

# İnsan Hareketi Kişilik Tespit Parametreleri

## Human Movement Personality Detection Parameters

Sinan Sonlu\*, Yalım Doğan\*, Arçin Ülkü Ergüzen\*,  
Musa Ege Ünalın\*, Serkan Demirci\*, Funda Durupınar<sup>†</sup>, Uğur Güdükbay\*  
\*Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Bilkent Üniversitesi, Ankara, Türkiye  
<sup>†</sup>Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Massachusetts Üniversitesi, Boston, MA, A.B.D.  
(sinan.sonlu, yalim.dogan, ulku.erguzen, ege.unalan, serkan.demirci)@bilkent.edu.tr  
funda.durupinarbabur@umb.edu, gudukbay@cs.bilkent.edu.tr

**Özetçe**—Bu çalışmada, insan hareketleri barındıran animasyon verisi üzerinden görünür kişilik özelliklerini tespit eden bir sistem geliştirmekteyiz. Bu amaçla kullanılacak veri kümeleri yeterli çeşitlilikten yoksun olduğu için insan animasyonları barındıran iki veri kümesindeki örneklere, bir kullanıcı çalışması yardımıyla, Beş Faktör Kişilik Kuramı açısından etiketler belirlenmiştir. Bu etiketler üzerinden, kişilik özellikleriyle yüksek bağımlılık gösteren ve Laban Hareket Analizi kategorilerini temel alan hareket parametreleri tespit edilmiştir. Animasyon verisinden kişilik analizi amacıyla eğittiğimiz yapay sinir ağları, çalışmada belirlenen hareket parametrelerini girdi alan modellerin, işlenmemiş animasyon verisini girdi alan modellere göre daha yüksek isabetlilik oranına sahip olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla, insan hareketlerini, yansıttıkları kişilik özellikleri açısından uygun biçimde değerlendirebilmek için bu çalışmada belirlenen parametrelerin kullanılması sistemlerin başarısını artıracaktır.

**Anahtar Kelimeler**—animasyon, kişilik özellikleri, Laban Hareket Analizi, Beş Faktör Kişilik Kuramı, bilgisayar grafiği.

**Abstract**—In this study, we develop a system that detects apparent personality traits from animation data containing human movements. Since the datasets that can be used for this purpose lack sufficient variance, we determined labels for the samples in two datasets containing human animations, in terms of the Five Factor Personality Theory, with the help of a user study. Using these labels, we identified movement parameters highly dependent on personality traits and based on Laban Movement Analysis categories. The artificial neural networks we trained for personality analysis from animation data show that models that take the motion parameters determined in the study as input have a higher accuracy rate than models that take raw animation data as input. Therefore, using the parameters determined in this study to evaluate human movements in terms of their personality traits will increase the systems' success.

**Keywords**—animation, personality, Laban Movement Analysis, Five Factor Personality Theory, computer graphics.

### I. GİRİŞ

Duygu, düşünce ve kişiliğin dışı vurumunda, yüz ifadesi ve mimiklerin yanı sıra insan hareketleri de etkin bir rol oynamaktadır. Gözlemciler, kişinin yüzü görünür olmasa bile,

Bu çalışma Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) tarafından 122E123 no'lu proje kapsamında desteklenmiştir. Projeye verdiği destekten ötürü TÜBİTAK'a teşekkürlerimizi sunarız.

video veya bilgisayar grafiği ile hazırlanmış örneklerde vücut dili üzerinden kişilik ve duygu durumu hakkında isabetli çıkarımlarda bulunabilmektedir; bu analizi otomatik sistemler yardımıyla gerçekleştirmek, insan hareketini anlamlandırma konusunda ihtiyaç duyulan bir uygulamadır. Bu yapıda bir sistem otomatik asistanların kullanıcı ile iletişimini pekiştirebilecek potansiyele sahiptir; örneğin, bir otomat sistemi, kullanıcının kişilik ve duygularını hesaba katarak daha isabetli cevaplar verebilir, böylece kullanıcı ile daha gerçekçi bir iletişim kurabilir.

Literatürdeki çalışmalar, insan hareketini video girdisi üzerinden değerlendirmektedir; bu sebeple, sistem tarafından kullanılan özellikler görüntü verisine dayanır ve sonuçlar aydınlatma ve çevresel faktörlere bağlı olarak değişebilir. Otomatik asistan sistemleri; dış mekanlarda yön tarifi, bilgilendirme ve resepsiyon görevlerini yapacak biçimde tasarlanmaktadır, bu sebeple sistemin dış faktörlerden etkilenmemesi önemlidir. Video girdisi yerine insan hareketini girdi alan sistemler harici etkenlerden düşük düzeyde etkilenir, dolayısıyla kişilik tespitinde kullanıma daha uygundur. İnsan hareket verisi veya başka deyişle animasyon, görsel veri veya derinlik bilgisi üzerinden poz tespiti ya da hareket yakalama teknikleriyle elde edilen zamana bağlı poz verisini içermektedir.

Başarılı bir derin öğrenme sisteminin eğitilebilmesi için yeterli sayıda örnek ve sistemin örnekleri ilişkilendireceği etiketler gereklidir. Animasyon ve kişilik özellikleri arasında ilişki kuran mevcut veri kümeleri sayıca az örnek içermektedir, bu sebeple, başarılı bir sistem eğitebilmek için modelin girdi boyutu küçük olmalıdır. İşlenmemiş animasyon verisini girdi alan sistemler zamana bağlı eklem pozisyon ve rotasyon bilgilerini kullanır. Bütün eklemleri göz önünde bulundurmamak parametre miktarını yükseltecektir, buna çözüm olarak, işlenmemiş veri üzerinden analitik ara özellikler türetme amaçlı Laban Hareket Analizi (Laban Movement Analysis veya LMA) sistemine başvurmaktaız. LMA sayesinde, eklemlere ait bilgi, anlamlı, kısa ve kişilik özellikleri konusunda açıklayıcı nitelikte parametrelere dönüştürülebilir. Bu parametreleri girdi alan sistem, animasyon verisini doğrudan kullanan sisteme göre daha kolay eğitilebilmekte ve daha isabetli sonuçlar vermektedir. Bu çalışmada elde edilen veri ve modeller, ileriki deneyler için erişime açılmıştır<sup>1</sup>.

<sup>1</sup><https://github.com/sinansonlu/animation-personality>

## II. İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Kişilik tespiti alanında yer alan çalışmalar çoğunlukla zamana bağlı poz verisini kullanmaktadır. Bu alanda yer alan veri kümeleri içerdikleri hareket çeşitliliği ve örnek sayısı açısından kısıtlıdır. Örneğin, kişilik özellikleri açısından etiketlenmiş UDIVA [1] veri kümesi, karşılıklı etkileşimde bulunan ikili katılımcıların video kayıtlarını ve poz verisini içerir, ancak söz konusu poz verisi yalnızca üst bedene ait eklemler üzerinden belirlenmiştir ve katılımcıların hareket çeşitliliği düşüktür. First Impressions [2] veri kümesi, kişilere ait kısa video kesitlerini ifade ettikleri kişilik özellikleriyle eşleştirmiştir, fakat bu veri kümesindeki örnekler çoğunlukla kişilerin yüzlerine odaklanmaktadır ve örneklerde kişilerin vücut hareketleri belirgin değildir; oysa el ve vücut hareketleri görünür kişiliğin belirlenmesinde büyük önem sahibidir. Kişilik özellikleri açısından etiketler sunan AMIGOS [3] veri kümesi de videolardaki kişilerin yüzlerine odaklanması ve kişilerin oturur pozisyonda olması sebebiyle hareket üzerinden kişilik tespitine elverişli değildir.

Animasyon üzerinden kişilik özelliklerini yansıtan çalışmalar, vücut hareketlerini çeşitli kıstaslar açısından dönüştürmektedir [4], benzer bir sistemin makine öğrenmesi ile yapılabilmesi için, kullanılacak veri kümesinin, bütün vücut eklemlerini içeren animasyon verisi ile örneklerin kişilik etiketlerine sahip olması ve ayrıca yüksek çeşitlilik gösteren fazla sayıda örnek barındırması gerekmektedir. Mevcut veri kümeleri bu açıdan yetersizdir; bu çalışmada ZeroEGGS [5] ve Bandai [6] veri kümelerinden seçilen animasyonlar için gözleme dayalı kişilik etiketleri belirlenmiştir. Animasyonlar üzerinden LMA temelli ara parametreler oluşturulup bu parametrelerin kişilik tespitindeki faydası gösterilmiştir.

LMA, duygu analizi [7] ve mevcut animasyonları dönüştürerek kişilik ifadesi [4] konularında başarıyla kullanılmıştır. LMA parametrelerinden Çaba, kişilik analizi yapılırken göz önünde bulundurulmuş ve kişiliği en çok etkileyen faktördür. Bu faktör, insan hareketlerini dört farklı kategori üzerinden tanımlar: Uzak, hareketin mekan ve dikkatle olan ilişkisini ifade eder, doğrudan veya dolaylı olarak sınıflandırılır. Ağır, hareketin yerçekimine karşı tutumunu ifade eder, şiddetli veya hafif olarak sınıflandırılır. Zaman, hareketin süreç halindeki değişimini ifade eder, ani veya sürekli olarak sınıflandırılır. Akış, hareketin süreç içerisindeki kontrolünü ifade eder, sınırlı veya serbest olarak sınıflandırılır. Bu kategoriler, çalışmada belirlenen hareket parametreleri için öncü olmuştur.

## III. YÖNTEM

Bu çalışmada, kişilik özellikleriyle etiketlenmiş mevcut veri kümelerinin yetersiz olması sebebiyle, mevcut animasyon kümelerinden seçilen örnekler için bir kullanıcı çalışması ile kişilik özellikleri açısından sayısal etiketler belirlenmiştir. Ardından, kullanıcı tespitleri ve LMA kapsamındaki kavramlar değerlendirilerek, kişilik özelliklerini etkili şekilde ifade eden hareket parametreleri oluşturulmuştur. Bu parametrelerin kişilik tespitinde faydasını gösterme amacıyla, bir taraftan işlenmemiş animasyonu, diğer taraftan da çalışmada önerilen hareket parametrelerini girdi alan yapay sinir ağları karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, kullanılan ara hareket parametrelerinin kişilik tespitini olumlu yönde etkilediğini göstermektedir.

## A. Kullanıcı Çalışması

Bandai ve ZeroEGGS animasyon veri kümelerindeki örnekler arasından seçilen 228 örnek çevrimiçi bir kullanıcı çalışmasıyla ifade ettikleri kişilik özellikleri açısından etiketlenmiştir. Örneklerin seçiminde, animasyonların içerdikleri hareketler bakımından farklı olmalarına önem verilmiştir. Animasyonlar, Prolific adlı kitle kaynak sistemi üzerinden çalışmaya davet edilen kullanıcılar tarafından, örnekleri üç boyutlu figür üzerinden gösteren bir uygulama üzerinden değerlendirilmiştir (bkz. Şekil 1). Oynatılan animasyonun ifade ettiği görünür kişilik özellikleri, Beş Faktör Kişilik Kuramı üzerinden, yedi kademeli skalalar kullanılarak değerlendirilmiştir.



Şekil 1: Kullanıcı çalışmasından ekran görüntüsü.

Çalışma sonucunda, her örnek en az 15 kullanıcı tarafından değerlendirilmiş, değerlendirmelerin ortalaması alınarak her örnek için beş farklı kişilik faktörünün [-3,3] aralığında sayısal karşılığı hesaplanmıştır. Bu değerler Beş Faktör Kişilik Kuramında bulunan deneyime açıklık, sorumluluk, dışa dönüklük, uyumluluk ve duygusallık kategorilerini karşılamaktadır.

## B. Hareket Parametreleri

Akademik çalışmalar, insan hareketi üzerinden kişilik ifadesinin mümkün olduğunu göstermiştir. Hareketi oluşturan parçaların ayrı etkilerinden ziyade hareketin bütünü anlamlandırmayı sağlayan ve hareket içindeki çeşitli parametre gruplarının birleşiminden oluşan üst düzey parametrelerin kişilik üzerindeki etkisi daha ön plandadır. Bu olgu, özellikle animasyon üzerinden yapılan değişikliklerle farklı kişilik özelliklerini yansıtan çalışmalarda daha belirgin şekilde gözlemlenebilmektedir. Bu çalışmalar, mevcut animasyonlarda LMA üzerinden yapılan değişiklikler aracılığıyla istenilen kişilik özelliklerini yansıtabilmektedir. Benzer şekilde, animasyonun ifade ettiği kişilik özelliklerinin tespiti için de bu üst düzey parametreler kullanılabilir. Kişilik açısından etiketlenen animasyonlar üzerinden hesaplanabilir parametreler ile kişilik özellikleri arasındaki bağımlılık analiz edilmiştir. Bu analiz sonucu, LMA kategorilerini göz önünde bulunduran 23 üst düzey hareket parametresi belirlenmiştir. Bu parametreler, nitelikleri açısından mesafe, hız, ivme ve açı üzerinden hesaplanmaktadır.

1) *Mesafe*: İki eklemler arasındaki Öklid mesafesi üzerinden hesaplanmaktadır. Vücutta sağ ve sol taraf için simetrik parçaları bulunan eklemler arasındaki mesafe LMA Uzak kategorisini ifade edecek parametrelere karşılık gelmektedir. İlgili eklemler arası mesafe küçük olduğu zaman hareket "doğrudan" Uzak belirtmektedir; bu tarz hareketler çevresel faktörlere karşı

tepki göstermeksizin tek noktaya odaklıdır. Bu mesafe büyük olduğu zaman hareket “dolaylı” Uzay belirtmektedir; bu tarz hareketler çevresel etkenlere önem verir, tek bir noktaya değil de genele odaklıdır. Bu başlık altında iki el ve iki ayak arasındaki mesafe birer parametre olarak kullanılmaktadır. Simetrik eklemler arası mesafenin yanı sıra, ellerin başa göre konumu da hareketi ifade etmede önemli rol oynar. Özellikle kişiliği dışa dönüklük açısından değerlendirirken daha içe dönük ve çekingen hareketlerde eller birbirlerine ve başa daha yakın bulunabilmektedir; öte yandan dışa dönük hareketler daha rahat biçimdedir ve eller birbirlerinden ve baştan uzakta bulunur.

2) *Hız*: Animasyonun ardışık iki karesindeki ilgili eklem yer değiştirmesi üzerinden hesaplanır. Hız belirten parametreler LMA Zaman kategorisiyle ilişkilidir. İnsan hareketinde ellerin ve ayakların hızı, hareketin tarzını yansıtmada daha belirleyici rol oynar; baş ve gövde eklemleri hız açısından daha az değişkenlik göstermektedir. Bu sebeple, sağ ve sol eşler için ayrı olacak şekilde el ve ayak eklemlerinin hızlarını birer parametre olarak kullanılmaktadır. İlgili hız parametreleri açısından yüksek değere sahip hareketler “ani” Zaman belirtir, bu tarz hareketlerin kullanımı dışa dönük ve/veya sorumluluk duygusu düşük, dikkatsiz karakter özellikleriyle ilişkili olarak algılanır. Öte yandan hız parametreleri düşük hareketler “sürekli” Zaman belirtir, bu tarz hareketler içe kapanık ve/veya sorumluluk sahibi kişilik özelliklerini yansıtmaktadır.

3) *İvme*: Ardışık iki hız parametresi arasındaki fark üzerinden hesaplanır. İvme belirten parametreler LMA Akış kategorisiyle ilişkilidir. Yüksek ivme şiddeti barındıran hareket sık hız değişimine uğrar, bu sebeple daha az kontrollü yani serbest biçimde algılanır; “serbest” Akış sorumsuz/dikkatsiz kişilik özellikleriyle ilişkilendirilir. Öte yandan, düşük şiddette ivme barındıran hareketler “sınırlı” Akış belirtir ve sorumluluk sahibi kişilik özellikleriyle ilişkilendirilir. Sağ ve sol eşler için ayrı olacak şekilde el, ayak ve dirsek eklemlerinin ivmeleri birer parametre olarak kullanılmaktadır. İvme grubunda yer alan parametrelere, hız belirten parametrelere farklı olarak dirseklerin de eklenmesinin sebebi buradaki hareketi daha detaylı biçimde yakalayabilmektir. Uzunların hızı el ve ayak gibi uç noktalar üzerinden yeterince iyi ölçülebilmekle birlikte, ivme söz konusu olunca dirseklerin eklenmesi, LMA Akış kategorisini daha isabetli ölçülemek açısından gereklidir. Örneğin, ellerin bir nesneyi tutmakta olduğu durumda hareketin Akış niteliği dirsekler üzerinden belirlenebilecektir.

4) *Açı*: Herhangi üç eklem oluşturduğu pozitif açının radyan cinsinden belirlenmesiyle hesaplanır. Bahsi geçen üç eklem vücutta ardışık uzuvlarla bağlı olması şart değildir; açı, herhangi üç eklemi birleştiren hayali çizgiler üzerinden hesaplanabilir. Bu kategorideki parametreler vücuttaki dizilimlerine göre LMA Uzay veya Ağırlık belirtebilir. Vücudun doğal konumunda yatayda dizilen eklem üçlülere LMA Uzay belirtir; dikeyde dizilen eklem üçlülereyse LMA Ağırlık belirtir. Yatay dizilime sahip açı değerlerinin yüksek olması “dolaylı”, düşük olmasıysa “doğrudan” Uzay belirtir; dikey dizilimdeki açı değerlerininse yüksek olması “hafif”, düşük olması “şiddetli” Ağırlık belirtir. Hafif Ağırlık belirten hareketler daha enerjik ve aktif algılanır, dolayısıyla dışa dönük ve/veya uyumlu kişilik özelliklerini ifade etmeye uygundur. Şiddetli Ağırlık belirten hareketler yere sağlam basan, güç gösteren vaziyettir, dolayısıyla içe kapanık ve/veya uyumsuz kişilik özelliklerini ifade etmeye yatkındır. Bu kategoride yer alan yatay dizilime sahip

parametreler şu şekildedir: Sağ el – kalça – sol el arası açı, sağ dirsek – kalça – sol dirsek arası açı, sağ diz – kalça – sol diz arası açı, sağ ayak – kalça – sol ayak arası açı. Bu kategorideki dikey dizilime sahip parametrelerse şu şekildedir: Kalça – omurga – baş arası açı, sağ omuz – sağ dirsek – sağ el arası açı, sol omuz – sol dirsek – sol el arası açı, sağ bacak – sağ diz – sağ ayak arası açı, sol bacak – sol diz – sol ayak arası açı. Verilen parametreler için ismi ortada yer alan eklemlerin bulunduğu köşeye karşılık gelmektedir.

#### IV. DENEY

Bu bölümde, oluşturulan parametrelerin, örneklerin kişilik özelliklerini tespit konusunda faydalı olduğunu gösterme amacıyla eğitilen yapay sinir ağı modellerinin sonuçları rapor edilmiştir. Çalışmada kullanılan animasyon dosyaları BVH formatında olup bu dosyalar her animasyon karesi için eklemlerin üç boyutlu rotasyon bilgisini içerecek şekildedir, bu her eklem için üç adet sayısal değışkene karşılık gelmektedir; 22 adet temel eklem üzerinden toplamda 66 değışken her animasyon karesindeki pozisyon belirlemektedir. Öte yandan, önceki kısımda anlatılan LMA temelli hareket parametreleri her animasyon karesi için hesaplanabilen 23 değışkene karşılık gelmektedir.

Ardışık kareler üzerinden canlandırılan animasyonlar akıcı bir görüntü oluşturabilmek adına saniyede 30 veya 60 kare gösterecek biçimde tasarlanmıştır. Örneğin, saniyede 30 kare gösteren beş saniyelik kısa bir animasyon, doğrudan BVH formatındaki bilgiler ele alınırsa, toplamda  $30 \times 5 \times 66$ , yani 9900 değışkene sahip olacaktır. Kişilik özellikleri açısından etiketli mevcut örnek sayısı göz önünde bulundurulduğunda bu girdi boyutu oldukça yüksektir. Ek olarak, ardışık kareler animasyonun akıcı halde gösterilmesini sağlamak amacıyla sayısal olarak birbirine oldukça yakın haldedir. Bu sebeple, ardışık karelerin her birini doğrudan kullanmak yerine belirli sayıda ardışık kare üzerinden hesaplanan ortalama değerler kullanılarak parametre miktarı kısıtlanabilir. Ardışık her 6 ve 30 kare üzerinden ortalamaların hesaplanarak girdi vektörlerinin oluşturulduğu iki ayrı deney yapılmıştır. Orijinal animasyonların her 6 veya 30 karelik kesiti aynı kişilik özelliklerine karşılık gelen alt parçalar olarak ele alınmıştır, zira animasyonun bütünündeki özellikler kısaltılmış kesitlerde de benzer şekilde yer alacaktır. Böylece, modelde kullanılacak örnek sayısı da artırılmış olmaktadır.

6 ve 30 karelik animasyon kesitlerinden oluşturulan örnekler ve iki farklı girdi türü kullanarak yapay sinir ağları eğitilip karşılaştırılmıştır. Girdi türlerinden biri çalışmada önerilen LMA tabanlı parametrelerden, diğeri de animasyonun üç boyutlu rotasyon bilgisinden oluşmaktadır. Karşılaştırılan modeller aynı öğrenme ve test kümelerini kullanmaktadır. Her deneyde örneklerin %30’u test için kullanılmıştır; bu ayrımda animasyonların orijinal veri kümesindeki semantik etiketleri göz önünde bulundurulmuştur. Aynı orijinal animasyondan oluşturulan kesitler, hem öğrenme hem de test kümesinde yer alamayacak şekilde paylaştırılarak sonuçların daha genellenebilir olması sağlanmıştır.

Kişilik analiz modelinin geliştirilmesinde Python dili ve TensorFlow kütüphanesi kullanılmıştır. Problemin yapısına uygun biçimde sıralı sinir ağı modelleri kullanılmıştır. Sistemin çıktısı beş ayrı faktöre denk gelen kişilik özellikleridir; animasyon örneklerindeki etiketlenmiş kişilik özellikleri -3 ve 3 aralığındaki sayılar olarak ifade edilmiştir. Bu sayılar, etiketlenimin

yapıldığı kullanıcı çalışması sırasında yedilik bir ölçü birimi kullanılması sebebiyle bu aralıkta bulunmaktadır; dolayısıyla oluşturulan regresyon modeli de bu aralıkta çıktı vermektedir. Sonuçlar rapor edilirken Ortalama Hata Karesi (Mean Squared Error veya MSE) kullanılmaktadır. Bu ölçekte, 1'den küçük hata değerleri yeterince başarılı olarak değerlendirilebilir.

Sinir ağı modellerinin eğitiminde, eğitim oranı  $10^{-4}$  ve toplu iş boyutu (batch size) 32 olarak kullanılmıştır. Modeller 100 tur eğitilmiştir. Tam bağlı ara katmanlarda Üstel Doğrusal Birim (Exponential Linear Units veya ELU) aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Regresyon amaçlayan bir model olması sebebiyle çıktı katmanının aktivasyon fonksiyonu yoktur. Başlangıç ağırlıkları HeNormal seçeneğiyle belirlenip, L1 ve L2 düzenleme yöntemleri ile Yığın Normalleştirme (Batch Normalization) kullanılmıştır. Ardışık iki katman için {16, 32, 64, 128, 256} kümesinde belirtilen birim boyutu kombinasyonları üzerinden belirlenen farklı modeller eğitilmiş ve bu modeller için elde edilen en düşük MSE değerlerinin 5 farklı çalıştırma üzerinden ortalaması rapor edilmiştir.

Sonuçlar, 6 ve 30 karelik kesitler üzerinden eğitilen modeller için Tablo I'de gösterilmiştir. İki durumda da eğitim kümesinin MSE değerleri işlenmemiş animasyonu ve hareket parametrelerini girdi alan modeller için benzer olmasına rağmen test kümesinin MSE değerleri arasında büyük fark görülmektedir. Özellikle katmanların boyutu arttıkça, işlenmemiş animasyon verisini girdi alan sistemler performans açısından kötü etkilenmektedir. Bu tablolarda test kümesi için düşük MSE değeri gösteren modeller başarılı kabul edilir; 6 karelik kesitler açısından en iyi performansı 0.825 MSE değeriyle 64-16 modeli göstermektedir, yine aynı model 30 karelik kesitler için de en iyi performans olan 0.818 değerine sahiptir. Genel olarak, 30 karelik kesitler üzerinden eğitilen modeller daha iyi sonuç vermiştir. Bu durum daha uzun kesitler üzerinden hesaplanan parametrelerin animasyonun genelini daha iyi ifade etmesiyle açıklanabilir. Öte yandan, animasyonlar alt kesitlere bölünmediği durumda örnek sayısının düşük olması sebebiyle sonuçlar olumsuz etkilenmektedir.

## V. SONUÇ

Bu çalışmada, insan hareketleri üzerinden kişilik analizi yapılabilmesini sağlayan LMA temelli hareket parametreleri geliştirilmiştir. Bu amaçla, iki veri kümesindeki animasyon örneklerinin ifade ettikleri kişilikler açısından etiketlendiği bir kullanıcı çalışması düzenlenmiştir. Çeşitli yapay sinir ağı modelleri üzerinden yapılan deneyler göstermektedir ki çalışmada öne sürülen hareket parametrelerinin kullanımı, işlenmemiş animasyon verisi üzerinden eğitilen modellere göre en az üç kat daha isabetli sonuçlar vermektedir.

Mevcut çalışmada eğitilen modeller temel seviyede yapay sinir ağlarından oluşmaktadır, takip eden çalışmalarda kişilik tespit sistemi zamana bağlı girdiyi daha etkili kullanacak biçimde yinelemeli sinir ağlarını kullanabilir. Ek olarak, grafik sinir ağları da insan pozunu içeren verilerin sınıflandırılmasında gelecek vadetmektedir ve çalışmadaki deneylerin çeşitlendirilmesi için kullanılabilir. Bütüncül bir kişilik analiz sisteminin elde edilmesi animasyon üzerinden kişilik özelliklerini yansıtmayı amaçlayan çalışmalar için de faydalı olacaktır. Böylelikle büyük veri kümeleri içerdikleri kişilik özellikleri açısından etiketlenip üretken ağlarda kullanılabilir ve kişilik özellikleri belirlenmiş yeni animasyon örnekleri oluşturulabilir.

TABLO I: EĞİTİLEN MODELLERİ PERFORMANSI

| Girdi Türü:                              | İşlenmemiş Animasyon                    |        | Hareket Parametreleri |       |
|--|---|--------|-----------------------|-------|
|  | Ortalama Hata Karesi (MSE)              |        |                       |       |
| Model                                    | Eğitim                                  | Test   | Eğitim                | Test  |
|  | <b>6 Karelik Kesitlerin Performansı</b> |        |                       |       |
| 32-16                                    | 0.501                                   | 3.108  | 0.407                 | 0.934 |
| 32-32                                    | 0.340                                   | 13.981 | 0.279                 | 0.897 |
| 32-64                                    | 0.412                                   | 5.304  | 0.298                 | 0.954 |
| 32-128                                   | 0.384                                   | 6.063  | 0.252                 | 0.974 |
| 32-256                                   | 0.359                                   | 14.869 | 0.174                 | 0.917 |
| 64-16                                    | 0.420                                   | 2.673  | 0.343                 | 0.825 |
| 64-32                                    | 0.393                                   | 3.726  | 0.293                 | 1.009 |
| 64-64                                    | 0.340                                   | 6.840  | 0.275                 | 0.986 |
| 64-128                                   | 0.292                                   | 3.133  | 0.235                 | 1.047 |
| 64-256                                   | 0.306                                   | 11.448 | 0.194                 | 0.870 |
| 128-16                                   | 0.372                                   | 4.758  | 0.277                 | 1.011 |
| 128-32                                   | 0.325                                   | 5.270  | 0.261                 | 1.062 |
| 128-64                                   | 0.285                                   | 8.095  | 0.230                 | 1.038 |
| 128-128                                  | 0.229                                   | 1.733  | 0.200                 | 0.997 |
| 128-256                                  | 0.217                                   | 11.578 | 0.164                 | 0.899 |
| 256-16                                   | 0.338                                   | 13.893 | 0.255                 | 0.905 |
| 256-32                                   | 0.262                                   | 4.685  | 0.220                 | 0.936 |
| 256-64                                   | 0.203                                   | 10.906 | 0.110                 | 0.919 |
| 256-128                                  | 0.182                                   | 12.015 | 0.139                 | 1.059 |
| 256-256                                  | 0.168                                   | 7.947  | 0.137                 | 1.006 |
| <b>30 Karelik Kesitlerin Performansı</b> |   |        |                       |       |
| 32-16                                    | 0.576                                   | 2.060  | 0.513                 | 0.919 |
| 32-32                                    | 0.560                                   | 6.728  | 0.440                 | 0.931 |
| 32-64                                    | 0.507                                   | 3.702  | 0.337                 | 0.824 |
| 32-128                                   | 0.533                                   | 3.337  | 0.381                 | 0.953 |
| 32-256                                   | 0.500                                   | 12.960 | 0.360                 | 0.880 |
| 64-16                                    | 0.541                                   | 13.681 | 0.356                 | 0.818 |
| 64-32                                    | 0.457                                   | 5.360  | 0.409                 | 0.856 |
| 64-64                                    | 0.467                                   | 4.870  | 0.383                 | 0.843 |
| 64-128                                   | 0.467                                   | 3.074  | 0.357                 | 1.005 |
| 64-256                                   | 0.401                                   | 13.593 | 0.302                 | 0.936 |
| 128-16                                   | 0.501                                   | 6.696  | 0.398                 | 0.850 |
| 128-32                                   | 0.455                                   | 5.497  | 0.362                 | 0.961 |
| 128-64                                   | 0.421                                   | 9.228  | 0.326                 | 0.917 |
| 128-128                                  | 0.329                                   | 6.172  | 0.284                 | 0.965 |
| 128-256                                  | 0.331                                   | 14.439 | 0.230                 | 0.959 |
| 256-16                                   | 0.457                                   | 5.181  | 0.338                 | 0.901 |
| 256-32                                   | 0.301                                   | 4.150  | 0.254                 | 0.860 |
| 256-64                                   | 0.319                                   | 3.037  | 0.251                 | 0.810 |
| 256-128                                  | 0.308                                   | 5.777  | 0.250                 | 0.953 |
| 256-256                                  | 0.284                                   | 5.196  | 0.221                 | 0.877 |

## KAYNAKLAR

- [1] C. Palmero, J. Selva, S. Smeureanu, J. C. J. Junior, A. Clapés, A. Moseguí, Z. Zhang, D. Gallardo, G. Guilera, D. Leiva *et al.*, "Context-aware personality inference in dyadic scenarios: Introducing the UDIVA dataset," in *Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision Workshops*, ser. WACVW '21, 2021, pp. 1–12.
- [2] Y. Hu, C. J. Parde, M. Q. Hill, N. Mahmood, and A. J. O'Toole, "First impressions of personality traits from body shapes," *Psychological Science*, vol. 29, no. 12, pp. 1969–1983, 2018.
- [3] J. A. M. Correa, M. K. Abadi, N. Sebe, and I. Patras, "AMIGOS: A dataset for affect, personality and mood research on individuals and groups," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 12, no. 2, pp. 479–493, 2021.
- [4] F. Durupinar, M. Kapadia, S. Deutsch, M. Neff, and N. I. Badler, "PERFORM: Perceptual approach for adding OCEAN personality to human motion using Laban Movement Analysis," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 36, no. 1, pp. Article no. 6, 16 pages, 2016.
- [5] S. Ghorbani, Y. Ferstl, D. Holden, N. F. Troje, and M.-A. Carbonneau, "ZeroEGGS: Zero-shot example-based gesture generation from speech," in *Computer Graphics Forum*, vol. 42, no. 1. Wiley Online Library, 2023, pp. 206–216.
- [6] M. Kobayashi, C.-C. Liao, K. Inoue, S. Yojima, and M. Takahashi, "Motion capture dataset for practical use of AI-based motion editing and stylization," *arXiv:2306.08861 [cs.CV]*, 2023.
- [7] S. Dewan, S. Agarwal, and N. Singh, "Laban movement analysis to classify emotions from motion," in *Tenth International Conference on Machine Vision (ICMV 2017)*, vol. 10696. SPIE, 2018, pp. 717–724.