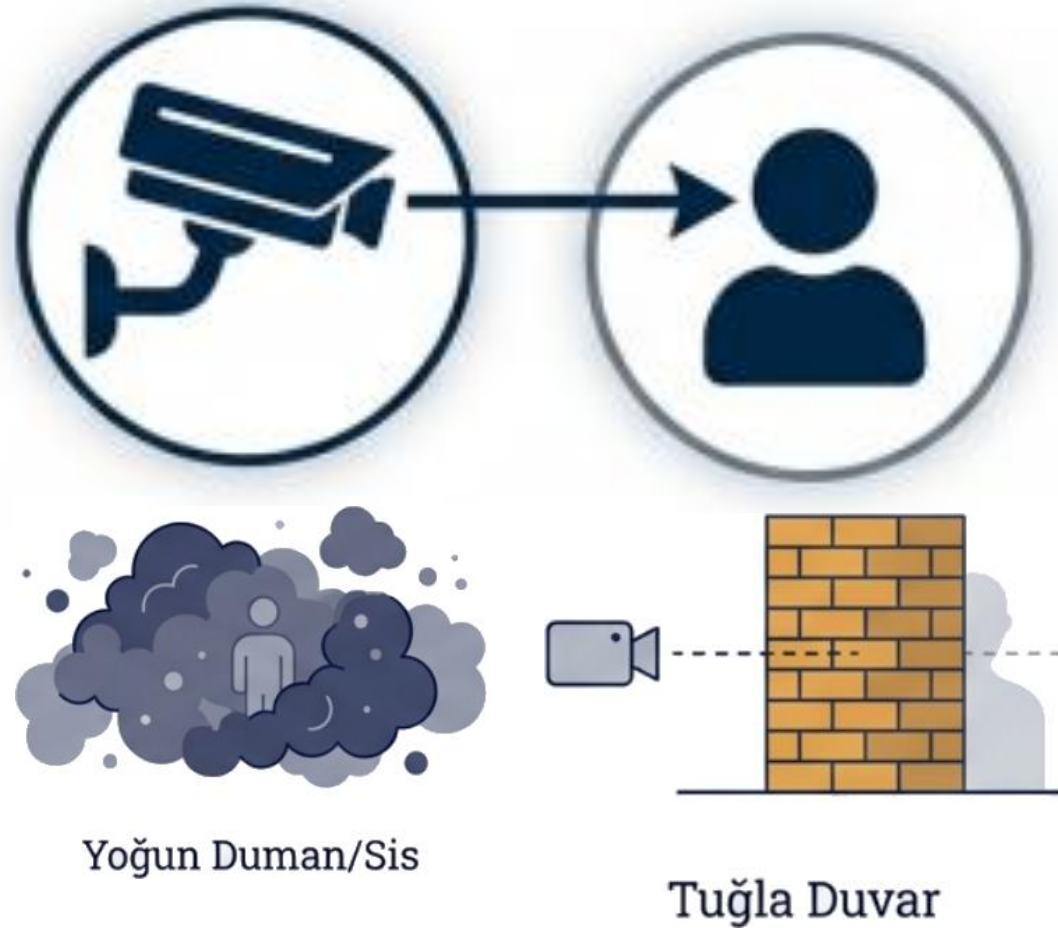


Görüş Hattı Dışı (NLOS) Kimlik Tanıma Problemi

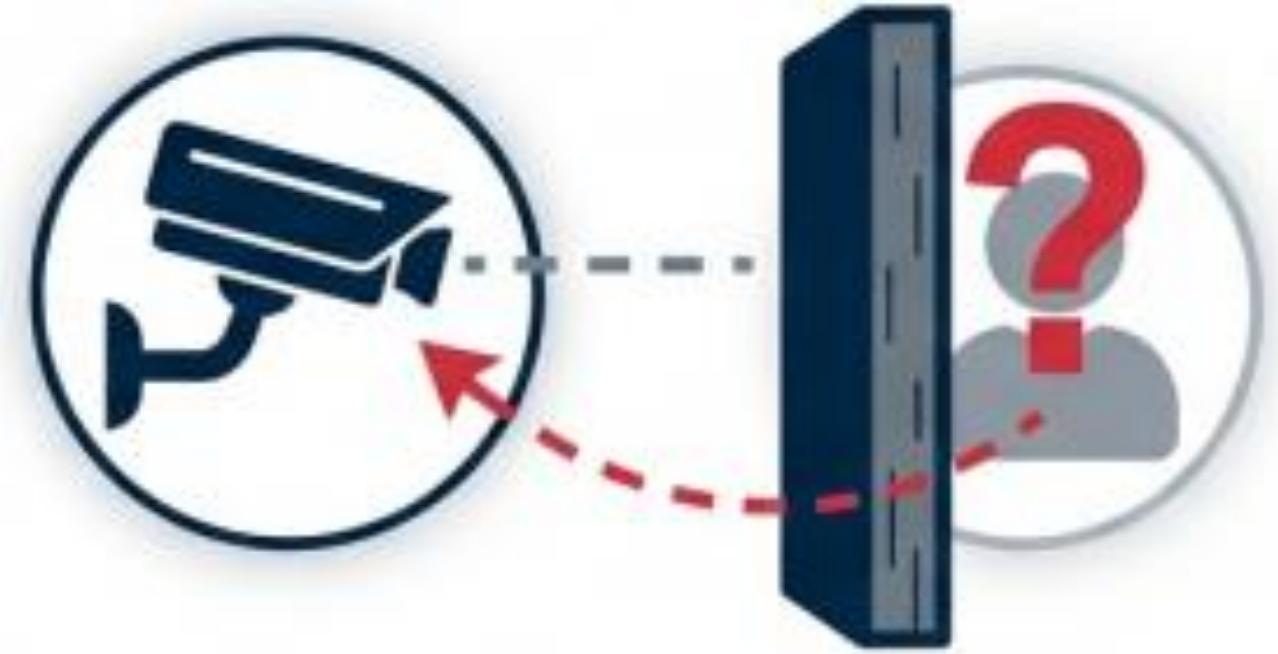
- Afet yönetimi, arama-kurtarma ve savunma sanayisinde hedef genellikle doğrudan görülemez
- NLOS (Non-Line-of-Sight), sensör ile hedef arasında doğrudan görüşün olmadığı senaryodur.
- Duvarın arkasındaki göremediğimiz kişi kim olabilir ?

Görünmeyeni Algılamak: NLOS Zorluğu

LOS (Görüs Hattı)



NLOS (Engel Arkası)



Geleneksel Limitler

Optik ve biyometrik sistemler (yüz tanıma, kamera) fiziksel engeller karşısında işlevsizdir.

Alternatif Sorunları

RF ve Radar çözümlerinin maliyet yükü ve düşük çözünürlük kısıtları.

Kritik Soru

Bir kişi duvarın arkasındayken, görsel temas olmadan sadece ses dalgalarının yansımalarıyla kimliği tespit edilebilir mi?

Neden Akustik Sinyaller?

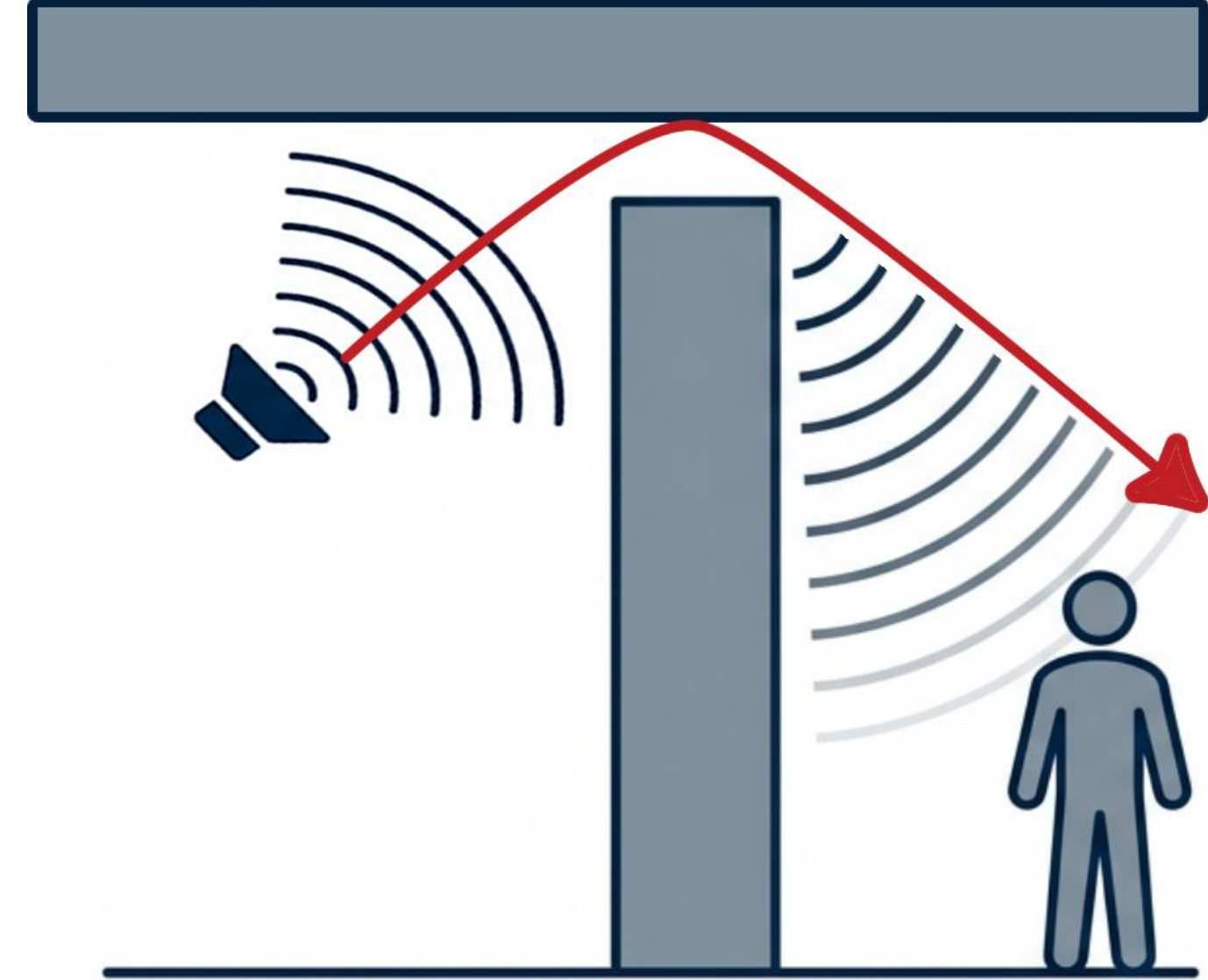
Yayılm : Ses dalgaları engellerin etrafından dolaşabilir ve yüzeylerden sekerek hedefe ulaşabilir.

Fiziksel Etkileşim: Ses, kişinin vücut geometrisi, kütlesi ve anlık duruşu ile fiziksel olarak etkileşime girer ve bu bilgiyi yansıyan dalgaya kodlar.

Donanım Avantajı: Düşük maliyetli mikrofon/hoparlör dizileri ile uygulanabilirliği bulunmaktadır

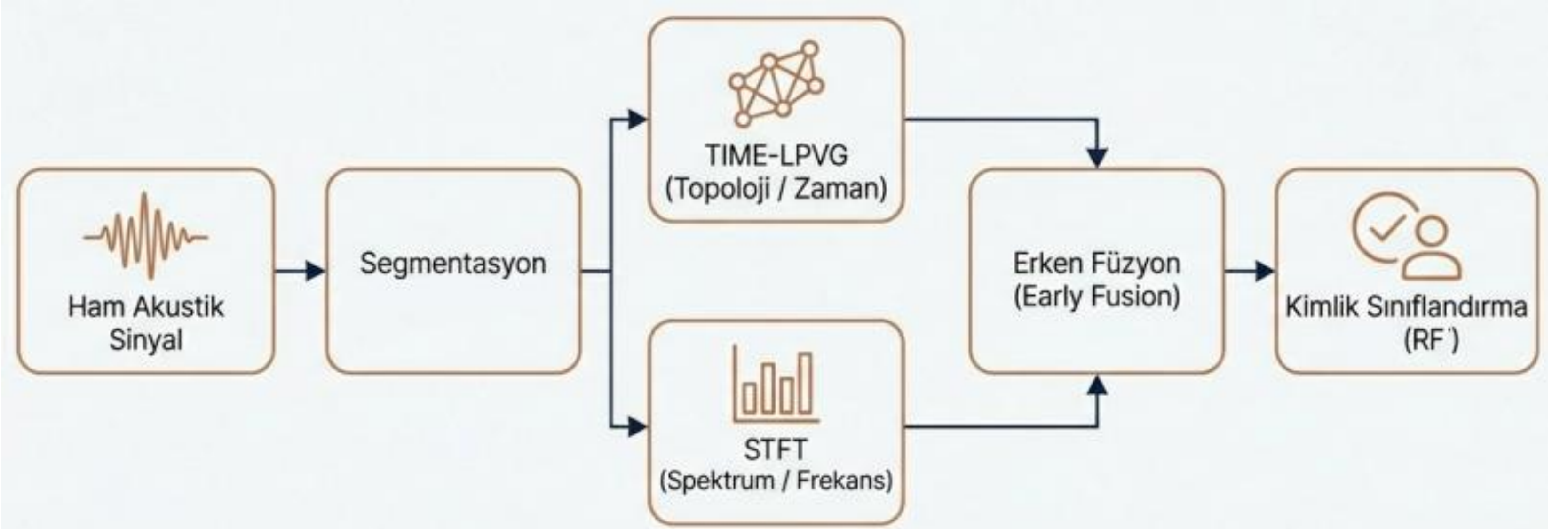
Sinyal Zayıflığı: Veri dolaylıdır, çevreden yansıyarak gelmekte ve gürültüye açıktır.

Ortam Bağımlılığı: Gelen sinyal sadece kişiyi değil, odanın geometrisini de taşımaktadır.



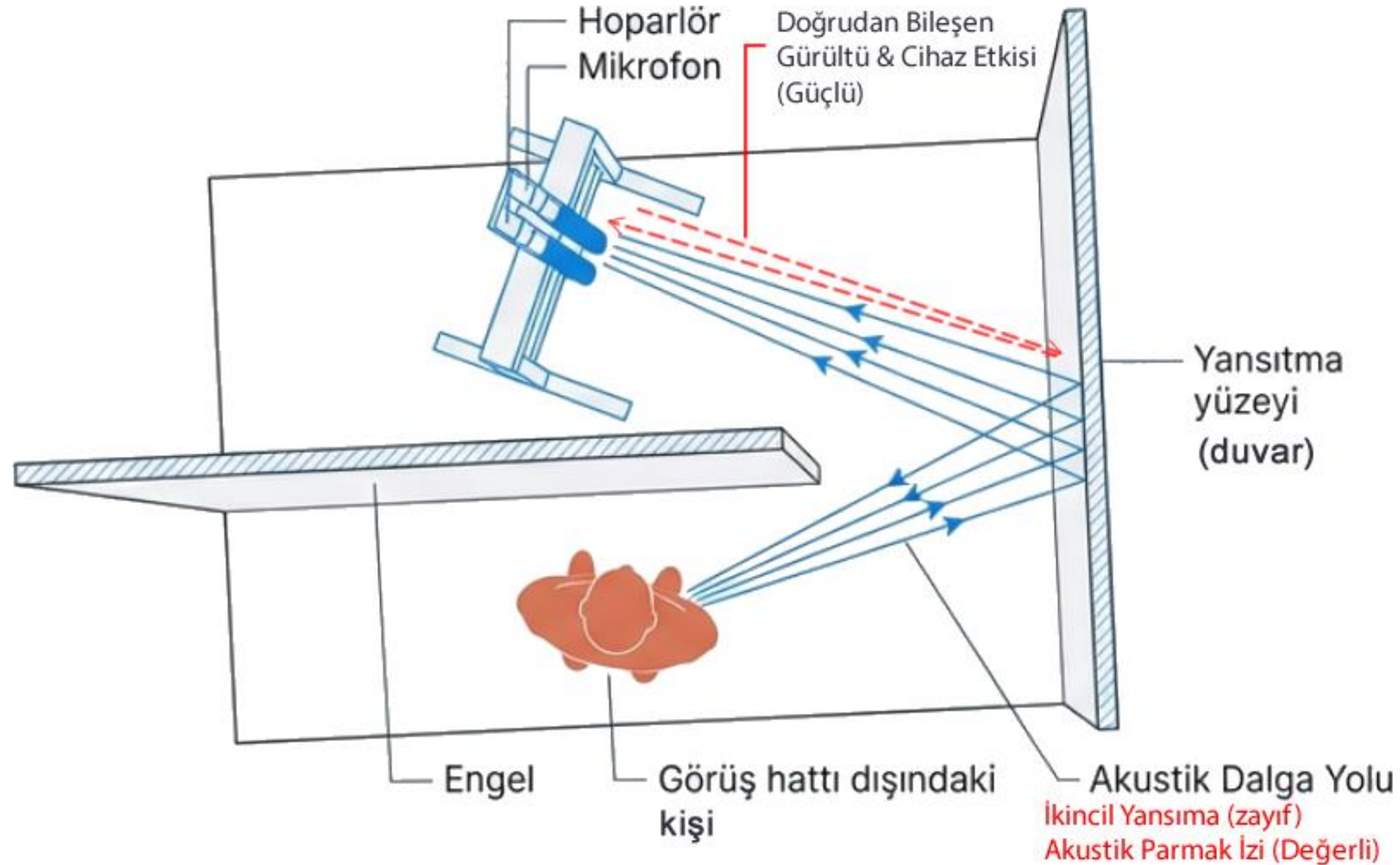
Çalışmanın Blok Diyagramı

Sinyali hem 'zamansal topoloji' hem de 'frekansın enerjisi' ile modelleyen bütünleşik bir çerçeve.

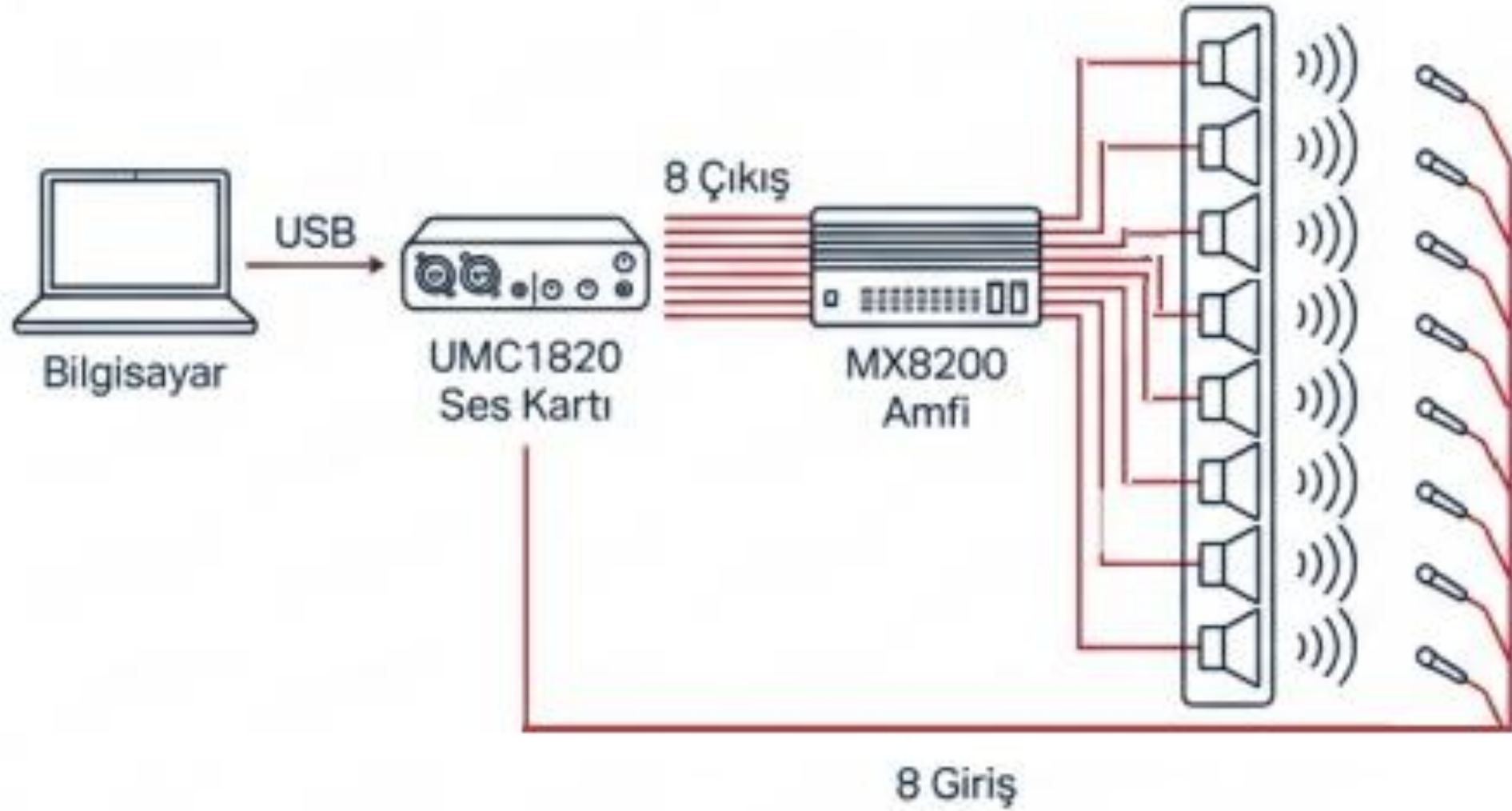


Deney Düzenneđi

- 8 mikrofon ve 8 hoparlörden oluřan ses düzenneđi
- Ses sistemi ile kiři arasında engel bulunmakta
- Yansımaya yüzeyi olan duvar ayna görevi görüyor



Bu zayıf sinyal, kiřinin vücut yapısı ve kıyafet emilimi gibi kimlik bilgilerini taşıyabilirmi?



Teknik Özellikler

- **Dizi:** 8 x TWC Hoparlör, 8 x ECM8000 Mikrofon (Lineer Dizi)
- **Sinyal:** 2 kHz -22 kHz arası Lineer Cıvıltı (Linear Chirp)
- **0.1** saniye uyarım süresi
- **Örnekleme:** 44.1 kHz
- **Senaryo:** Duvar-Yüzeyi (Wall-Only)

Veri Toplama Mimarisi

Farklı hoparlör mikrofon konfigürasyonları ile Ses sinyalleri gönderilip alındı
Çalışmada her bir hoparlörden cıvıltı sinyali gönderildi. Her biri için 8 kanal mikrofon ile kayıt yapıldı.
Ayrıca tüm hoparlörden aynı anda sinyal gönderildi, 8 mikrofon ile kaydedildi.

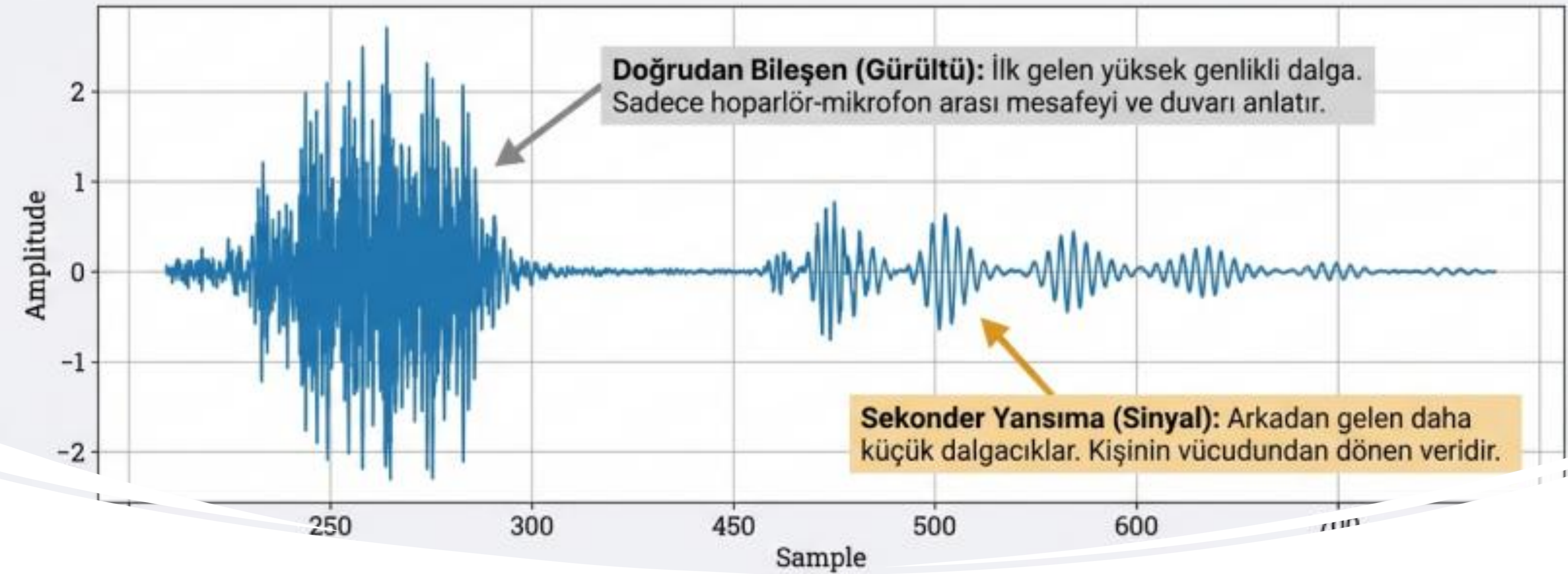
Veri Toplama Mimarisi

Canlı ile Birlikte Ortamdaki Nesne Senaryoları



Ortam Nesneleri ile Birlikte Canlı yönelim ve Pozisyonları:

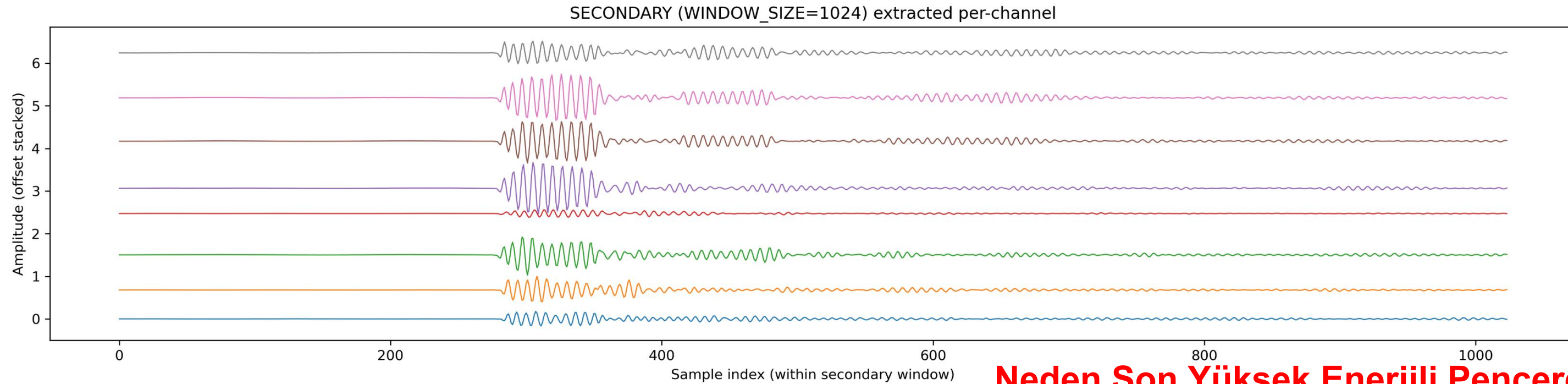
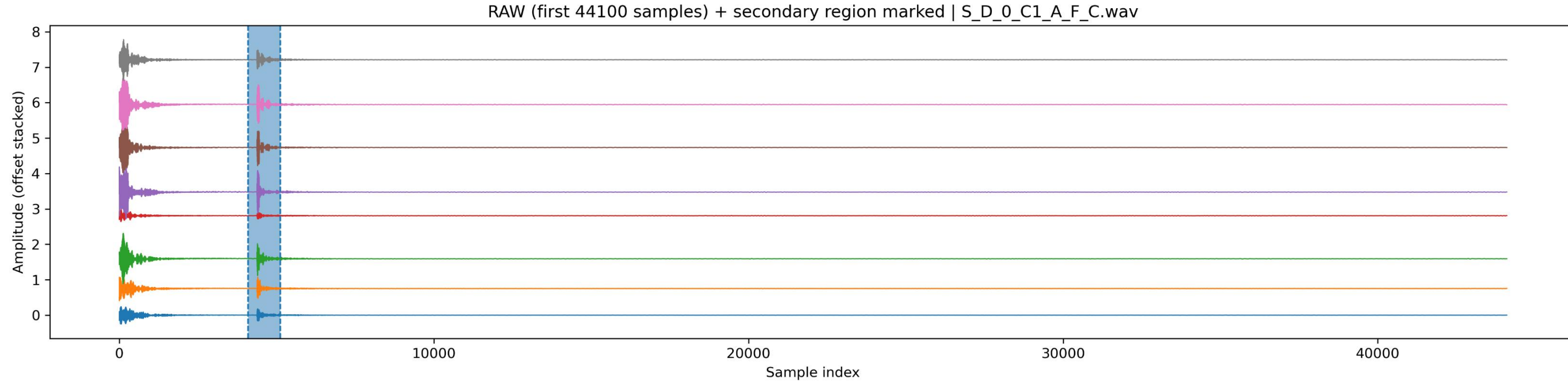
- Ayakta, çömelmiş ve oturmuş pozisyonlarda
- Öne, arkaya, sağa ve sola doğru yönelmiş durumda



Birincil ve İkincil Yansımalar (Secondary Reflection)

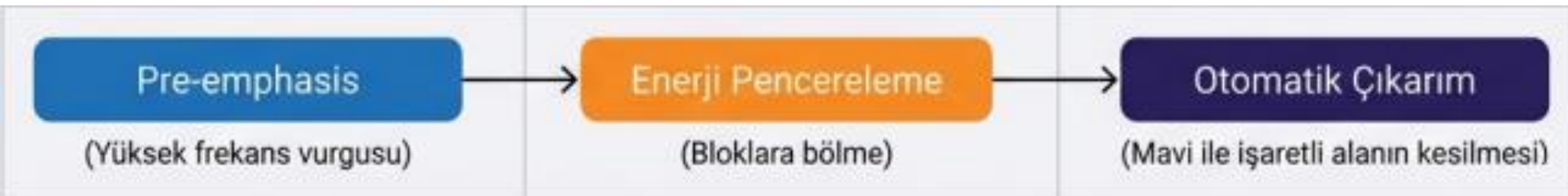
- **İkincil Yansımalar:** Duvarlardan ve çevreden seken, enerjisi düşük 'geç' sinyallerdir.
- **Gizli Bilgi:** İlk yansımalar odanın geometrisini taşıırken, son yansımalar kişinin mikro-dinamiklerini (yürüyüş, duruş, vücut titreşimi) saklar.
- Bu zayıf sinyaller, kişiye özgü ayırt edici 'imzalar' taşımaktadır.
- **Klasik yöntemler tüm sinyali işlerken, bu çalışma sadece biyometrik veriyi taşıyan İkincil Yansımalar'a odaklanmaktadır.**

Sinyal Önışleme: İkincil Yansımanın Çıkarımı



Neden Son Yüksek Enerjili Pencere?

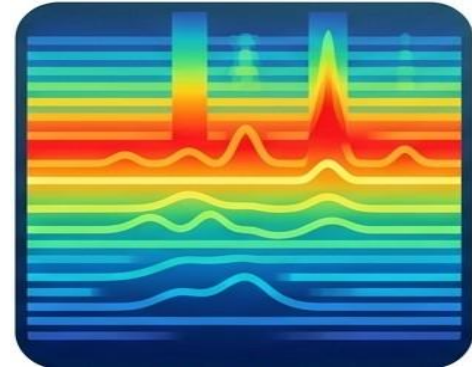
- **Erken pencereler:** Duvar ve oda geometrisi (Ortam bilgisi).
- **Geç pencereler:** Kişinin mikro titreşimleri ve biyometrik izleri (Kimlik bilgisi).



Son Yüksek Enerjili Pencere

Öznitelik Çıkarımı

Mevcut Yaklaşımlar



- Sadece enerji dağılımına veya basit spektral özelliklere (MFCC, FFT) odaklanılmakta.
- Sekonder yansımalar "gürültü" olarak filtrelenmekte.

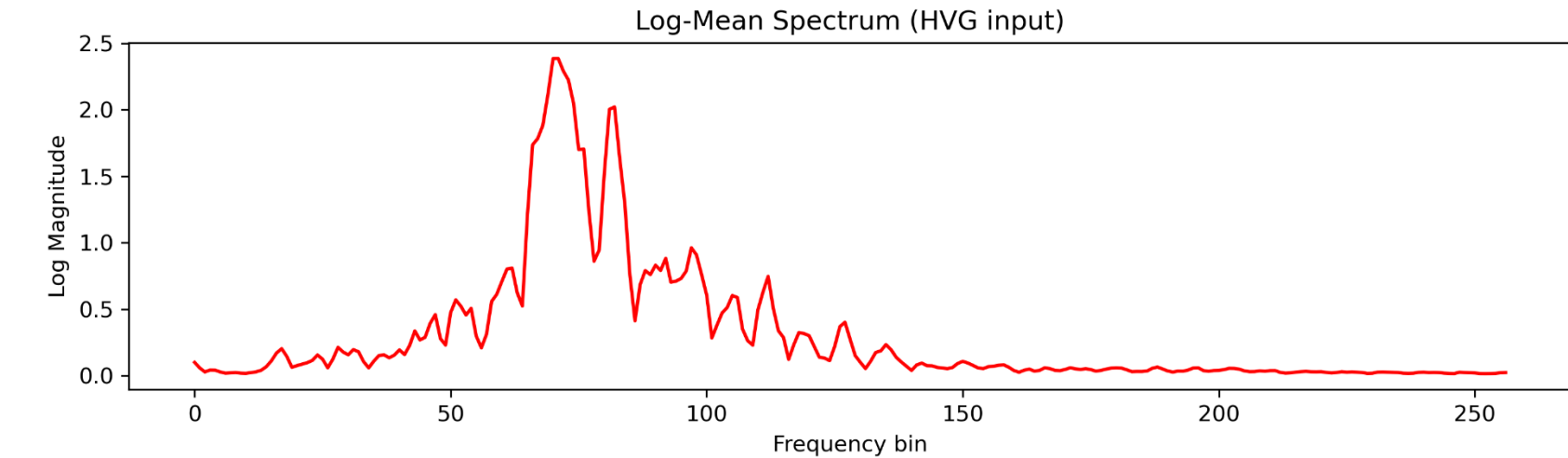
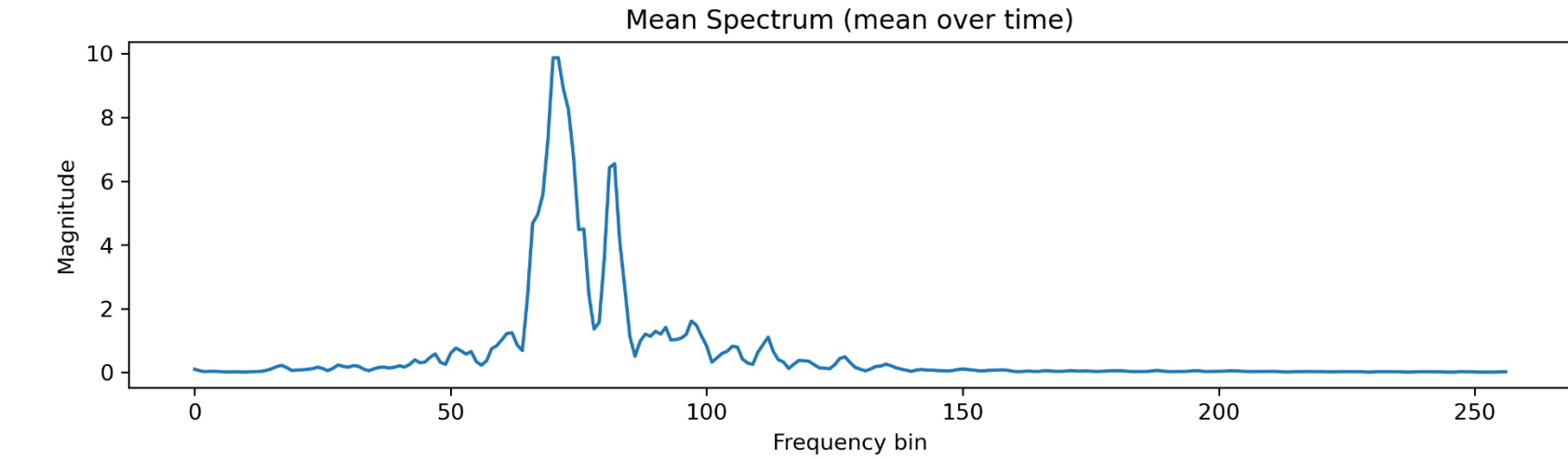
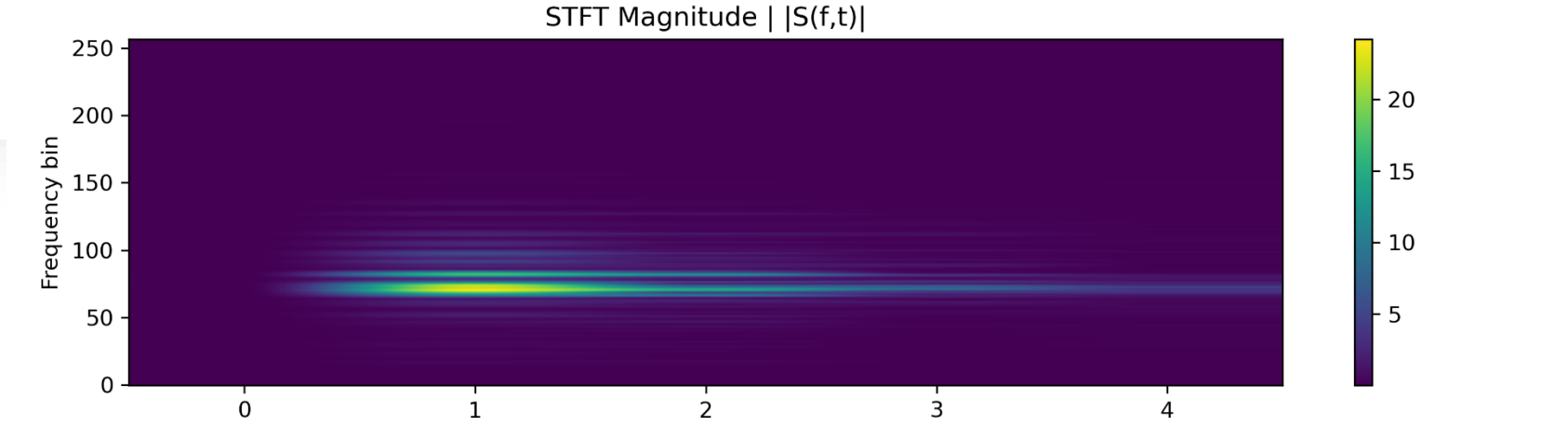
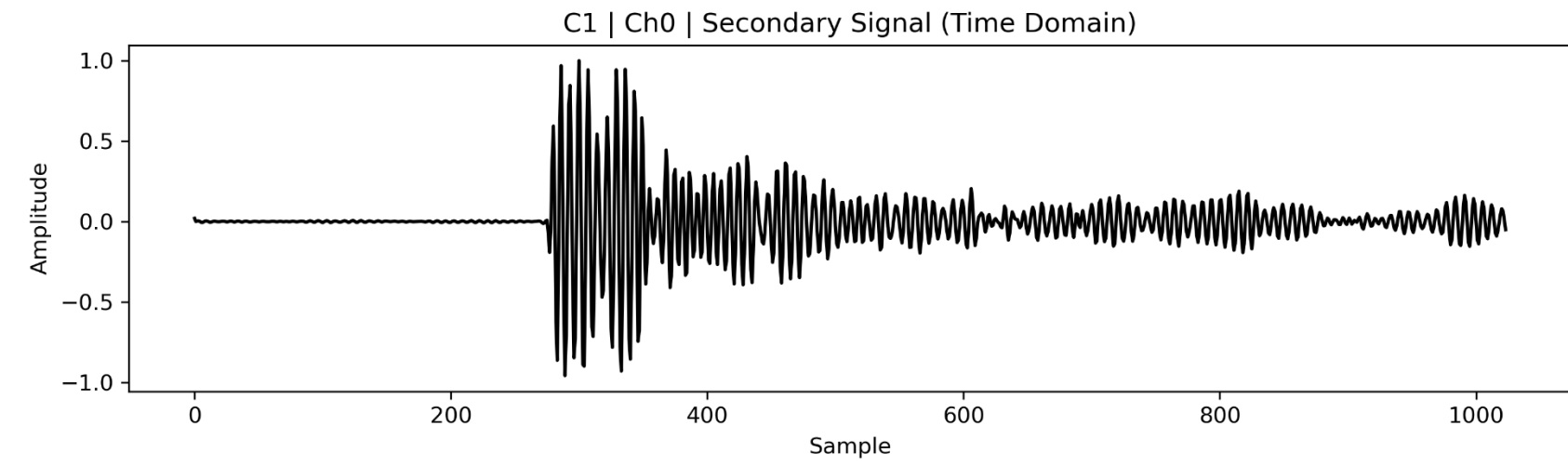
Çalışmadaki Yaklaşım



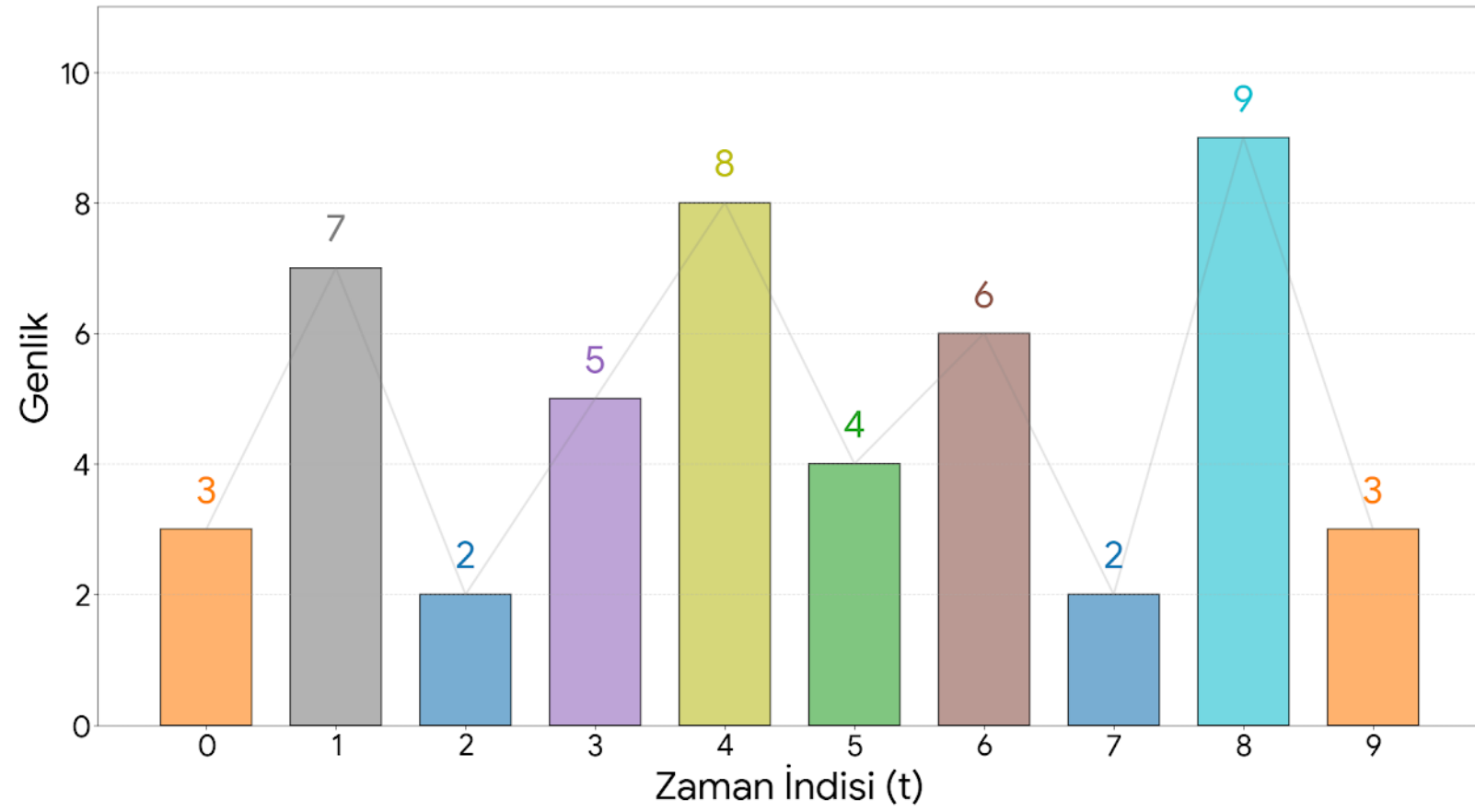
- İkincil sinyalin Spektral özellikleri
- Sinyalin zaman içindeki yapısal (topolojik) dizilimi.
- Mikro-zamansal bozulmalar kimliği ayırt edici bilgi kabul edilir.

Öznitelik 1: Spektral Temsil STFT

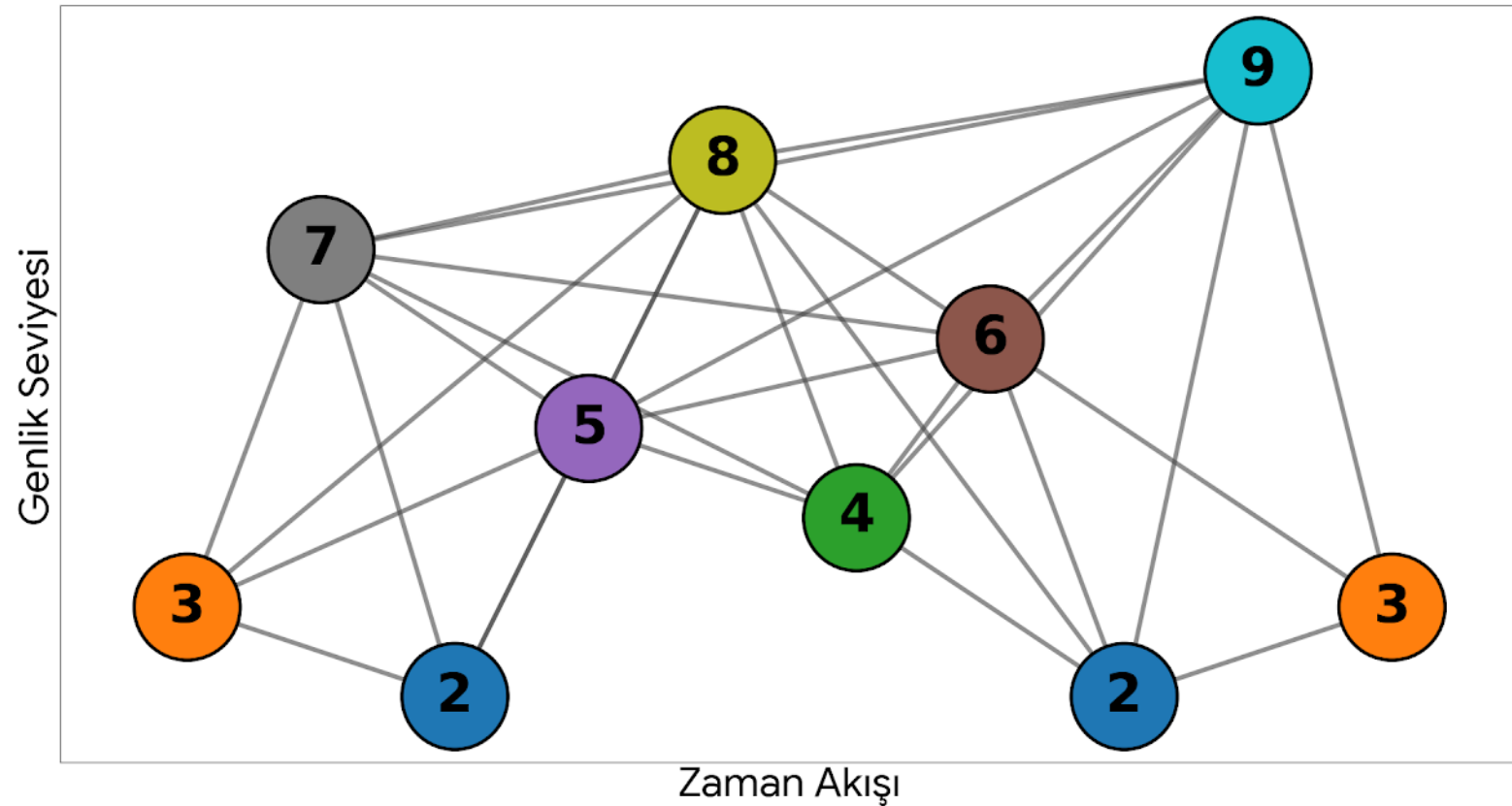
- **Yöntem: STFT** (Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü)
 - Standart FFT'den farklı olarak zaman içindeki değişimin ortalamasını alır.
- **Parametreler:**
 - NFFT: 512
 - Hop Length: 256
 - Pencere: Hann
- **Çıktı:** 128 boyutlu Log-Genlik vektörü.
- **Amaç:** Kişinin frekans tepkisini (absorbsiyon karakteristiğini) modellemek.



Zaman Serisi (d=1 Penetrasyon)



LPVG Ağı (d=1 için Bağlantılar)



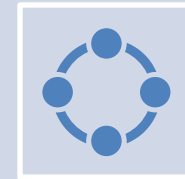
Öznitelik 2: Topolojik Temsil (Görünürlük Grafi, TIME-LPVG)



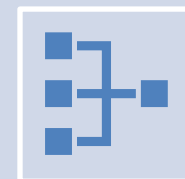
Yöntem: Time-Domain Limited Penetrable Visibility Graph (LPVG)



Düğümler: Zaman serisindeki her genlik bir düğüm kabul edilir.



Kenarlar: Birbirini geometrik olarak 'gören' noktalar arasında bağ kurulur. Penetrasyon Derinliği $D=0,1,2$



Çıktı: Sosyal ağ (Complex Networks) gibi oluşturulan sinyalin derece dizisi

TIME-LPVG (Limited Penetrable Visibility Graph)

Sorun:

Klasik Görünürlük Grafi (VG) gürültüye kırılgandır.

Çözüm: LPVG { d parametresi}

Görüş hattını kesen d adet engeli tolere eder.

Test Edilen Parametreler:

- $d=0$ (Klasik VG)
- $d=1$
- $d=2$

Çıktı:

Derece Dizisi (Degree Sequence) - 128 boyutlu vektör.

Bir düğümün derecesi = Düğümün kaç farklı kenara sahip olduğunu göstermekte.



Yenilikçi Yaklaşım: Özellik Füzyonu (Early Fusion)

- Model, bu iki farklı bilgi türü arasındaki gizli çapraz ilişkileri (crosscorrelations) öğrenir.
- Özellik Füzyonu (Early Fusion): İki farklı bilgi uzayının tamamlayıcı gücü. Model, bu iki farklı bilgi türü arasındaki gizli çapraz ilişkileri (crosscorrelations) öğrenir.

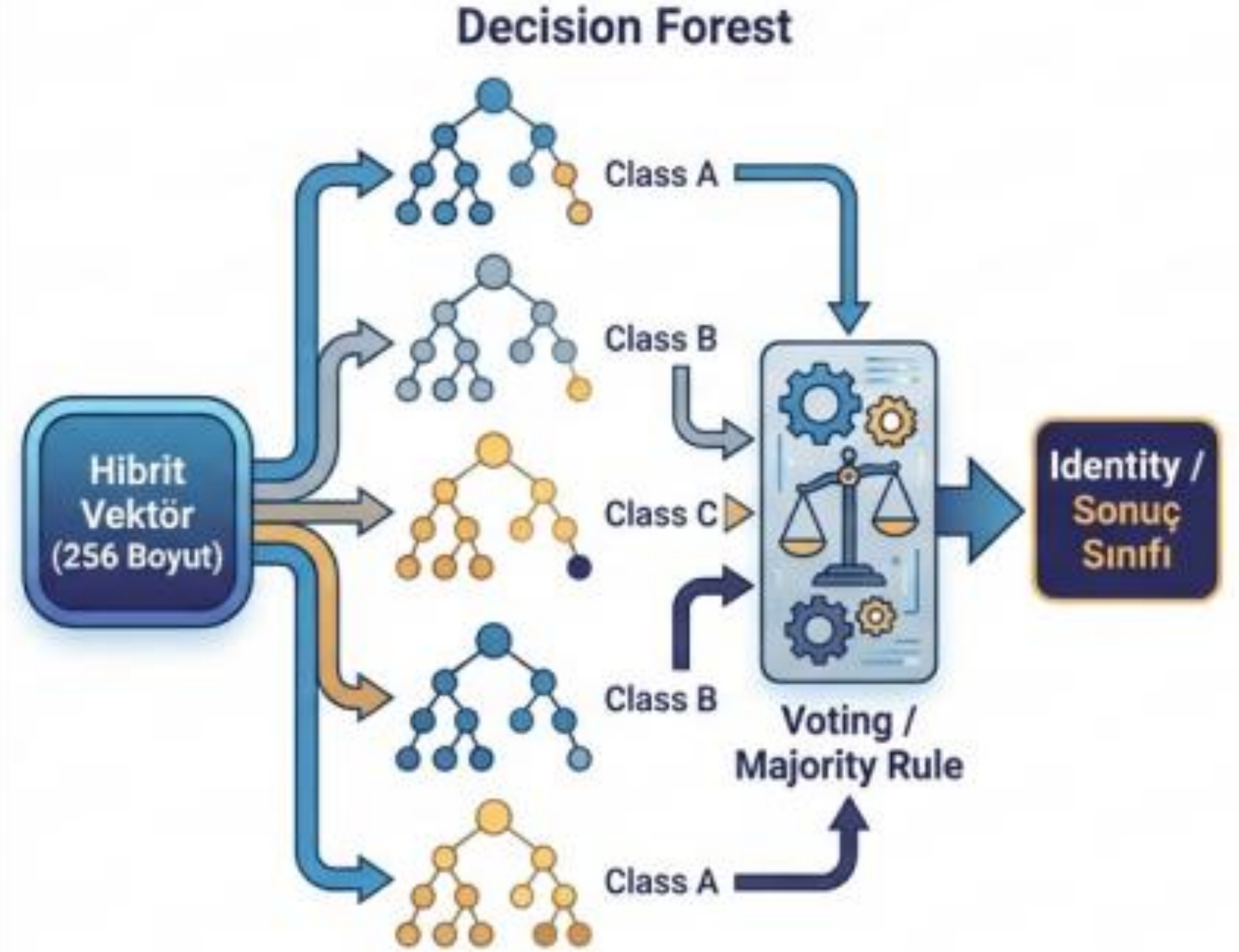
Random Forest Sınıflandırıcı

Neden Derin Öğrenme (DL) yerine Random Forest?

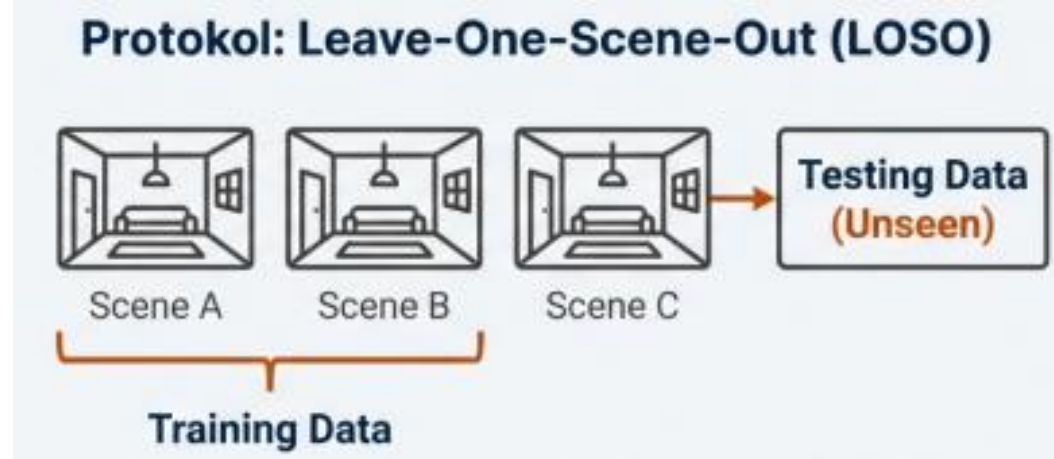
Veri Yapısı: Spektral ve Graf özellikleri farklı karakterdedir (heterojen). RF bu tip verileri normalize etmeden işleyebilir.

Açıklanabilirlik: "Model neden bu kararı verdi?" sorusuna cevap verebilmek (XAI) için ağaç tabanlı yapılar şeffaftır.

Kararlılık: Çoklu karar ağaçları (ensemble), gürültülü akustik veride aşırı öğrenmeye (overfitting) karşı dirençlidir.



Doğrulama Protokolü, LOSO



Leave-One-Scene-Out(LOSO) Model eğitilirken, test edilecek sahne (konum/materyal) hiç gösterilmez. Amaç, modelin odayı ezberlemesini önlemek ve gerçekten "kişiyi" tanıdığını kanıtlamaktır. Modelin **arka plan gürültüsünü ezberlemesi** engellenir.



Duvar Yansımaları

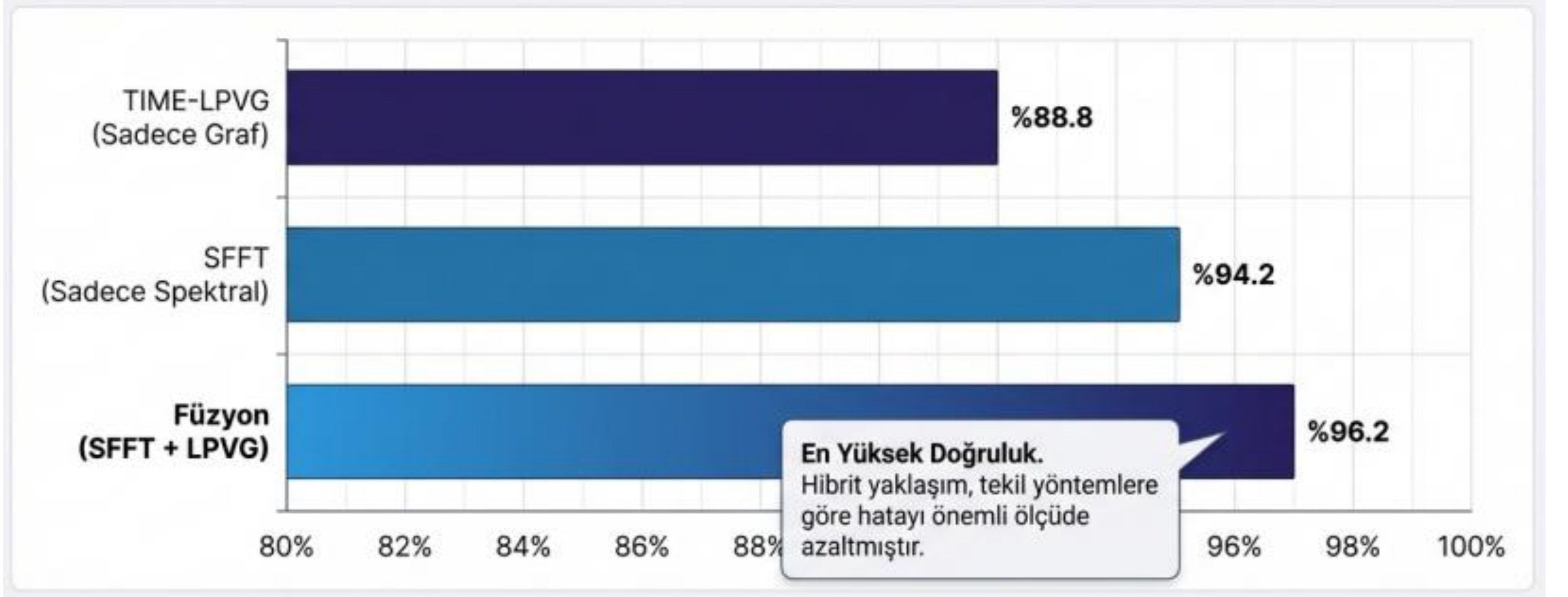
Doğrudan görüş Yok. Sadece duvardan dönen yansımalarla eğitilir.



Amaç

Modelin ortamı değil, **kişiyi** tanıdığını kanıtlamak.

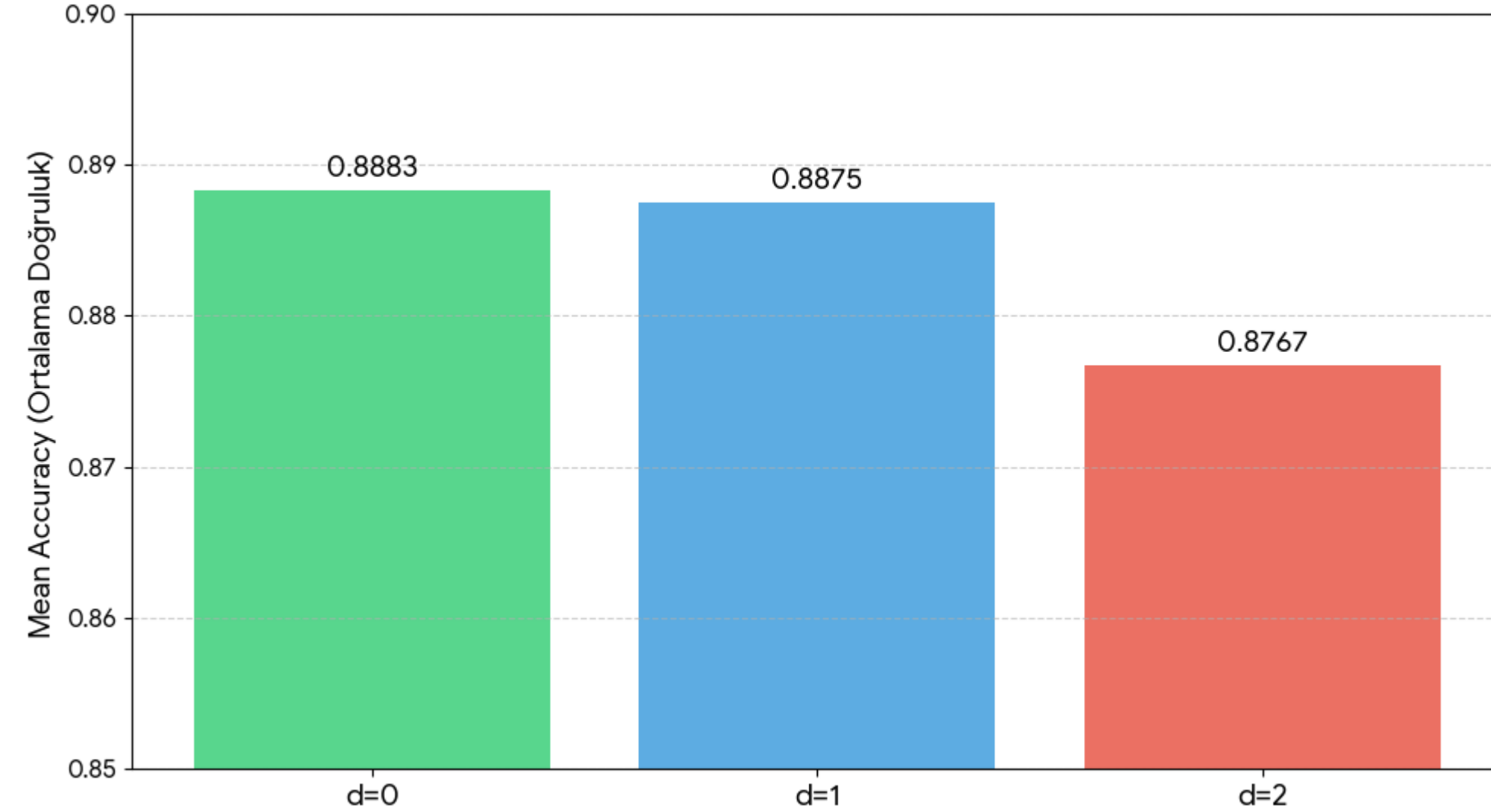
Sonuçlar



Graf tabanlı özellikler tek başına yeterli olmasa da, spektral yöntemin hatalarını kapatarak genel doğruluğu %2 oranında artırmış ve hata payını ciddi oranda düşürmüştür.

LPVG Parametre Analizi: Neden d=0?

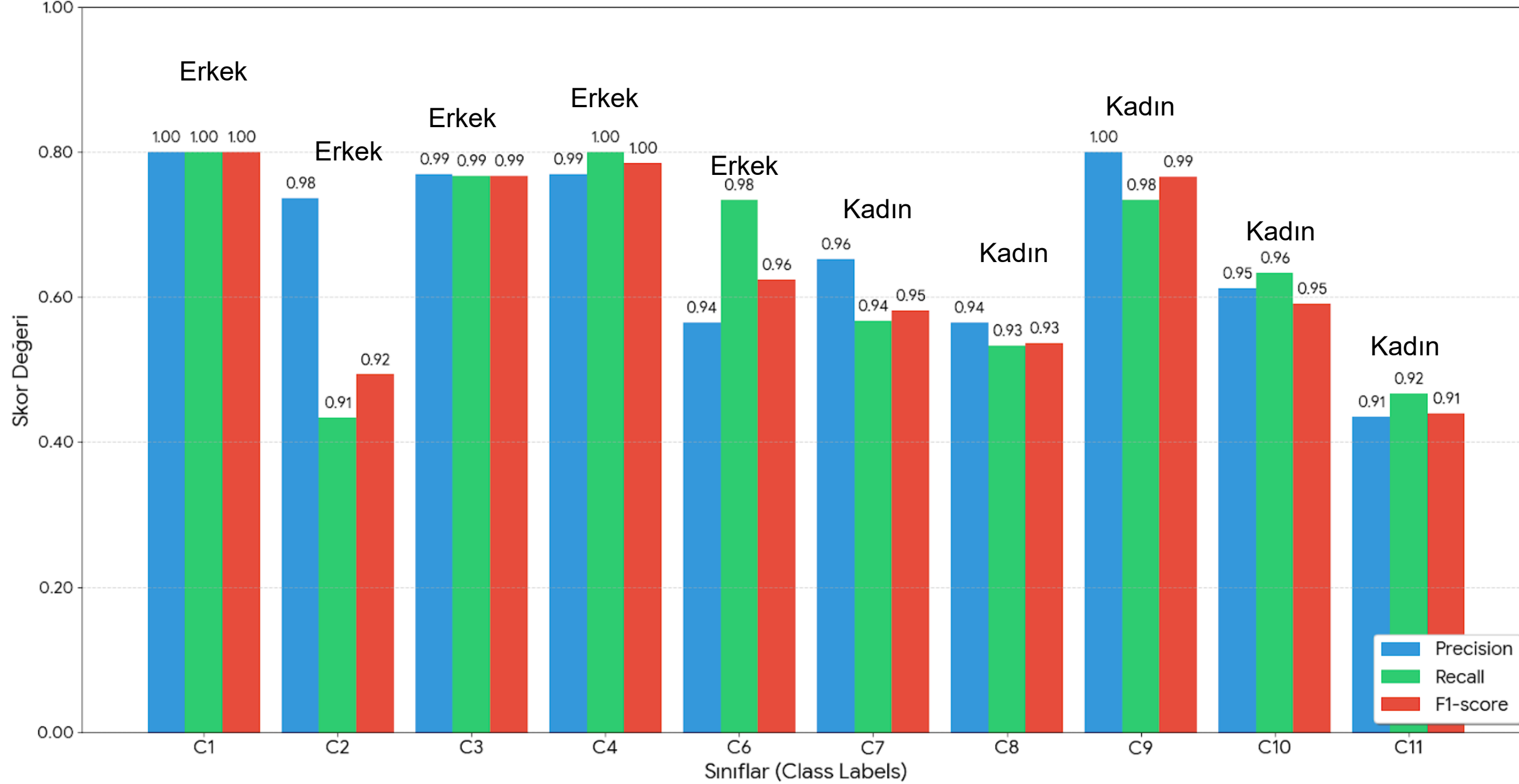
Penetrasyon Sonuçları



- $d = 0$ (Sıfır Tolerans) en yüksek başarıyı sağlarken, tolerans arttıkça ($d = 1, 2$) başarımlar düşmektedir.
- İkincil yansımalar rastgele gürültü değildir; korunması gereken çok hassas bir mikroyapıya sahiptir.

Ortalama Sonuçlar – Kişi Bazlı

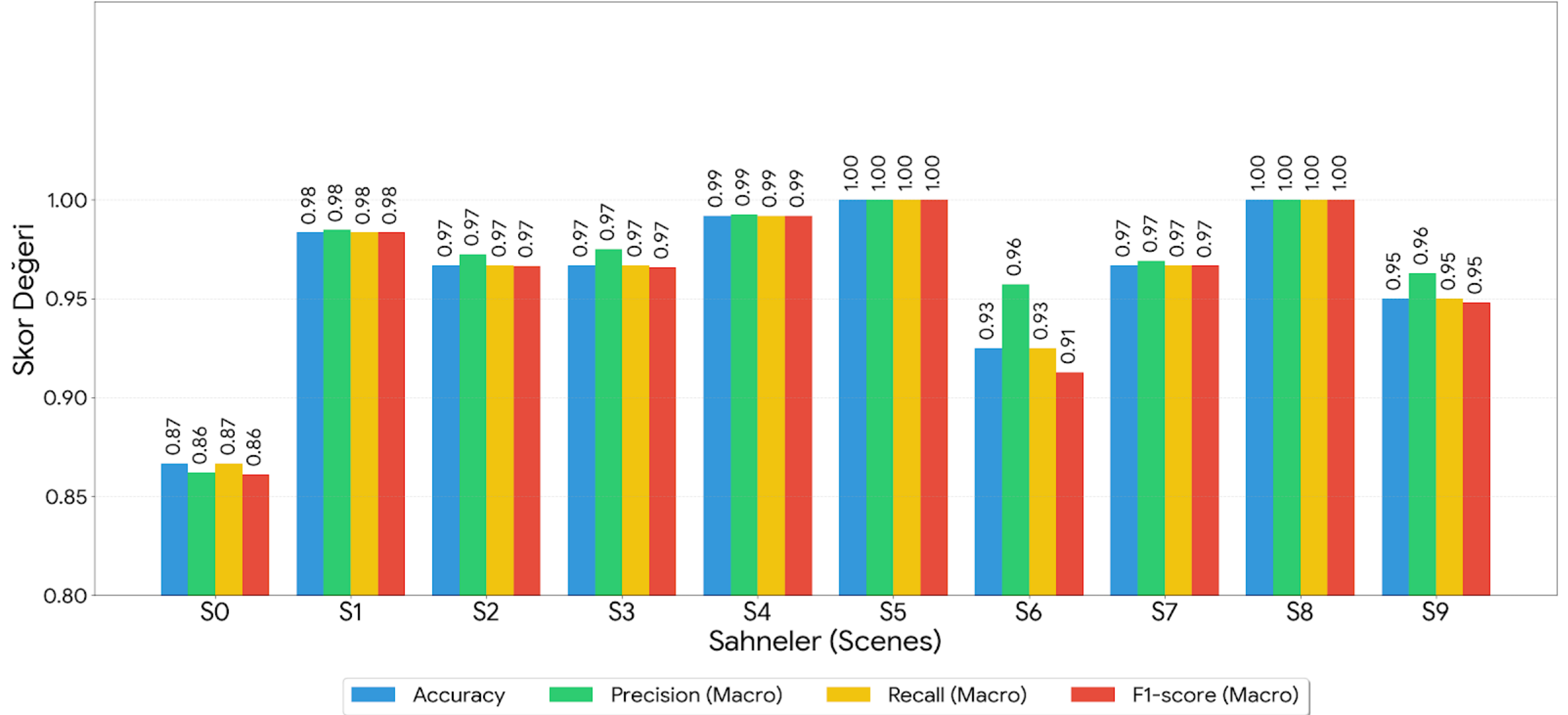
RandomForest Sınıflandırma Performansı



Ortalama Doğruluk = %96.17

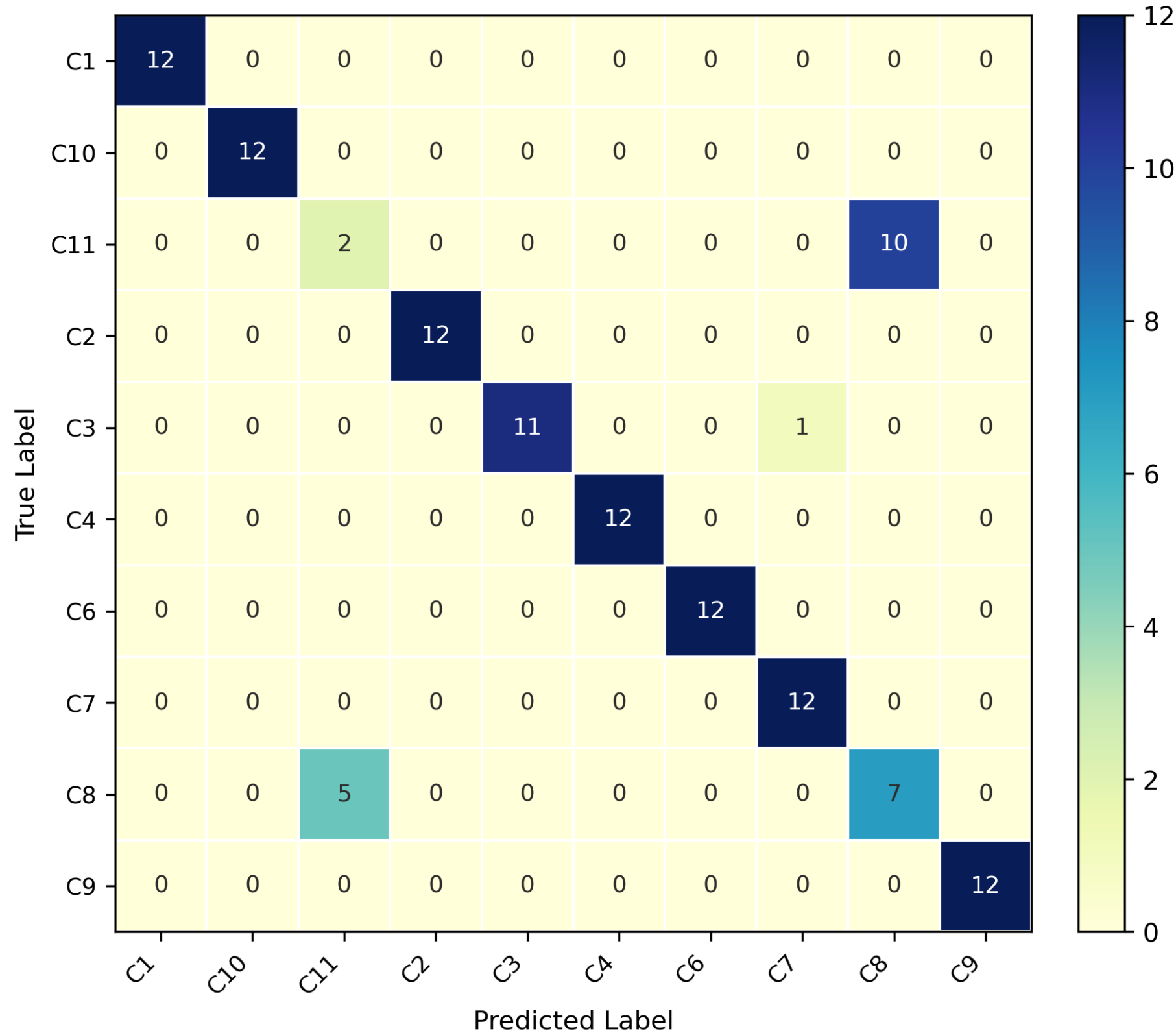
Ortalama Sonular – Sahne Bazlı

Sahne Bazlı Performans Metrikleri (S0-S9)



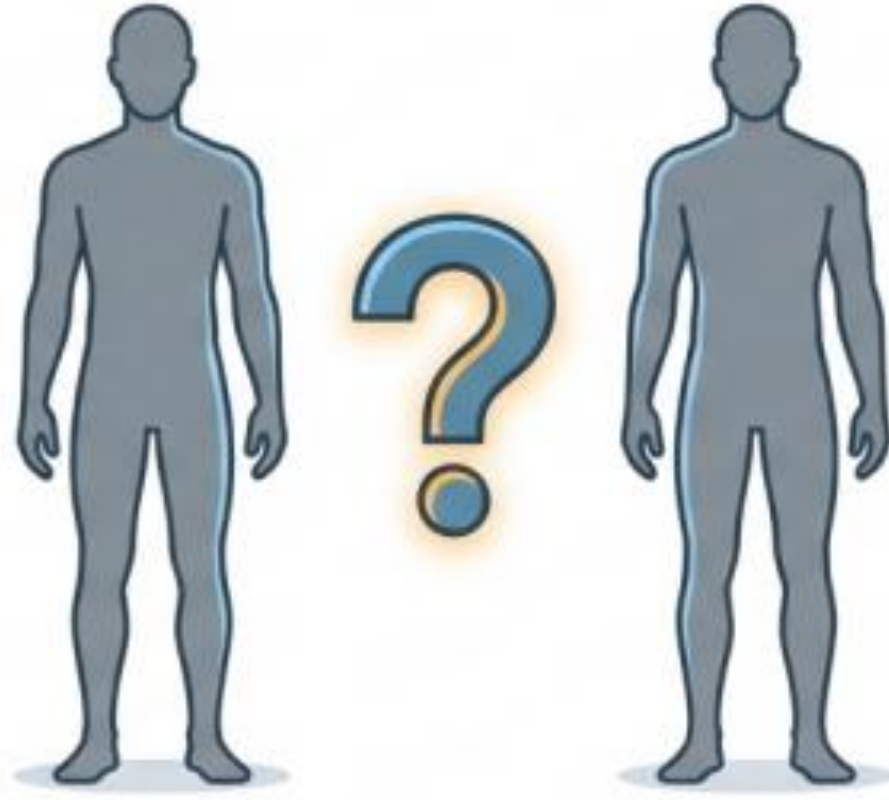
Ortalama Doęruluk = %96.17

Hata Analizi : Karmaşıklık Matrisi (Sahne 0)

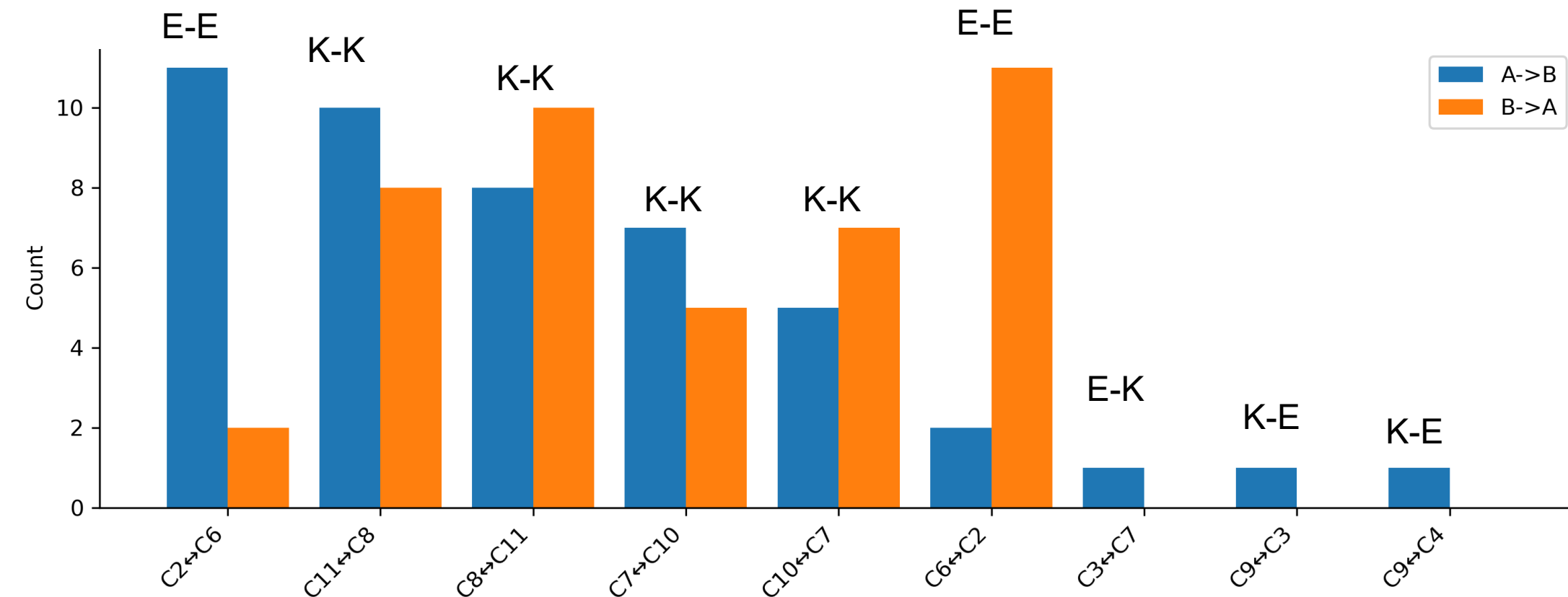


- Hatalar rastgele değildir.
- Fiziksel olarak benzer vücut yapısına (boy/kilo) sahip denekler arasında karmaşıklık yaşanmaktadır.
- Bu durum, sistemin fiziksel özelliklere dayalı karar verdiğini kanıtlar.

Hata Analizi : Model Nerede Zorlanıyor?



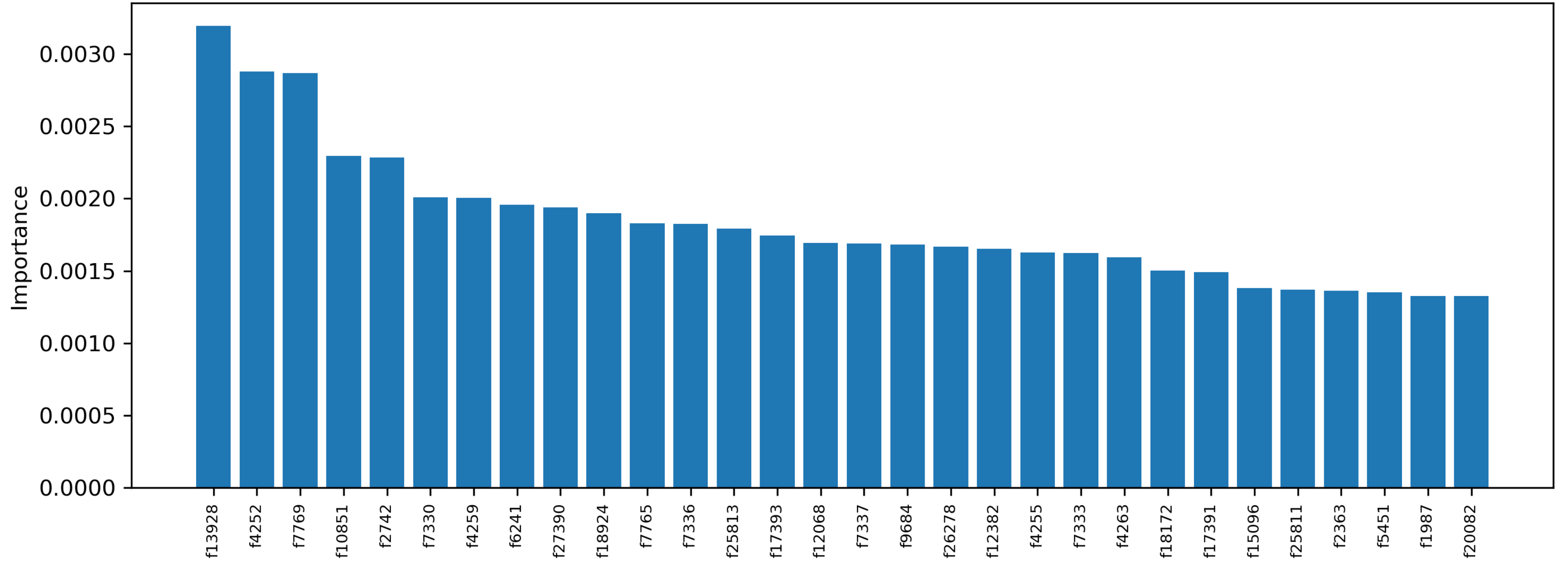
- Hatalar rastgele dağılmıyor.
- Model, fiziksel özellikleri (boy, kilo, vücut kitle indeksi) birbirine çok benzeyen bireyleri ayırt etmekte zorlanıyor.
- Bu durum aslında modelin başarısını gösterir. Rastgele gürültüden ziyade gerçekten fiziksel vücut yapısını öğrendiği görülüyor



Açıklanabilir Yazay Zeka (XAI)

Feature Importance Analizi (en iyi sahne s5)

_scene5_fold06_RandomForest_TT1_T2_T3_T4_T5_T6_T7_T8_C_FFUSION_SFFT__TIME_LPVG_DEG_D0 | Tree feature impo



Sonuçlar

- İkincil NLOS yansımaları, kimlik tanıma için yeterli ve zengin bilgi taşımaktadır.
- Topolojik-Spektral Füzyon, tekil yöntemlerden daha güçlü ve kararlı sonuçlar vermiştir (%96+ Doğruluk).
- Düşük maliyetli donanım özellikleri ile ileri seviye güvenlik sistemleri, afet müdahale robotları ve akıllı ev teknolojileri gibi gerçek dünya senaryolarına uygulanma potansiyeli bulunmaktadır.

Çalışmanın Kısıtlılıkları ve Gelecek Çalışmalar

- Çalışma sadece duvar yüzeyinde yapıldı. Gelecekte farklı yansımaya yüzeyleri (Alüminyum, cam, kompozit vb) üzerinde testler yapılabilir
- Çalışmada sadece Derece dağılımı kullanıldı. Gelecekte daha derin topolojik özellikler (Kümeleme katsayısı, ağ merkeziliği) kullanılabilir
- Çalışmada denekler durağan konumdadır. Gelecekte hareket halindeki denekler kullanılabilir.
- Graf Sinir Ağları (GNN) ile uçtan uca öğrenme mimarileri kullanılabilir

Görünmeyeni Algılamak

“Duvarlar sadece engel değil,
aynı zamanda bilgi taşıyan
birer yüzeydir.”

Engel

Görüş hattı dışındaki nesne

Yansıtma
yüzeyi (duvar)

Teşekkürler.