Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi
Afyon Kocatepe University – Journal of Science and Engineering
https://dergipark.org.tr/tr/pub/akufemubid

Araştırma Makalesi / Research Article
e-ISSN: 2149-3367
DOI: https://doi.org/10.35414/akufemubid.1772097
CITE: Afyon Kocatepe University Journal of Science and Engineering 26(3) (2026) 626-640

İnsan-Bilgisayar Etkileşimi Kullanılarak İnsan Niyetinin Tespiti ve Yeniden Şekillendirilmesi

*Makale Bilgisi / Article Info
Alındı/Received: 25.08.2025
Kabul/Accepted: 06.05.2026
Yayımlandı/Published: 03.06.2026

Detecting and Reshaping Human Intention via Human-Computer Interaction

Cevdet ŞENCAN[1,4*], Aydan Müşerref ERKMEN[1,2], Aygün ERTUĞRUL[3]

[1] *Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Nörobilim ve Nöroteknoloji Bölümü, Ankara, Türkiye*
[2] *Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Ankara, Türkiye*
[3] *Hacettepe Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Psikiyatri Bölümü, Ankara, Türkiye*
[4] *TUSAŞ - Türk Havacılık ve Uzay Sanayii A.Ş., Ankara.*

© 2026 The Authors | Creative Commons Attribution-Noncommercial 4.0 (CC BY-NC) International License

Öz

Bu çalışmada, insan niyetinin tespit edilmesinin yanı sıra, İnsan-Bilgisayar Etkileşimi (İBE) yöntemi kullanılarak tespit edilen niyetin bilgisayar tarafından önceden belirlenen alternatif bir niyete yeniden şekillendirilmesi amaçlanmıştır. Proaktif görsel uyaranlara dayanan bu yaklaşım, yüz ifadeleri üzerinden derin niyetin belirlenmesini ve psikobiyolojik etki oluşturan tasarlanmış görseller aracılığıyla niyetin yönlendirilmesini hedeflemektedir. Bu kapsamda, gerçek blöf kart oyunu oturumları kaydedilmiş, blöf hamleleri etiketlenmiş ve oluşturulan veri seti Evrişimli Sinir Ağı (CNN) tabanlı derin öğrenme modeli ile eğitilmiştir. Parametre analizleri sonucunda en iyi performansın 64 yığın boyutu ve 40 epokta %95 doğrulama başarısı ile elde edildiği belirlenmiştir. Geliştirilen en iyi model ile blöf niyeti oyun sırasında %68,6 doğruluk oranıyla tespit edilmiştir. Son aşamada, yüz yüze oynanan blöf kart oyunu, İBE yönteminin niyet yeniden şekillendirmede etkin biçimde uygulanabilmesi amacıyla bilgisayar arayüzü bulunan kontrollü bir deney ortamına dönüştürülmüştür. Tespit edilen mevcut niyet, tasarlanan görsel şekillerin bilgisayar arayüzü aracılığıyla oyuncu üzerinde oluşturduğu psikobiyolojik duygusal etki yoluyla yeniden şekillendirilmiştir. Deneysel bulgular, geliştirilen proaktif İBE sisteminin oyuncu niyetini %75 başarı oranıyla yeniden yönlendirebildiğini ve bu başarının rastlantısal olasılıktan anlamlı derecede yüksek olduğunu göstermektedir (iki yönlü binom testi). Elde edilen bulgular, proaktif görsel uyaran temelli İBE yaklaşımının, insan niyetinin hem gerçek zamanlı tespiti hem de kontrollü biçimde yeniden şekillendirilmesi açısından uygulanabilir ve etkili bir yöntem sunduğunu ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: *Niyet yeniden şekillendirme; İnsan bilgisayar etkileşimi; Proaktif uyaran etkisi yaklaşımı; Niyet tespiti.*

Abstract

In this study, beyond detecting human intention, the identified intention is reshaped into a computer-predefined alternative intention through a Human–Computer Interaction (HCI) framework. This proactive visual stimulus–based approach aims to determine deep intention from facial expressions and guide it using specially designed visual stimuli that induce psychobiological effects. Within this scope, real bluff card game sessions are recorded, bluff actions are labeled, and the resulting dataset is used to train a Convolutional Neural Network (CNN)–based deep learning model. Parameter analyses indicate that the best performance is achieved with a batch size of 64 and 40 epochs, reaching 95% validation accuracy. Using the best-performing model, bluff intention is detected during gameplay with an accuracy of 68.6%. In the final stage, the face-to-face bluff card game is transformed into a controlled experimental environment with a computer interface to enable effective application of the HCI-based intention reshaping process. The detected intention is reshaped through the psychobiological emotional influence generated by the designed visual stimuli delivered via the computer interface. Experimental results demonstrate that the proposed proactive HCI system redirects player intention with a 75% success rate, which is significantly higher than random chance (two-tailed binomial test). These findings indicate that the proactive visual stimulus–based HCI approach provides a feasible and effective method for both real-time detection and controlled reshaping of human intention

Keywords: *Intention reshaping; Human-computer interaction; Proactive stimulus impact approach; Intention detection.*

1. Giriş

İnsan, konuşma, işaret, resim çizme, yazı yazma gibi pek çok yol ile kendisini ifade edebilmekte ve vermek istediği mesajı karşısındaki diğer insanlara aktarabilmektedir (Çağıltay 2011). Aktarmak istediği mesajın doğru ya da yeterli düzeyde aktarılamadığı durumlarda ise aktarım yöntemini geliştirmiş veya farklı yöntemler üretmiştir. Son yarım yüzyılda bilgisayarların sürekli artan düzeyde insan hayatına girmesiyle insanoğlu için bahse konu aktarım yöntemi İnsan Bilgisayar Etkileşimi (İBE) olmuştur. Özellikle son on yılda hayatımıza giren akıllı sistemlerin olmazsa olmazı bilgisayar kontrolü olduğundan aslında İBE günlük yaşantımızda büyük bir öneme sahiptir. İBE; cep telefonlarından akıllı cihazlara, giyilebilir cihazlardan

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author: Cevdet ŞENCAN e-posta/e-mail: sencan.cevdet@metu.edu.tr

otonom ulaşım araçlarına kadar neredeyse tüm alanlarda yerini almış bir yöntemdir.

Bu konuda ilgi çekici bir araştırma alanı, yüz ifadeleri kullanılarak insan niyetlerinin belirlenmesi, niyetlerin etkilenmesi ve yeniden şekillendirilmesidir. Zihin Kuramı (ZK), yüz ifadeleriyle dışa vurulan duyguların, bu ifadelerin altında yatan niyetlerinin önemli göstergeleri olduğunu belirtmektedir. ZK, insanların davranışlarını yorumlayarak inançlarını, bilgilerini ve niyetlerini anlama kapasitesini açıklamaktadır (Navarro 2022). Paul Ekman, duyguların insanlar arasındaki iletişimde ve diğer insanları anlama sürecinde temel nitelikte olduğunu ifade etmektedir (Ekman ve Oster 1979). Nihayetinde; görüntü işleme yöntemiyle insan yüz ifadelerini, yani duygusal durumlarını tespit etme ve bağlantılı olarak insan niyetlerini belirleme, hem teknolojik (Anwar vd. 2016) hem de psikolojik (Ekman ve Oster 1979) boyutları olan önemli bir araştırma alanı oluşturmaktadır.

Yüz ifadeleri kullanılarak insan niyetinin tespit edilmesi aynı zamanda ses, bakış (Singh vd. 2018) ve davranışlar veya insan duruşu (Li vd. 2020) ve hareketlerinin analizi yoluyla da belirlenebilir. Akıllı ve otonom robotların insan yaşamında vazgeçilmez bir yer almasıyla birlikte insan-robot etkileşimleri kapsamında insan niyetlerinin değerlendirilmesi önemli bir ilgi alanı olarak ortaya çıkmaktadır (Nakauchi vd. 2003, Noguchi vd. 2003, Koo ve Kwon 2009). Bahse konu insan robot etkileşimi alanında yürütülen öncü çalışmalardan biri olarak, Durdu ve arkadaşları İnsan-Robot Etkileşimi (İRE) kullanılarak insan niyetlerini tespit etmenin ötesinde (Durdu vd. 2016, Durdu vd. 2011) aynı zamanda robotik etkileşim kullanılarak insan niyetlerini yeniden şekillendirmeye çalışmaktadır. Bu bakış açısı nispeten yenidir ve bu alanda yapılan araştırmalar sınırlı sayıdadır (Terada vd. 2007).

Derin niyet, insanların günlük yaşamlarında belirli koşullar altında sıklıkla ifade ettikleri fakat davranışta ortaya çıkma gereksinimi hissetmeden uykuda bekleyen dürtüler olarak nitelendirilmiştir (Er ve Erkmen 2016). Bu derin niyetlerin uyandırılabileceği, davranışsal eylem ve niyetlere dönüştürülebileceği birçok araştırmada belirtilmiştir (Webb ve Sheeran 2006). İnsan niyetinin yeniden şekillendirilmesi ise, bireylerin hedeflerini veya niyetlerini, fiziksel çevrelerine ve psikolojik durumlarına ilişkin algılarını etkileyen çevrede ilgili değişiklikler yaparak kontrol edilebilir şekilde değiştirme olarak tanımlanmıştır (Görür ve Erkmen 2014). Bu yeni araştırma alanından elde edilen bulgular, insan niyetlerinin değişmesinin davranışları da değiştirebileceğini göstermektedir (Terada vd. 2007, Er ve Erkmen 2016, Meltzoff 1995, Şencan 2024, Şencan 2026).

İnsan niyetinin yalnızca tahmin edilmesi değil, robot hareketleri aracılığıyla yeniden şekillendirilmesi İnsan-Robot Etkileşimi (HRI) alanında yeni ve önemli bir araştırma yönü olarak ele alınmaktadır. Observable Operator Models (OOM) ve Hidden Markov Models (HMM) tabanlı yaklaşımların kullanıldığı çalışmalar, robotların uygun hareket stratejileriyle insan niyetini hedeflenen alternatif niyetlere yönlendirebildiğini ve özellikle OOM modellerinin daha hızlı karar verebildiğini göstermektedir (Durdu vd. 2019).

Yeniden şekillendirilecek insan niyetlerinin öncelikle doğru, hassas ve güvenilir şekilde tanınması ve tespiti bir diğer önem arz eden konudur. Derin öğrenme alanında en etkili çözümlerden biri olan Evrişimsel Sinir Ağı (CNN) yöntemi, özellik çıkarımı ve veri madenciliği konularında çok sayıda çalışmada kendini ispat etmiştir (He vd. 2015, Fernando vd. 2016, Sheng vd. 2016). Büyük veri kümelerini yönetirken gerekli örüntü tanıma, görüntü sınıflandırma ve yorumlama gibi görevlerde mükemmel sonuçlar vermektedir. Ayrıca, transfer öğrenme tabanlı CNN yaklaşımlarında mimari ve aktivasyon fonksiyonu tercihlerinin sınıflandırma performansı üzerinde belirleyici olduğu gösterilmiştir (Habek vd. 2024). Bu bulgular, CNN tabanlı modellerin farklı problem alanlarına uyarlanabilirliğini ortaya koyarak, yüz ifadelerine dayalı niyet tespiti sistemlerinin metodolojik altyapısını desteklemektedir.

Bilimsel literatürde insan niyetinin yönlendirilmesi ve yeniden şekillendirilmesi konusu sadece davranışsal modeller ve psikoloji alanında değil, insan-makine etkileşimi (HMI/HCI) bağlamında da araştırılmaktadır. Örneğin, hologramlar kullanılarak insan karar verme niyetinin etkilenip etkilenemeyeceğini inceleyen deneysel bir çalışma, holografik artırılmış gerçeklik ortamında niyetin dış uyaranlara bağlı olarak değişebileceğini göstermektedir (Erdoğan vd. 2020). Bu çalışmada, Microsoft Hololens cihazı kullanılarak geliştirilen bir bellek oyunu üzerinden hologramların karar verme süreçlerini nasıl etkilediği araştırılmış ve çoğu kullanıcıda niyetin hologram tarafından değiştirildiği raporlanmıştır.

Son yıllarda, yüz ifadelerine dayalı aldatma ve niyet tespiti üzerine yapılan çalışmalar önemli ölçüde artmıştır. Özellikle mikro-ifadelerin aldatma tespitindeki rolünü inceleyen çalışmalar, istemsiz ve kısa süreli yüz hareketlerinin güvenilir davranışsal ipuçları sunduğunu ortaya koymaktadır (Yıldırım vd. 2023). Bu bağlamda, mikro ifadelerin derin öğrenme temelli sınıflandırma modelleri ile analiz edilmesi, insan gözlemcilerin tespit etmekte zorlandığı ince davranışsal farklılıkların otomatik olarak belirlenmesine imkân tanımaktadır.

Benzer şekilde, yüz yönelimi, bakış hareketleri ve kas aktivasyonları gibi görsel ipuçlarını kullanan CNN tabanlı yapay zekâ modelleriyle otomatik aldatma tespiti gerçekleştiren çalışmalar, geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerine kıyasla daha yüksek doğruluk oranlarına ulaşmıştır (Dinges vd. 2024). Bu çalışmalar, derin öğrenmenin karmaşık davranış örüntülerini modellemede güçlü bir araç olduğunu göstermektedir.

Çizelge 1. Seçilmiş literatür çalışmalarının karşılaştırmalı özeti tablosu

Çalışma	Veri türü	Model	Başarı	Sınırlı Yönler	T/YŞ
Li vd. 2020	RGB görüntüler + Optical Flow (2D video verisi)	Two-stream CNN (Spatial + Temporal Network), ResNet18 tabanlı	%74 (önerdikleri dataset), %77 (IfM dataset, final fusion)	Spatial stream (tek başına RGB) intention prediction için yeterince ayırt edici değil; temporal bilgi kritik.	T
Görür ve Erkmen 2014	Video tabanlı insan konum ve yönelim verisi; insan-robot etkileşim verisi	HMM (intention estimation) + Elastic Network (trajectory/ waypoint generation)	Sayısal başarı metriği raporlanmamış; başarı deneysel senaryolar üzerinden gösterilmiş	Nicel performans metriği eksik; kontrollü ortam	T + YŞ
Durdu vd. 2016	Video tabanlı veri (üst ve yan kamera); insan konumu, robot konumu ve insan postür başlık yönü (PCA ile çıkarım)	HMM (intention estimation) + PCA (posture heading extraction)	%68 (ilk karşılaşma)	kontrollü deney ortamı	T + YŞ
Er ve Erkmen 2016	Video tabanlı insan-robot etkileşim verisi; insan konumu, yönelimi ve hareket trajektorileri	HMM (intention estimation) + Robot feedback strategy (trajectory-based intervention)	Sayısal başarı metriği raporlanmamış; deneysel senaryolar ve olasılık karşılaştırmaları sunulmuş	Nicel performans metriği eksik; senaryo tabanlı değerlendirme	T + YŞ
Erdoğan vd. 2020	AR ortamında davranışsal etkileşim verisi (Hololens); kullanıcı kararları, hata sayıları, oyun performans verileri	Finite State Machine (FSM) tabanlı hologram kontrol algoritması	%83 (hologramı fark eden kullanıcıların %83'ü ipuçlarına güvenerek kararını değiştirmiştir)	Nicel sınıflandırma metriği sınırlı; oyun senaryosuna özgü deneysel tasarım	T + YŞ
Yıldırım vd. 2023	Yüz ifadesi / mikro ifade(video)	Derin öğrenme tabanlı sınıflandırma modeli (CNN tabanlı yapı)	%74,17 (önerdikleri dataset),	Mikro ifade güvenilirliği tartışmalı	T
Dinges vd. 2024	Sürüş simülasyonu verisi; araç sensörleri, sürücü kontrol girdileri ve davranışsal karar verileri	RNN Recurrent-Neural-Network	Çalışmada sınıflandırma başarısı yerine tahmin performansı ve karşılaştırmalı model başarımı raporlanmıştır.	Gerçek dünya yerine simülasyon ortamı	T
Monaro vd. 2022	Video interview verisi	SVM (OpenFace AUs), LSTM, C3D, IDT + SVM karşılaştırması	En iyi performans: OpenFace + SVM → AUC = [0,72-0,78] (unexpected questions fazı); İnsan değerlendirmesi: Başarı ≈ %57	Laboratuvar ortamı (low-stakes); model açıklanabilirliği sınırlı	T
Alaskar vd. 2023	Çok modlu (metin, ses, video, EEG)	Derin öğrenme ve makine öğrenmesi yaklaşımlarının literatür analizi (CNN, LSTM, Transformer vb.)	Çalışma bir derleme niteliğindedir; literatürde birçok çalışmada < %70 başarı raporlandığı belirtilmiştir	Derleme çalışmasıdır; özgün deneysel model sunulmamış; gerçek dünya veri setlerinin sınırlılığı ve düşük genellenebilirlik vurgulanmıştır	T
T: Tespit , YŞ: Yeniden şekillendirme					

Aldatma tespiti alanında gerçekleştirilen kapsamlı bir derleme çalışması ise, akıllı tekniklerin (özellikle derin öğrenme ve hibrit modellerin) aldatma sınıflandırmasında umut verici sonuçlar verdiğini, ancak veri seti büyüklüğü ve çeşitliliğinin model başarımı üzerinde kritik bir rol oynadığını vurgulamaktadır (Alaskar vd. 2023). Bu durum, deneysel tasarımın ve performans değerlendirme metriklerinin önemini ortaya koymaktadır.

Ayrıca video tabanlı yüz ifadesi analizleri üzerinden yapılan karşılaştırmalı çalışmalarda, yapay zekâ sistemlerinin aldatma tespitinde insan gözlemcilere kıyasla daha tutarlı ve ölçülebilir performans sergilediği rapor edilmiştir (Monaro vd. 2022). Bu bulgular, otomatik niyet tespiti sistemlerinin insan-bilgisayar etkileşiminde güvenilir karar destek mekanizmaları olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

Bu makalede, özgün olarak tasarlanan çeşitli proaktif uyarıcılar duygusal tetikleyici olarak kullanılarak oyuncuların derin niyetlerinin gerçek zamanlı olarak ortaya çıkarılması hedeflenmiştir. Aynı zamanda tespit edilen mevcut niyetin, bilgisayar tarafından önceden belirlenmiş farklı bir niyete yeniden şekillendirilmesi insan-bilgisayar etkileşimine yönelik yenilikçi bir yaklaşımdır. İnsan niyetinin yeniden şekillendirilmesini konu alan sistemimizin İBE etkinliğinin doğru şekilde değerlendirilebilmesi amacıyla en iyi deney ortamı olarak blöf kart oyunu tercih edilmiştir. Burada, oyuncunun

hamle niyetinin ip uçlarını gösteren yüz ifadelerindeki değişikliklere odaklanılmıştır. Sistemimizin mevcut derin niyeti tespit edebilmesi amacıyla CNN tabanlı bir eğitim yöntemi kullanılmıştır. Böylece yeniden şekillendirilecek mevcut niyetin tespiti ve derin niyetin ortaya çıkarılması için oyuncuyla etkileşim gerçekleştirilir. Bu eğitilmiş model, gönüllü oyuncuların katılımıyla doğala yakın bir ortamda yürütülen deneysel süreçten (özellikle blöf oyunu) elde edilen gerçek zamanlı videolar kullanılarak geliştirilmiştir.

Bu makale, özellikle blöf yapmaya niyetlenen oyuncunun bu niyetini, bilgisayar etkileşim sistemi tarafından uygun proaktif uyarıcılar aracılığıyla, örtük olarak, önerilen alternatif niyetlere şekillenmesini nasıl kolaylaştırdığına ilişkin bir performans analizi sunmaktadır. Bu hedefi gerçekleştirmek için, etkileşim sırasında proaktif psikolojik uyarıcılar olarak hizmet eden çeşitli görseller tasarlanmıştır. Bahse konu proaktif psikolojik unsurlar, bu çalışmayı İRE yöntemiyle gerçekleştirilmiş az miktardaki insan niyetinin yeniden şekillendirilmesi alanındaki çalışmalardan (Durdu vd. 2011, Terada vd. 2007, Er ve Erkmen 2016, Görür ve Erkmen 2014) ayırmaktadır.

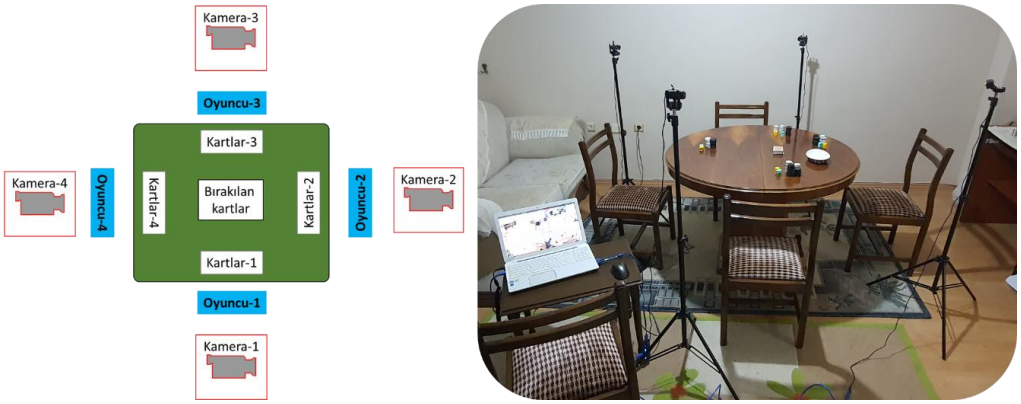
Bu çalışmanın literatüre başlıca katkıları aşağıda maddeler halinde sunulmuştur:

• Blöf oyunu bağlamında, oyuncu yüz ifadelerinden derin niyet tespiti ve niyetin yeniden şekillendirilmesini birlikte ele alan özgün bir İnsan-Bilgisayar Etkileşimi (İBE) çerçevesi önerilmiştir.
• Gerçek zamanlı video verileri kullanılarak CNN tabanlı bir derin öğrenme modeli geliştirilmiş ve oyuncuların örtük niyetlerinin sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir.
• Proaktif psikolojik uyarıcıların (görsel tetikleyiciler) insan niyetinin yeniden şekillendirilmesindeki etkisi deneysel olarak analiz edilmiş ve sistem performansı blöf oyunu senaryosu üzerinden değerlendirilmiştir.
• İnsan niyetinin yalnızca pasif biçimde tespit edilmesi yerine, etkileşim yoluyla yönlendirilmesini hedefleyen bütünleşik bir karar destek yaklaşımı sunulmuştur.
• İnsan-robot etkileşimi literatüründe sınırlı sayıda ele alınan niyet yeniden şekillendirme problemini, insan-bilgisayar etkileşimi bağlamında deneysel bir oyun ortamında inceleyen güncel ve özgün bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

2. Materyal ve Metot

2.1 Deneysel Yapılandırma

Oyuncuların yüz ifadelerinde gerçekleşecek muhtemel değişiklikleri gözlemlemek ve bu değişiklikleri oyun sırasında ortaya çıkan davranışsal niyetlerle ilişkilendirmek için en uygun deneysel ortamın Blöf Kart Oyunu olduğu değerlendirilmiştir. Ayrıca, İBE sistemimizin model eğitimi ve doğrulaması için kontrollü deney ortamı olarak gerçek oyun seansları kullanılmıştır. Blöf kart oyununda temel amaç etkili bir şekilde blöf yapmak ve oyunu kazanmaktır. Bu durum düşünüldüğünde, blöf oyunu, hamleler arasında psikolojik analiz gerektiren mantıksal bir oyun olarak da tanımlanabilir. Bu nedenle, mantığa dayalı kararlar alabilen ve tavırları ve yüz ifadeleriyle başkalarını ikna edebilen, ancak elinde bulundurduğu kartlarının gerçek durumunu yüz ifadesinde açık etmeyen oyuncu, kazanmaya en yakın oyuncudur. Ancak Ekman ve Oster (1979), insanların etkileşimde bulundukları kişi tarafından çoğunlukla algılanamadığı, belirli duygusal durumlarda mikro ifadeler sergileyebileceğini belirtmektedir. Mikro ifadeler, istemsiz olarak ve saniyenin 1/25'i süreyle meydana gelen kısa yüz ifadeleri olarak tanımlanmaktadır. Bu mikro ifadeler kendiliğinden ortaya çıktıklarından, tamamen bastırılamaz veya gizlenemezler. Bir insan blöf yaparken içinde bulunduğu duygu durumuna göre bu mikro ifadeleri sergileyebilir. Sonuç olarak, geliştirilen İBE sistemi bu mikro ifadeleri başlangıçta gerçek oyun videolarından elde edilen kapsamlı verilerden öğrenerek tespit etmeyi amaçlamaktadır.



Şekil 1. Önerilen deneyin kavramsal tasarımı ve uygulanan deney düzeni

Bu nedenle, bu çalışmada, sistemin niyet tespiti yapabilmesi amacıyla eğitilecek model için gerekli veriler kontrollü deney aşaması sırasında, kameralar kullanılarak oyuncuların yüzleri, ellerindeki kartları ve masadaki kartları kaydedilmiştir. Bu kurulum, oyuncuların hamle sırasındaki yüz ifadeleri, duygusal durumları ve oyuncuların elindeki kartlar ile eylemleri (davranışsal niyetler) arasındaki potansiyel bağlantıları belirlemek için tasarlanmıştır. Sonrasında ise, ilişkili yüz ifadelerini belirlemek ve etiketlemek amacıyla yüz ifadeleri ve eldeki kartlar aynı zaman ölçeğinde gözlemlenmiştir.

2.2 Veri Toplama

Blöf kart oyunu öğrenmesi basit ve hızlı; oynaması ise kolay bir oyundur. Bu çalışma, her oyuncunun 13 kartı olacak şekilde dört katılımcıyla gerçekleştirilmiştir. Oyuncular kare bir masa etrafına otururken oyun oturumları her oyuncunun arkasında bulunan toplam dört kamera kullanılarak kaydedilir. Her bir kamera, arkasında bulunduğu oyuncunun elindeki kartları ve masanın karşısındaki oyuncunun yüz ifadelerini yakalamak için doğru açı ve yükseklikte yerleştirilmiştir. Taslak düzeni ve gerçek deney kurulumunun yer aldığı Şekil 1'de gösterildiği gibi, deney 4 oyuncu, 4 kamera ve oyun kartlarından oluşmaktadır.

Dört kameradan aynı anda elde edilen görüntülerin tek bir karede birleştirilmesi için "Splitcam (2022)" uygulaması kullanılmıştır. Eğitim işlemi, toplam 10 gönüllü oyuncunun katılımıyla gerçekleştirilen 64 blöf kart oyunu kullanılarak yapılmıştır. Katılımcılar, 20–30 yaşları arasındaki üniversite öğrencileri veya yeni mezunlardan oluşmakta olup, erişilebilirlik, oyun ilgisi ve blöf ya da strateji temelli oyun deneyimi gibi kriterlere göre seçilmiştir. Cinsiyet dağılımı açısından, 10 katılımcının 7'si erkek, 3'ü kadındır. Deneyin amacıyla ilgili olarak oyun öncesinde katılımcılara herhangi bir bilgilendirme yapılmamıştır. Tabii ki her oyunda olduğu gibi blöf kart oyunu da (Lorenz vd. 2015, Green ve Bavelier 2012)'de önerildiği gibi bir ödül mekanizması içermektedir. Oyuncunun hamle sırasında masaya bıraktığı kartların, elindeki kartlardan ayrılırken tespit edilmesi blöf etiketlemesinin yüksek doğrulukla gerçekleştirilmesini sağlar. Tespit edilen ve etiketlenen blöf hamleleri oyun zamanı ve oyuncu ile eşleştirilerek bir niyet matrisi üretilmiştir. Böylece, tüm niyet matrisleri tüm oyunlardan alınan kayıtlar incelenerek gerçekleştirilmiştir.

Ekman'a göre, hafif bir gülümseme, kaşların hızla kalkması ve istemsiz göz hareketleri gibi mikro ifadeler insanlarda benzer şekilde ortaya çıkmaktadır (Ekman ve Oster 1979). Mikro ifadelerin doğru şekilde gözlemlenebilmesinde kilit nokta, insanın olağan davranışından sapan ve duruma uygun beklenen davranışlarıyla uyuşmayan ifadelerin tespit edilmesidir. Ayrıca, başka insanların davranışlarını, ifadelerini, jestlerini ve diğer sözlü olmayan sinyalleri algılamayı kapsayan zihin kuramı (ZK), diğer insanların zihinsel durumlarını anlamada algısal süreçlerin çok önemli olduğunu gösterir (Byom ve Mutlu 2013). Önceki çalışmaların perspektiflerinden yola çıkarak, deneysel ortamda oyuncuların blöf yaparken gösterebileceği mikro ifadeler sistematik olarak izlenmiş ve analiz edilmiştir. Bu mikro yüz ifadeleri arasında kısa süreli gülümsemeler, kaş kalkmaları veya göz hareketleri gibi tepkiler yer almakta olup, her oyuncunun temel davranış düzeyinden sapmalar oyun boyunca takip edilmektedir. Bu işlemler, niyet matrisinde kaydedilen dakika ve saniye bilgileri baz alınarak gerçekleştirilmiştir. Niyet matrisinde belirtilen dakika ve saniyeler içinde, yüz ifadelerindeki anlık değişimler tespit edilmiş ve video kareleri tek tek sıralı bir şekilde incelenerek etiketlenmiştir. Ayrıca, daha önce blöf olarak işaretlenmiş eylem ve dizilimleri niyet matrisinde inceleyerek, gözlenen mikro ifadeleri karar alma süreçleriyle ilişkilendirmemiz mümkün olmuştur. Bu çift yönlü yaklaşım, sözsüz davranışsal ipuçları ile aldatıcı niyetler arasındaki ilişkiyi daha hassas ve detaylı bir şekilde anlamamıza olanak sağlamış, oyuncuların oyunda ne zaman ve nasıl blöf yaptıklarını ortaya koymuştur. Bu bilgiler değerlendirildiğinde, deney ortamında gerçekleştirilen blöf oyununda oyuncuların tam blöf yaptığı esnada yüzlerindeki deneysel mikro ifadeler incelenmiştir. Böylece, daha önce blöf olarak etiketlenen ve niyet matrisine işlenen anlar incelenmiş ve Şekil 2'de gösterildiği gibi toplam 1.345 blöf yapan yüz ifadesi kaydedilmiştir.



Şekil 2. Blöf olarak etiketlenen yüz ifadelerine ilişkin örnekler

Blöf yüz ifadelerinin eğitim amacıyla kaydedilmesi sırasında, HD görüntüden yalnızca etiketlenen yüz bölgesi kırpılarak ilk boyut azaltma işlemi gerçekleştirilmiştir. Böylece HD görüntünün bu büyük ve gereksiz bölümü ortadan kaldırılırken hem hesaplama yükü hem de işlem süresi önemli ölçüde azaltılmıştır. Blöf hamlesi ile ilişkili mikro ifadeleri tespit edebilecek bir model geliştirmek amacıyla 1.345 blöf yüz ifadesinin kaydedildiği veri seti eğitim sürecinde kullanılmıştır.

2.3 Eğitim Aşaması

Evrişimli sinir ağı tabanlı derin öğrenme algoritması kullanılarak önceki aşamada elde edilen blöf yüz ifadesi görüntüleri işlenmiştir. Çıkış katmanında softmax sınıflandırıcı kullanıldığı için dataset dengeli ve eşit sayıda blöf ve blöf olmayan etiketli yüz ifadeleri bulunacak şekilde oluşturulmuştur. Gerçekleştirilen bu işlem neticesinde eğitilmiş bir model geliştirilmiştir. Bu çalışma için Python sürüm 3.9 (64 bit) programlama dili kullanılmıştır. Oluşturulan algoritmanın verimliliğini artırmak, sonuçlara ve hatalara hızlı şekilde yanıt vermeyi kolaylaştırmak ve hesaplama süresini en aza indirmek amacıyla Google Colab ve Türk Ulusal Bilim e-Altyapısı (TRUBA) ortamları kullanılmıştır (Truba 2022). Transfer öğrenmesini kullanarak, Transfer öğrenme algoritması (2022)'ndan esinlenerek Lin (2022)'in çalışmasındaki yaklaşıma benzer şekilde 4 evrişimsel katman ve 3 tam bağlı katmandan oluşan derin öğrenme algoritması oluşturulmuştur. Her evrişimsel katman, ReLU aktivasyonu, batchnormalizasyon, maksimum havuzlama (2x2) ve dropout işleviyle birlikte; değişen sayıda "3x3" evrişim filtresinden oluşmaktadır. Her tam bağlı katman farklı sayıda tam bağlı nöron, ReLU, batchnormalizasyon ve dropout fonksiyonu içerir. Çıktı katmanında ise sigmoid fonksiyonunun uç bölgelerindeki düşük gradyan kaynaklı saturasyon sorunu bulundurması nedeniyle daha güvenilir sonuçlar üreten softmax aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir. Aşırı uyumu azaltmak için (Han vd. 2018) ve eğitim seti genişledikçe test doğruluğu arttığı için (Luo 2018), derin öğrenme ve bilgisayar görüşünde sıklıkla kullanılan tensorflow kitaplığından "imagedatagenerator" işleviyle mevcut veri setini arttırılmıştır. Ön işlemden geçirilmiş veriler %80'i eğitimde ve %20'si doğrulamada kullanılacak şekilde bölünmüştür. Model derleme aşamasında, öğrenme oranı 0,0001 olarak ayarlanmış, kayıp fonksiyonunda ise "Adam" optimizör kullanılmıştır. Ayrıca, elde edilen sonuçlara göre modelleri iyileştirebilmek amacıyla eğitim başarısı ve kaybı ile doğrulama başarısı ve kaybı değerleri kaydedilmiştir.

2.4 Niyet Tanıma

Bir önceki aşamada derin öğrenme algoritması ile eğitilen en iyi model, niyet tespiti sürecinde tespit algoritmasında kullanılmıştır. Bu aşamada, test sürecinde kullanmak amacıyla saklanan (eğitim veya doğrulamada kullanılmayan) üç farklı blöf kart oyunu videosu kullanılmıştır. Test için saklanan oyunlarda toplam 25 farklı blöf hamlesi bulunmaktadır. Geliştirilen niyet tespit algoritması bu hamlelerin tespit edilip edilemeyeceğini test etmek amacıyla kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar ve performans analizleri 3.2 alt bölümünde incelenmiştir.

2.5 Niyet Yeniden Şekillendirme

İBE sistemini doğru ve etkili bir şekilde kullanabilmek amacıyla proaktif uyarıcılar her bir seferde sadece bir hedef oyuncuya uygulanmıştır. Gerçek bir yüz yüze blöf oyununda, bilgisayar tarafından ortaya çıkarılan görsel uyarıcılar kullanılarak, niyeti yeniden şekillendirmek istenen hedef oyuncuya yönelik müdahale, tüm oyuncuları etkileyeceğinden, deney ortamı kontrollü olacak şekilde dönüştürülmüştür. Oyuncular arasında yalnızca bir hedef oyuncuyu etkileyen proaktif görsellerin sağlıklı kullanılabilmesi amacıyla dizüstü bilgisayarlar kullanılarak yeni bir oyun yaklaşımı oluşturulmuştur. Bu nedenle, yeniden şekillendirmeyi kolaylaştırmak, daha etkili ve verimli hale getirebilmek için, oyuncuların elinde tuttuğu gerçek kartlar yerine dizüstü bilgisayarlarda kurulu blöf oyunu ve oyun içindeki kartlar kullanılarak insan-bilgisayar etkileşimi yöntemi uygulanmıştır.



Şekil 3. İnsan niyetinin yeniden şekillendirilmesi amacıyla oluşturulan deney ortamı

Ayrıca yeniden şekillendirme etkisini arttırabileceği düşüncesiyle, proaktif görsellerin oyuncuların odaklandığı dizüstü bilgisayar ekranına sunulması sağlanmıştır. Böylece tasvir edilen kontrollü deney ortamı Şekil 3'te görüldüğü gibi kurulmuştur. Oyuncuların yeniden şekillendirme hedefinden habersiz şekilde, fiziki olarak

yan yana olmalarına karşın bilgisayarları kullanarak sanal bir ortamda aynı oyuna katılmaları sağlanmıştır. Dört oyuncunun dizüstü bilgisayarlarını kullanarak bir masa etrafında oynadığı bir blöf oyununda, hedef oyuncunun bilgisayarında bulunan niyet yeniden şekillendirme algoritması çalıştırılarak blöf niyeti tespit edilmektedir. Şekil 3'te görüldüğü gibi, hedef oyuncunun bilgisayarının dahili web kamerası, sisteme girdi olacak görüntüleri sağlamaktadır. Ek olarak, harici bir web kamerası hedef oyuncunun yüz görüntülerini eş zamanlı olarak aktarmaktadır. Hedef oyuncunun bilgisayar ekranı ve hedef oyuncunun yüz görüntüsü ekranın sağ alt köşesinde olacak şekilde Splitcam kullanılarak kaydedilmiştir. Sonuç olarak, bilgisayar ekranındaki hamlelerin hangi oyuncuya ait olduğu ve bu hamleleri yaparken sergiledikleri yüz ifadeleri kaydedilmiş olur. Geliştirilen İBE sistemi oyun sırasının hedef oyuncuya geldiğini belirlediğinde, blöf tespiti için taramaya başlar. Hedef oyuncu blöf yapmayı amaçlıyorsa ve sistem bu niyeti tespit ederse, oyuncunun ekranına, bilgisayar tarafından istenen bir niyeti temsil eden proaktif görsel uyarıcı (tekrarını önlemek için önceden tarafımızca belirlenmiş) gösterilir ve oyuncunun mevcut blöf niyeti yeni bir niyete dönüştürülür. İnsan niyetini yeniden şekillendirme sistemini gösteren blok diyagramı Şekil 4'te sunulmuştur.

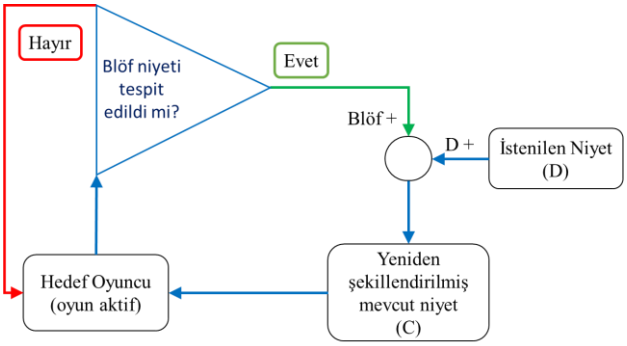
Blöf niyetinin tespit edilmesi durumunda sistem çok hızlı (birkaç milisaniye) reaksiyon göstererek proaktif görsel ile yeniden şekillendirme sürecini başlatmaktadır. Bununla birlikte blöf niyeti tespiti ve hamlenin gerçekleştirilmesi arasındaki süre de önemlidir. Bilişsel karar süreci, duygusal düzenleme, davranışsal ipuçlarının oluşması, motor hareket, dikkat düzeyi ve stratejik gecikme gibi insan kaynaklı faktörler bu süreyi etkilemektedir. Fakat proaktif sistemimizin blöf niyeti tespiti neticesinde gösterdiği ve oyuncunun habersiz olduğu görsel ile etkileşimi bu süreyi ve süreci haliyle etkilemektedir.

Niyet yeniden şekillendirmenin performans analizi 3.3 alt bölümünde tartışılmıştır.

2.6 Proaktif Uyarıcı Etki Yaklaşımı

İnsan niyetinin yeniden şekillendirilmesi sürecinde, kişinin psikolojisi önemli bir rol oynar. Çünkü insanın gerçekleştirmekte olduğu bir eylemi ya da niyeti bırakıp başka bir niyete geçme isteği mevcut psikolojik durumundan oldukça etkilenmektedir. Bununla birlikte, niyet yeniden şekillendirme amacıyla tercih edilen uyarıcıların özellikleri, yeniden şekillendirmeyi doğrudan etkileyen kritik faktörlerdir. Uyarıcı özelliklerinin insan niyetinin yeniden şekillendirilmesi üzerindeki etkilerini incelemek amacıyla yeni bir yaklaşım geliştirilmiştir.

Literatürdeki çalışmalar, insanların yüz yüze iletişimlerinin %7'sini sözlü iletişimin, %38'ini paralinguistik unsurların ve %55'ini ise duygu yüklü yüz ifadelerinin oluşturduğunu ifade etmektedir (Mehrabian ve Wiener 1967). Günümüz dünyasında insan-insan etkileşimi yüz yüze etkileşim olmaktan çıkarken yerini bilgisayar arayüzüne bırakmaktadır. Binlerce yıllık bu deneyimin değişmesiyle birlikte yeni etkileşim yolları bulmak ve bu yollara uyum sağlamak büyük önem arz etmektedir (Çağıltay 2011).



Şekil 4. İnsan niyetinin yeniden şekillendirilmesi sistemine ait blok diyagramı

İletişimin daha çok sosyal medya ortamlarında gerçekleştiği günümüz bağlamında, bu duygusal yüz ifadeleri sıklıkla emojilerle değiştirilmiştir (Erol ve Çalışır 2023). Sonuç olarak, özellikle genç nesiller arasında duygusal durumları ifade etmenin en yaygın yönteminin emoji kullanımı olduğu görülmektedir (Harn 2017). Bu gelişmeler ve geliştirilen İBE sisteminin sözlü iletişime dayanmadığı göz önüne alındığında, bu emojilerin proaktif görseller olarak kullanılması oyuncuya sunulan uyarıcıların daha kolay anlaşılabilir olduğu değerlendirilmiştir. Ayrıca, emojiler hedef oyuncunun duygularında değişiklikler tetikleyerek ve dolayısıyla niyet değişimleriyle ilgili hareketlerinde davranışsal değişikliklere yol açarak niyet yeniden şekillendirmeyi daha etkili ve verimli gerçekleştirebilirler.

Öte yandan, insanın bir olayı algılamasının geçmişte yaşadığı ve deneyimlediği olaylar ile ilişkilendirerek gerçekleştirdiği düşünülmektedir (Özdemir 2005). Bu durum, günlük hayatta sürekli aşina olduğumuz kırmızı rengin etki olasılığını artırabilir. Bu nedenle, emojiler kırmızı renk olacak şekilde tasarlanmıştır.

Bu psikolojik çalışmalar değerlendirilerek, Tablo 1'de yer alan dört farklı niyetle uyumlu olacak şekilde dört farklı kırmızı emoji tasarlanmıştır. Bu proaktif görseller kullanılarak, oyuncu hamlesine başlamadan önce onu etkilemek ve davranışsal niyetini değiştirmek amaçlanmıştır. Böylece proaktif İBE sistemi, niyet yeniden şekillendirme sürecinde iki yenilikçi yaklaşım oluşturmaktadır:

- İnsanların derinde yatan niyetlerini ortaya çıkaracak duygusal tetikleyiciler oluşturmak (genellikle alışkanlık nedeniyle derinde kalan niyetleri ortaya çıkarmak),
- İnsan-bilgisayar etkileşimi sayesinde kişileri önceden belirlenen yeni niyetlere yönlendirmek (İnsan niyetinin yeniden şekillendirilmesi).

Çizelge 2. Tanımlanan niyetler ve tasarlanan proaktif görseller

Sıra Nu.	**1**	**2**	**3**	**4**
Niyetler	Aç	Blöf yap	Blöf yapma	Pas
Kırmızı Emojiler				

Blöf oyununda oyuncunun hamle sırasında dört seçeneği vardır: blöf yapıldığını iddia ederek önceki eli açtırabilir (Aç), mevcut iddiadan farklı kartlar atarak blöf yapabilir (blöf yap), blöf yapmadan iddiaya uygun kartlar atabilir (blöf yapma) veya hiçbir hamle yapmadan pas geçerek sırayı sonraki oyuncuya bırakabilir (Pas). Bu dört seçenek, gerçekleştirilen deneyde tanımlanan dört niyete karşılık gelmektedir. Sonuç olarak, İBE sistemi oyun sırasının hedef oyuncuya gelmesiyle birlikte oyuncuyu proaktif uyarıcılarla uyararak istenen niyete doğru yönlendirmektedir. İBE sisteminin hedef oyuncuyu proaktif görseller aracılığıyla yönlendirmeye çalıştığı istenen niyetler Di (i: 1, 2, 3, 4) olarak temsil edilir. Bununla birlikte, oyuncunun mevcut niyeti Ci (i: 1, 2, 3, 4) olarak adlandırılır.

Blöf (D2) görselini buraya koymamızın sebebi, oyuncunun oyuna devam etmesi için bir güven duygusu olarak düşünülebilir. Bu görsel, oyuncunun özgüvenini artırıcı etkiye sahiptir. Bu şekilde, oyuncuya güven aşılanır ve hedef oyuncu niyetini değiştirdiğini fark etmez. Başka bir deyişle, oyuna olan ilgiyi artırmak için kişiye yapmak istediği şey verilir. Tüm bu bilgiler, uyarıcı niteliğinin insan niyetinin yeniden şekillendirilmesinde önemli bir rol oynadığını göstermektedir.

3. Bulgular ve Tartışma

Bu bölüm, gerçek blöf kart oyunundan elde edilen veri seti kullanılarak modelin eğitilmesi, insan niyetinin tespit edilmesi ve tespit edilen insan niyetinin yeniden şekillendirilmesi aşamalarında gerçekleştirilen duyarlılık analizlerini içermektedir.

3.1. Model Geliştirme Sonuçları

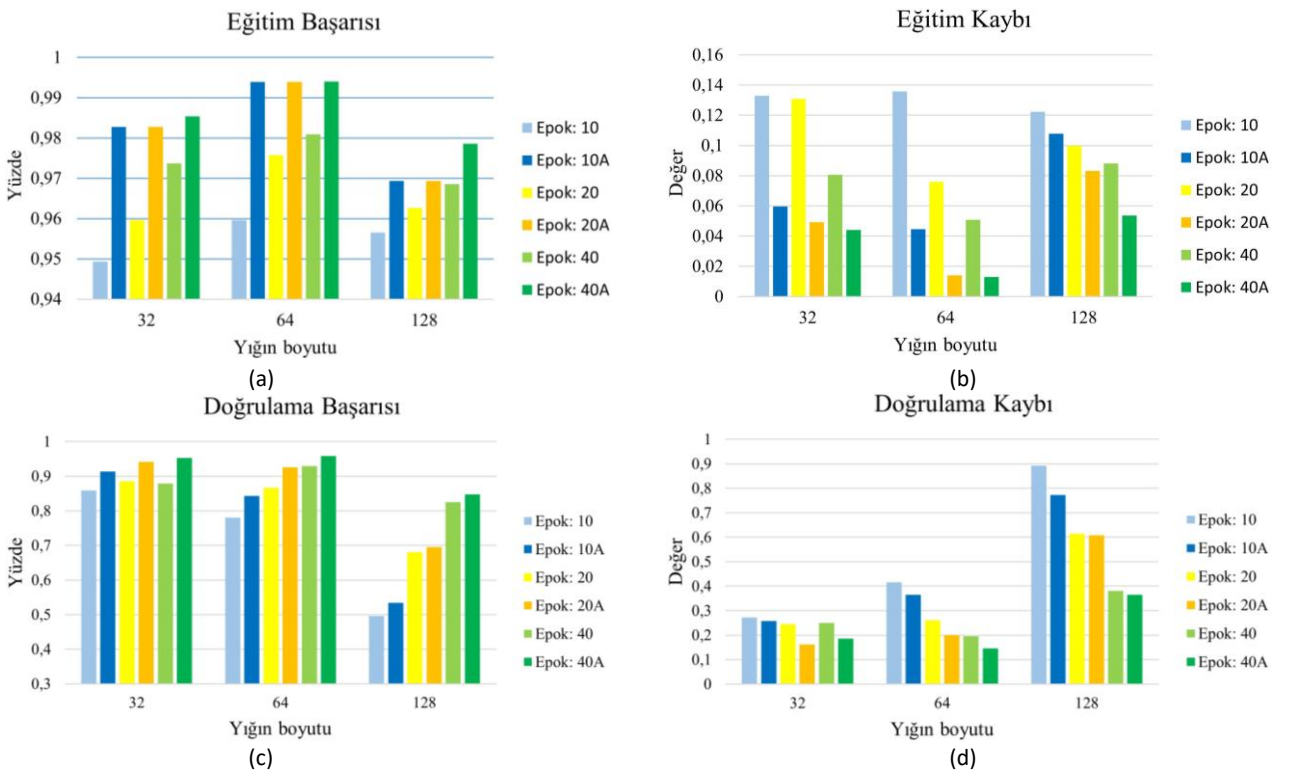
Eğitim aşamasında evrişimli sinir ağı tabanlı geliştirilen algoritmada kullanılan parametre ve hiperparametrelerde çeşitli optimizasyonlar gerçekleştirilmiştir.

Öğrenme oranı 10^{-4}, çıkış fonksiyonu softmax, üç farklı epok değeri (10, 20 ve 40), üç farklı yığın boyutu (32, 64 ve 128) olacak şekilde parametreler belirlenmiştir. Orijinal veri setine ek olarak arttırılmış veri seti kullanılarak algoritmanın performans duyarlılığı analizi gerçekleştirilmiştir. Şekil 5'te ifade edilen "*-A" son eki arttırılmış veri seti ile gerçekleştirilmiş eğitimi göstermektedir. Burada arttırmaktan kasıt eğitim sırasında orijinal veri üzerinde rastgele olacak şekilde döndürme, kaydırma, zoom, flip gibi işlemler yapılarak veri setinin zenginleştirilmesidir.

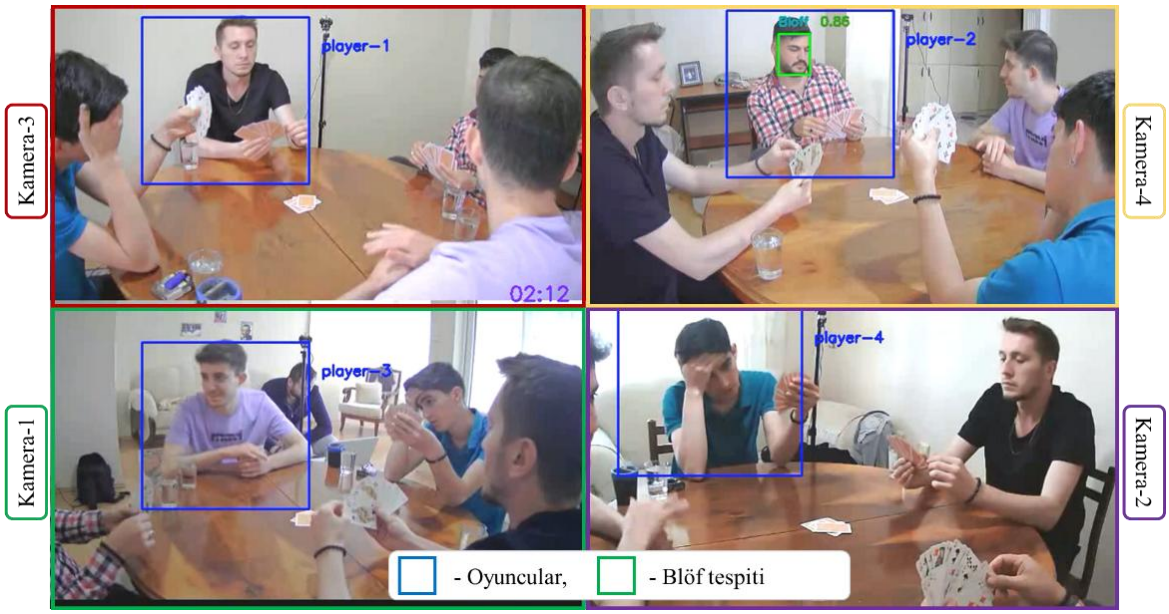
Şekil 5'te görüldüğü gibi elde edilen toplam 18 farklı sonuç karşılaştırıldığında, en başarılı sonucun, Lin (2022)'in çalışmasına benzer şekilde, 64'lük bir yığın boyutu kullanılarak 40 epok değerinde elde edildiği görülmektedir. Eğitim başarısı %99,4, eğitim kaybı 0,013, doğrulama başarısı %95, doğrulama kaybı ise 0,146 olarak elde edilmiştir. Doğrulama başarısı %95 olarak elde edilmiş olup, %95 güven aralığı [n:1345; %93,8 – %96,2] olarak hesaplanmıştır. Doğrulama grafiklerinin eğitim grafiklerine paralel ve tutarlı olduğu açıkça görülmektedir.

Sonuçlar değerlendirildiğinde, 128 yığın boyutunda anlamlı ve güvenilir sonuçların elde edilemediği görülmüştür. 128 yığın boyutu dışındaki diğer parametrelerde arttırılmış verilerle daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. 128 yığın boyutunda olduğu gibi, yığın boyutunun artması öğrenme verimliliğini olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Bu durum, küçük yığın boyutlarının eğitim sırasında daha kararlı ve güvenilir sonuçlar üretmeye yatkın olduğu yaygın kabul ile de uyumludur (Masters ve Luschi 2018).

Gerçekleştirilen tüm parametre optimizasyonlarına ilave olarak diğer parametreler sabit tutularak öğrenme oranı 10^{-3} olacak şekilde eğitim tekrar edilmiştir. Öğrenme oranının arttırılmasının eğitim sonucunu iyileştirip iyileştirmeyeceği gözlemlenmiştir. Bu değişiklikle elde edilen doğrulama başarısı = 0,94 ve doğrulama kaybı = 0,18 olmuş, iyileştirme gerçekleşmemiştir.



Şekil 5. Farklı epok değerlerinde elde edilen eğitim başarısı (a), eğitim kaybı (b), doğrulama başarısı (c) ve doğrulama kaybı (d) grafikleri (son ek A: Arttırılmış veri seti).



Şekil 6. Eğitilmiş model kullanılarak gerçekleştirilen blöf tespitine ilişkin bir örnek

Transfer öğrenme tabanlı CNN mimarilerinin farklı aktivasyon fonksiyonlarıyla optimize edildiği benzer bir çalışmada (Habek vd. 2024), VGG16 ve ResNet50 mimarileri üzerinde mimari varyasyonlar sistematik olarak test edilmiş ve modeller istatistiksel analiz yöntemleri (Friedman ve Nemenyi post-hoc testleri) ile karşılaştırılmıştır. Söz konusu çalışmanın güçlü yönü, mimari parametrelerin kontrollü biçimde değerlendirilmesi ve performans farklarının istatistiksel olarak doğrulanmasıdır. Ancak modelin genelleme kapasitesi davranışsal ya da gerçek zamanlı karar süreçleri bağlamında sınanmamıştır. Mevcut çalışmada ise benzer şekilde mimari ve hiperparametre optimizasyonu gerçekleştirilmiş olmakla birlikte, daha sınırlı ve davranış temelli bir veri seti üzerinde model kararlılığı analiz edilmiştir. Bu durum metodolojik esneklik açısından avantaj sağlarken, örneklem büyüklüğü açısından dikkatli yorumlanması gereken bir sınırlılık oluşturmaktadır.

3.2. Niyet Tanıma Sonuçları

Evrişimli sinir ağı tabanlı derin öğrenme algoritması kullanılarak gerçekleştirilen optimizasyon neticesinde elde edilen en iyi model niyet tespitinde kullanılmıştır. İnsan niyetinin tespiti amacıyla oluşturulan yeni algoritmada, eğitilmiş en iyi model kullanılarak performans analizi gerçekleştirilmiştir. Niyet tespiti algoritmasının testi, gerçek blöf kart oyunu sırasında kaydedilen ve test için saklanan (eğitim aşamasında kullanılan veri setinde bulunmamaktadır) üç oyun kaydı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Kayıt için kullanılan kameraların saniyede 25 kare kaydedebilmesi sayesinde niyet tespiti algoritması her kareyi işleyebilmekte ve anlık gerçekleşen mikro ifadeleri yakalayabilmektedir. Kullanılan üç oyun kaydında bulunan 17 blöf hamlesi başarıyla tespit edilmiştir. Şekil 6'da algoritma tarafından blöf olarak tespit edilen niyetlerin bir örneği görülmektedir (doğru bir şekilde algılandığında yeşil bir kare ile gösterilir). Geliştirilen niyet tespiti algoritması blöf olmayan 10 hamle kullanılarak ilave bir teste tabi tutulmuştur.

Tüm testlerden elde edilen sonuçlar Şekil 7'de bulunan karışıklık matrisinde gösterilmektedir. Karışıklık matrisinde gösterildiği gibi, niyet matrisinde gerçekten blöf olarak etiketlenen 25 niyetten 17'si doğru bir şekilde tespit edilirken, 8'i yanlış bir şekilde blöf olarak sınıflandırılmıştır. Bununla birlikte, gerçekte blöf olmayan 10 hamleden 3'ü hatalı şekilde blöf olarak tanımlanmıştır.

Şekil 6'da bulunan karışıklık matrisindeki verilere dayanarak, Sari vd. (2023)'nin çalışmasından alınan standart denklemler (Eş.1-4) kullanılarak aşağıdaki performans ölçütleri türetilmiştir: doğruluk = %68,6, kesinlik = 0,85, hatırlama = 0,68 ve F1 puanı = 0,75. F1 puanı burada blöf ve blöf olmayan kategoriler (25 ve 10) arasındaki dengesizlik nedeniyle hesaplanmaktadır.

$$\text{Doğruluk} = (DP + DN)/(DP + YP + YN + DN) \quad (1)$$

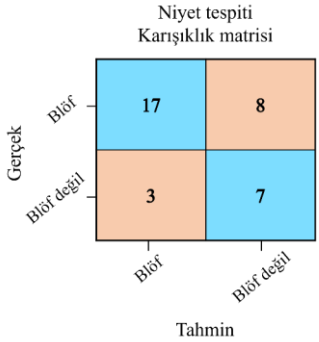
$$\text{Kesinlik} = (DP)/(DP + YP) \quad (2)$$

$$\text{Duyarlılık} = (DP)/(DP + YN) \quad (3)$$

$$\text{F1 Skoru} = (2 \times \text{kesinlik} \times \text{duyarlılık})/(\text{kesinlik} + \text{duyarlılık}) \quad (4)$$

DP: Doğru Pozitif, DN: Doğru Negatif, YP: Yanlış Pozitif, YN: Yanlış Negatif

Mikro ifadeler üzerinden aldatma tespiti gerçekleştiren benzer bir çalışmada (Yıldırım vd. 2023), FER2013 veri seti kullanılarak eğitilen derin öğrenme modeli ile %74,17 doğruluk oranı elde edilmiştir. Söz konusu çalışmada yüz tespiti ve ön işleme aşamalarının doğruluğu artırdığı vurgulanmış, ancak değerlendirme dengeli ve standart bir yüz ifadesi veri seti üzerinden yapılmıştır. Mevcut çalışmada ise model, kontrollü bir yüz ifadesi veri seti yerine gerçek oyun ortamında kaydedilmiş ve eğitim sürecinde yer almayan bir veri üzerinde test edilmiştir. Bu bağlamda elde edilen %68,6 doğruluk oranı, daha zorlayıcı ve davranış temelli bir senaryoda elde edilmiş olup yöntemlerin uygulama bağlamı açısından doğrudan karşılaştırılmasının dikkatli yapılması gerekmektedir.

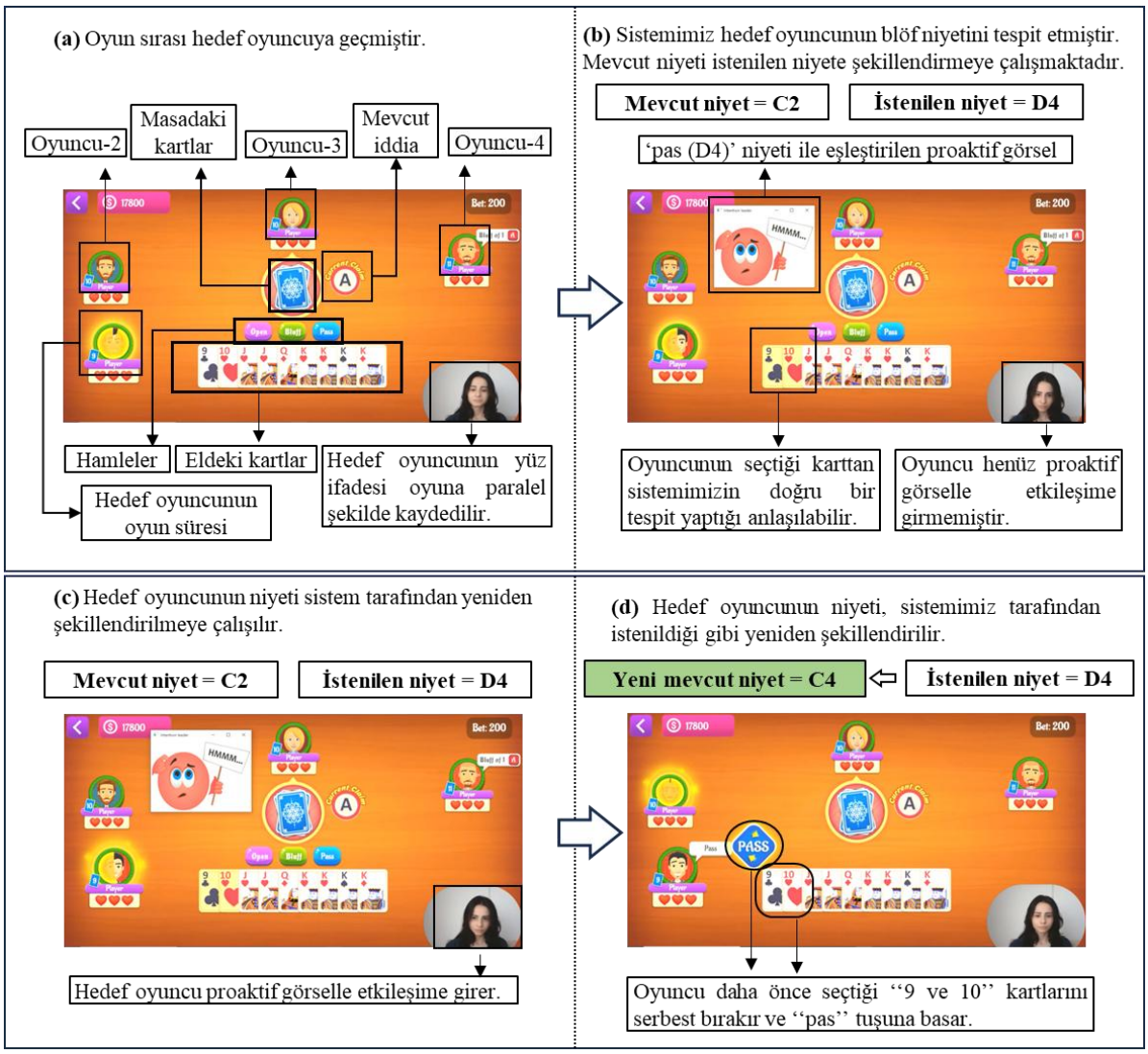


Şekil 7. Niyet tespiti sonuçlarını içeren karışıklık matrisi

3.3. İnsan Niyetini Yeniden Şekillendirme Sonuçları

İnsan-bilgisayar etkileşimi yöntemi esas alınarak geliştirilen yenilikçi sistemin insan niyetinin yeniden şekillendirmesi sürecindeki performans değerlendirmesi yapılmıştır. Bu sürecin açıklayıcı bir görseli Şekil 8'de bulunmaktadır. Bu aşama İBE'yi ön plana çıkararak gerçekleştirmeyi mümkün kılan yeni deney kurulumunda toplam 12 oyuncunun katılımıyla gerçekleştirilmiştir. Katılımcılar, 20–30 yaşları arasındaki üniversite öğrencileri veya yeni mezunlardan oluşmakta olup, erişilebilirlik, temel teknolojik okuryazarlık, oyun ilgisi ve blöf ya da strateji temelli oyun deneyimi gibi kriterlere göre seçilmiştir. Cinsiyet dağılımı açısından, 12 katılımcının 9'u erkek, 3'ü kadındır.

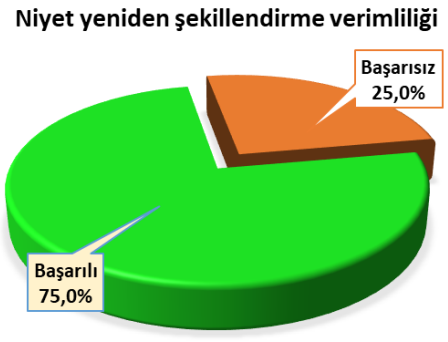
Şekil 8(a)'da, oyun sırası hedef oyuncuya geçmiş ve sistem bunu algılayarak niyet tespiti amacıyla hedef oyuncunun yüz ifadesini taramaya başlamıştır. Oyundaki iddia "A" olarak görülmektedir. Şekil 8(b)'de, sistem oyuncunun "blöf" yapma niyetini başarıyla tespit etmiş ve son aşama olarak gerçekleşmesi arzu edilen niyetle eşleştirilen proaktif bir emoji bilgisayar tarafından otomatik olarak ekrana getirilmektedir (D4). Şekil 8(c)'de, hedef oyuncunun yüz ifadesinden, proaktif görsel ile etkileşime girdiği açıkça görülmektedir. Şekil 8(d)'de ise, hedef oyuncunun tespit edilen blöf yapma niyetinin, proaktif görsel etkisi sonucunda "pas" niyetine (yeni mevcut niyet: C4) şekillendiği görülmektedir. İlaveten, son kare bir öncekiyle karşılaştırıldığında, hedef oyuncunun mevcut iddiaya uyumsuz şekilde "9 ve 10" numaralı kartları seçtiği açıktır. Sonuç olarak, başlangıçta blöf yapmayı amaçlayan oyuncu, İBE sisteminin aktif hale gelmesiyle birlikte pas hamlesiyle devam etmeyi tercih etmiştir.



Şekil 8. Oyun ortamında insan niyetinin yeniden şekillendirilmesi süreci

Proaktif görsellerin özellikleri, görevi ve deneyin amacı hakkında oyunculara önceden bir bilgi verilmemiştir. Şekil 8'de detaylı şekilde açıklanan deneysel sonuç, proaktif İBE sisteminin hedef oyuncunun niyetini etkili bir şekilde yeniden şekillendirdiğini açıkça göstermektedir. Fakat sonuçlar her oyuncuda farklı şekilde gerçekleşmektedir. Geliştirilen niyet yeniden şekillendirme sisteminin test edildiği bu çalışmada, proaktif görsel etkisi yaklaşımı ile toplam 12 farklı oyunda 12 farklı oyuncu için niyet yeniden şekillendirmesi gerçekleştirilmiştir. Oyuncular deneyin amacı hakkında hiçbir bilgiye sahip olmadıklarından, oyun sırasında proaktif görseller ile ilk karşılaşmada, her bir oyuncunun dikkatini çeker. Bu sonuç, proaktif görsellerin insan niyetini etkileme potansiyeli olduğunu göstermektedir. Şekil 9, her hedef oyuncunun proaktif görsellerle etkileşime girmesi sonucunda insan niyetini yeniden şekillendirmeyi amaçlayan sürecin etkinliğini göstermektedir.

Geliştirilen niyet yeniden şekillendirme sistemi, 12 denemenin 9'unda (%75) başarılı olmuştur. (D2 proaktif görseli halihazırda blöf eylemini temsil ettiğinden bu görsel etkisiyle oluşan hiçbir değişiklik performans hesabında kullanılmamıştır.)



Şekil 9. İnsan niyetinin yeniden şekillendirilmesi verimliliği

Bu gözlenen başarı oranının rastlantısal başarı beklentisi olan %50 ile anlamlı biçimde farklı olup olmadığını değerlendirmek için iki yönlü binom testi uygulanmıştır. Test sonuçları, gözlenen başarı oranının rastlantısal başarıdan daha yüksek olma eğilimi gösterdiğini ortaya koymakla birlikte, istatistiksel olarak anlamlı

bulunmamıştır (p = 0,073). Bu sonuç, sistemin şansa bağlı başarıdan daha iyi performans gösterme potansiyelini işaret etmektedir, ancak doğrulama için daha büyük örneklemle ek çalışmalara ihtiyaç vardır.

İnsan niyetinin yeniden şekillendirilmesine yönelik benzer çalışmalarda farklı etkileşim paradigmaları kullanılmıştır. İnsan–robot etkileşimi (HRI) temelli bir çalışmada (Durdu vd. 2016) niyet tahmini için Gizli Markov Modeli (HMM) kullanılmış ve robot hareketleri aracılığıyla niyet yeniden yönlendirme denenmiştir; ilk karşılaşmada elde edilen doğruluk oranı %68 olarak rapor edilmiştir. Söz konusu yaklaşımda niyet, konum ve yönelim temelli özellik vektörleri üzerinden modellenmiştir. Diğer bir çalışmada (Erdoğan vd. 2020) ise artırılmış gerçeklik ortamında hologram aracılığıyla niyet etkilenmesi incelenmiş, hologramı fark eden kullanıcıların %83'ünün kararını ipuçlarına güvenerek değiştirdiği bildirilmiştir. Ancak bu oran yalnızca hologramı algılayan alt grup üzerinden hesaplanmıştır. Mevcut çalışmada ise proaktif görsel müdahale doğrudan gerçek oyun bağlamında test edilmiş ve tüm örneklem üzerinden %75 başarı oranı elde edilmiştir. Ayrıca başarı rastlantısal beklentiye (%50) karşı iki yönlü binom testi ile sınanmıştır (p = 0,073). Bu yönüyle çalışma, yalnızca etki oranı raporlamak yerine istatistiksel anlamlılık analizini de içermesi bakımından metodolojik olarak daha bütüncül bir değerlendirme sunmaktadır.

4. Sonuçlar

Bu çalışmada, gerçek oyun ortamında elde edilen blöf davranışlarına dayalı görsel veri kullanılarak insan niyetinin tespiti ve yeniden şekillendirilmesini bütüncül biçimde ele alan bir İnsan–Bilgisayar Etkileşimi (İBE) sistemi geliştirilmiştir. Sistem üç temel aşamadan oluşmaktadır: (i) evrişimli sinir ağı tabanlı niyet tespiti modeli, (ii) gerçek zamanlı blöf algılama uygulaması ve (iii) proaktif görsel uyaranlar aracılığıyla niyet yeniden şekillendirme mekanizması.

Model geliştirme sürecinde gerçekleştirilen hiperparametre analizleri, doğrulama performansının yığın boyutu 64'e kadar iyileştiğini, 64 yığın boyutu ve 40 epok kombinasyonunda %95 doğrulama başarısına ulaşıldığını göstermiştir. Yığın boyutunun 128'e çıkarılması performansı düşürmüş; öğrenme oranının artırılması ise doğrulama başarısında iyileşme sağlamamıştır. Bu bulgular, küçük ve orta ölçekli yığın boyutlarının daha kararlı öğrenme dinamikleri sunduğunu ortaya koyan literatür ile uyumludur.

Gerçek oyun kayıtları üzerinde yapılan testlerde sistemin blöf tespit doğruluğu %68,6 olarak elde edilmiştir. Eğitim–doğrulama başarısı (%95) ile gerçek ortam performansı arasındaki fark, kontrollü veri dağılımı ile gerçek davranışsal varyasyon arasındaki doğal dağılım farklılığından kaynaklanmaktadır. Bu durum, modelin laboratuvar koşullarından gerçek senaryoya aktarımında ortaya çıkan dağılım kaymasını (distribution shift) işaret etmekte olup, davranış temelli uygulamalarda beklenen bir sonuçtur. Bununla birlikte, elde edilen performans değeri, literatürde mikro ifade temelli aldatma tespit çalışmalarında rapor edilen doğruluk oranlarıyla benzer düzeydedir.

Ek olarak, blöfün tespiti ile oyuncunun hamleyi gerçekleştirmesi arasındaki zaman penceresinin, karar verme, duygusal tepki oluşturma ve motor eyleme geçiş süreçlerini kapsayan doğal insan davranış döngüsü içerisinde yeterli olduğu gözlemlenmiştir. Bu zaman aralığının, hamle öncesi bilişsel hazırlık, duygusal düzenleme ve fiziksel uygulama evrelerinden oluşan bütünsel bir süreç tarafından belirlendiği değerlendirilmektedir. Bununla birlikte, söz konusu zaman penceresinin alt bileşenlere dağılımının nicel olarak modellenmesi ve farklı oyun dinamikleri altında değişkenliğinin ölçülmesi, sistemin zamansal hassasiyetini artırmak açısından gelecekteki çalışmalar için önemli bir araştırma alanı oluşturmaktadır.

Niyetin yeniden şekillendirilmesi aşamasında, proaktif görsel müdahale yaklaşımı 12 bağımsız denemede test edilmiş ve %75 başarı oranı elde edilmiştir. Bu başarı oranının rastlantısal beklenti (%50) ile karşılaştırılması amacıyla uygulanan iki yönlü binom testi sonucunda p = 0,073 değeri elde edilmiş; sonuç istatistiksel anlamlılık eşiğinin (α = 0,05) üzerinde kalmıştır. Bu bulgu, sistemin şansa dayalı performanstan daha yüksek bir etki potansiyeline sahip olduğunu göstermekle birlikte, mevcut örneklem büyüklüğünün istatistiksel gücü sınırladığını ortaya koymaktadır. Dolayısıyla sonuçlar umut verici olmakla birlikte doğrulayıcı çalışmalar gerektirmektedir.

Çalışmanın literatüre temel katkısı, niyet tespiti ve niyet yeniden şekillendirme süreçlerini aynı deneysel çerçevede bütünleştirmesi ve gerçek oyun ortamında test etmesidir. Mevcut çalışmalar genellikle niyet tahmini veya niyet etkilenmesi süreçlerini ayrı ayrı ele alırken, bu çalışma algılama ve müdahale mekanizmalarını tek bir sistem mimarisi altında birleştirmektedir. Ayrıca yeniden şekillendirme performansı yalnızca oran bazında raporlanmamış, rastlantısal başarıya karşı istatistiksel olarak sınanmıştır.

Bununla birlikte çalışma bazı sınırlılıklar içermektedir. Niyet yeniden şekillendirme deneylerindeki örneklem büyüklüğü sınırlıdır ve istatistiksel gücü artırmak için daha

geniş katılımcı grupları gerekmektedir. Ayrıca müdahalenin psikometrik boyutları (katılımcı farkındalığı, bilişsel yük, güven düzeyi ve dikkat dağılımı) sistematik ölçümlerle değerlendirilmemiştir. Gelecek çalışmalar, daha büyük veri kümeleri, çapraz doğrulama stratejileri, etki büyüklüğü analizleri ve kontrollü deney tasarımları ile sistemin genellenebilirliğini artırabilir.

Sonuç olarak bu çalışma, insan niyetinin yalnızca tespit edilebilir değil, uygun koşullar altında yönlendirilebilir de olduğunu deneysel olarak göstermekte; gerçek zamanlı görsel analiz ile proaktif müdahale mekanizmasını bir araya getiren bütüncül bir yaklaşım sunmaktadır. Elde edilen bulgular, davranışsal yapay zekâ, güvenlik uygulamaları ve insan–makine etkileşimi alanlarında yeni araştırma yönleri açmaktadır.

Etik Standartlar Bildirgesi

Bu çalışma Prof.Dr.Aydan Müşerref Erkmen ve Prof.Dr.Aygün Ertuğrul danışmanlığında Dr.Cevdet Şencan tarafından 31.12.2024 tarihinde tamamlanan "Niyet madenciliği: proaktif insan bilgisayar etkileşimiyle derin niyetlerin ortaya çıkarılması ve yeniden şekillendirilmesi (Intention mining: surfacing and reshaping deep intentions by proactive human computer interaction)" başlıklı doktora (Tez no: 912914) tezinden türetilmiştir. Bu çalışmanın hazırlanma sürecinde bilimsel ve etik ilkelere uyulduğu ve yararlanılan tüm çalışmaların kaynakçada belirtildiği beyan olunur. Yazarlar tüm etik standartlara uyduklarını beyan ederler.

Yazarlık Katkı Beyanı

Yazar 1: Kaynaklar, Araştırma, Deneyleme, Yazma, Fikir Sahibi, Oijinal taslak, Görselleştirme, Biçimsel analiz, Düzenleme, Doğrulama, Metodoloji.

Yazar 2: Yazma/inceleme, Biçimsel analiz, Metodoloji, Denetleme/danışmanlık.

Yazar 3: Yazma/inceleme, Biçimsel analiz, Metodoloji, Denetleme/danışmanlık.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarların bu makalenin içeriğiyle ilgili olarak beyan edecekleri hiçbir çıkar çatışması yoktur.

Verilerin Kullanılabilirliği

Yazarlar, bu çalışmanın bulgularını destekleyen ana verilerin makale içerisinde mevcut olduğunu beyan ederler.

Teşekkür

TÜBİTAK ULAKBİM, Yüksek Performanslı ve Grid Hesaplama Merkezi'ne (TRUBA kaynakları) kısmi hesaplama yardımı sundukları için teşekkür ederiz.

5. Kaynaklar

Alaskar, H., Sbaï, Z., Khan, W., et al. (2023). Intelligent techniques for deception detection: A survey and critical study. Soft Computing, 27, 3581–3600. https://doi.org/10.1007/s00500-022-07603-w

Anwar, S., Milanova, M., Bigazzi, A., Bocchi, L., & Guazzini, A., 2016. Real time intention recognition. In IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Elec-tronics Society, 1021-1024. https://doi.org/10.1109/IECON.2016.7794016.

Byom, L.J., & Mutlu, B., 2013. Theory of mind: mechanisms, methods, and new directions. Front Hum Neurosci. 2013, 413. https://doi.org/10.3389/fnhum.2013.00413.

Çağıltay, K., 2011. Human Computer Interaction and Usability Engineering: From Theory to Practice. METU Press, Ankara

Dinges, L., Fiedler, M. A., Al-Hamadi, A., et al. (2024). Exploring facial cues: Automated deception detection using artificial intelligence. Neural Computing and Applications, 36, 14857–14883. https://doi.org/10.1007/s00521-024-09811-x

Durdu, A., Erkmen, I., & Erkmen, A. M., 2016. Estimating and reshaping human intention via human–robot interaction. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 24, 88 – 104. https://doi.org/10.3906/elk-1306-85.

Durdu, A., Erkmen, I., Erkmen, A. M., & Yilmaz, A., 2011. Morphing estimated human intention via human-robot interactions. In Proceedings of the World Congress on En-gineering and Computer Science (Vol. 1),WCECS, San Francisco,USA .

Durdu, A., Erkmen, A. M., & Yılmaz, A. (2019). Reshaping human intention in human-robot interactions by robot moves: A comparative analysis of HMM and OOM methods. Interaction Studies, 20(3), 530–560. https://doi.org/10.1075/is.18068.dur

Ekman, P. & Oster, H., 1979. Facial expressions of emotion. Annual Review of Psychology, 30, 527-554. https://doi.org/10.1146/annurev.ps.30.020179.002523.

Er, N. B., & Erkmen, A. M., 2016. Önetkin Sosyal Bir Ortamda Derin Niyet Ortaya Çıkartmak İçin İnsan-Robot Etkileşimlerinin Kullanılması. Türkiye Robotbilim Konferansı ToRK 2016 Bildiriler Kitabı, 16-19.

Erdoğan, K., Durdu, A., & Ceylan, R. (2020). Reshaping human intention on human-machine interaction by using holograms. Konya Journal of Engineering Sciences, 8, 1–8. https://doi.org/10.36306/konjes.822126

Erol, S., & Çalışır, G., 2023. Kişilerarası iletişimde emoji kullanımı: whatsapp örneğinde bir inceleme, İletişim Fakültesi, 11(2), 1568-1599. https://doi.org/10.19145/e-gifder.1283938.

Fernando, C., Banarse, D., Reynolds, M., Besse, F., Pfau, D., Jaderberg, M., Lanctot, M., & Wierstra, D., 2016. Convolution by evolution: Differentiable pattern producing networks. Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, Association for Com-puting Machinery, 109–116.

https://doi.org/10.1145/2908812.2908890.

Görür, O. C. & Erkmen, A. M., 2014. Elastic networks in reshaping human inten-tions by proactive social robot moves. The 23rd IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, 1012-1017.
https://doi.org/10.1109/ROMAN.2014.6926385.

Green, C. S., & Bavelier, D., 2012. Learning, attentional control, and action video games. Curr. Biol., 22, R197–R206.
https://doi.org/10.1016%2Fj.cub.2012.02.012.

Habek, G. C., Taşdemir, S., Başçiftçi, F., & Yılmaz, A. (2024). Transfer derin öğrenme teknikleri ile görüntü sınıflandırmada aktivasyon fonksiyonlarının performans üzerindeki etkisi. Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi, 24(2), 294–307.
https://doi.org/10.35414/akufemubid.1334098

Han, D., Liu, Q., & Fan, W., 2018. A new image classification method using CNN transfer learning and web data augmentation. Expert Systems with Applications, 95, 43-56.
https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.11.028.

Harn, R. W. J., 2017. The visual language of emojis: a study on college students' social support communication in online social networks. University of Kansas, Doktora Tezi.
https://api.semanticscholar.org/CorpusID:148766162

He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J., 2015. Deep residual learning for image recogni-tion. Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., 770–778.
https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90.

Koo, S., & Kwon, D.S., 2009. Recognizing human intentional actions from the rela-tive movements between human and robot. IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, 939–944.
https://doi.org/10.1109/ROMAN.2009.5326127.

Li, S., Zhang, L. & Diao, X., 2020. Deep-learning-based human intention prediction using rgb images and optical flow. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 97, 95–107.
https://doi.org/10.1007/s10846-019-01049-3.

Lin, R., 2022. Analysis on the Selection of the Appropriate Batch Size in CNN Neural Net-work. 2022 International Conference on Machine Learning and Knowledge Engineering (MLKE), 106-109.
https://doi.org/10.1109/MLKE55170.2022.00026.

Lorenz, R.C., Gleich, T., Gallinat, J. & Kühn, S., 2015. Video game training and the reward system. Front Hum Neurosci. 9, 40.
https://doi.org/10.3389/fnhum.2015.00040.

Luo, C., Li, X., Wang, L., He, J., Li, D., & Zhou, J., 2018. How does the data set affect CNN-based Image classification performance? 2018 5th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI), 361-366.
https://doi.org/10.1109/ICSAI.2018.8599448.

Masters, D., & Luschi, C., 2018. Revisiting small batch training for deep neural net-works. ArXiv,
https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.07612.

Mehrabian, A., & Wiener, M., 1967. Decoding of inconsistent communications. Journal of personality and social psychology, 6(1), 109–114.
https://doi.org/10.1037/h0024532.

Meltzoff, A. N., 1995. Understanding the intentions of others: reenactment of intended acts by 18-month-old children. Dev Psychol, 31, 1–16.
https://doi.org/10.1037%2F0012-1649.31.5.838.

Monaro, M., Maldera, S., Scarpazza, C., Sartori, G., & Navarin, N. (2022). Detecting deception through facial expressions in a dataset of videotaped interviews: A comparison between human judges and machine learning models. Computers in Human Behavior, 127, 107063.
https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.107063

Nakauchi, Y., Noguchi, K., Somwong, P., Matsubara, T., & Namatame, A., 2003. Vivid room: human intention detection and activity support environment for ubiquitous auton-omy. Conference on Intelligent Robots and Systems, 773-778.
https://doi.org/10.1109/IROS.2003.

Navarro, E., 2022. What is theory of mind? A psychometric study of theory of mind and in-telligence. Cognitive Psychology, 136, 101495.
https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2022.101495.

Noguchi, K., Somwong, P., Matsubara, T., & Nakauchi, Y., 2003. Human intention de-tection and activity support system for ubiquitous autonomy. IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, 906–911.
https://doi.org/10.1109/CIRA.2003.1222300.

Özdemir, A., 2005. Tasarımda renk seçimini etkileyen kriterler. Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 14(2), 391-401.
https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/50244.

Sari, Y., Arifin, Y. F., Novitasari, & Faisal, M. R., 2023. The effect of batch size and epoch on performance of shufflenet-CNN architecture for vegetation density classification. In Proceedings of the 7th Int. Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET '22), 39–46.
https://doi.org/10.1145/3568231.3568239.

Sheng, M., Jiang, J., Su, B., Tang, Q., Yahya A.A., & Wang, G., 2016. Short-time activity recognition with wearable sensors using convolutional neural network.

Proc. 15th ACM SIGGRAPH Conf. Virtual-Reality Continuum Appl. Ind., 413–416. http://dx.doi.org/10.1145/3013971.3014016.

Singh, R., Miller, T., Newn, J., Sonenberg, L., Velloso, E., & Vetere, F., 2018. Com-bining planning with gaze for online human intention recognition. In Proc. of the 17th Interna-tional Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2018), 488-496. https://dl.acm.org/doi/proceedings/10.5555/3237383.

Şencan, Cevdet, 2024. Intention mining: surfacing and reshaping deep intentions by proactive human computer interaction, Phd Thesis, Middle East Technical University.

Şencan, C., Erkmen, A. M., & Ertuğrul, A. (2026). Intention mining and intention reshaping: surfacing deep intentions by proactive visuals to morph them into new intentions. *Expert Systems with Applications*, Volume 300. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.130476

Şencan, C., Erkmen, A.M., Ertuğrul, A. (2026). Morphing Detected Human Intention Via Human-Computer Interactions. 8th EAI International Conference on Robotic Sensor Networks. ROSENET 2024. EAI/Springer Innovations in Communication and Computing. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-92143-8_11

Terada, K., Shamoto, T., Mei, H., & Ito, A. (2007). Reactive movements of non-humanoid robots cause intention attribution in humans. IEEE Conference on Intelligent Robots and Systems, 3715–3720. http://dx.doi.org/10.1109/IROS.2007.4399429.

Webb, T.L., & Sheeran, P., 2006. Does changing behavioral intentions engender behavior change? A meta-analysis of the experimental evidence. Psychol Bull, 132, 249–268. https://doi.org/10.1037/0033-2909.132.2.249.

Yıldırım, S., Chimeumanu, M. S., & Rana, Z. A. (2023). The influence of micro-expressions on deception detection. Multimedia Tools and Applications, 82, 29115–29133. https://doi.org/10.1007/s11042-023-14551-6

İnternet kaynakları

1- SplitCam. (sürüm 10.5.80), https://splitcam.com/, (20.01.2022)

2- Truba Dokümanı, https://docs.truba.gov.tr/TRUBA/TRUBAgenel.html., (01.01.2022)

3- Transfer Öğrenme Algoritması, https://www.kaggle.com/code/ ak-shitmadan/emotion-classification-cnn-using-keras, (05.02.2022)