

Derin Kurgu (Deepfake) Araçları ile Üretilen Resimlerin Adli Analizi ve Derin Kurgu Tespiti Üzerine Nicel Bir Çalışma

Mahmut Hilmi BAŞ^{1*}, Ahmet ŞENOL²

¹ Üsküdar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Siber Güvenlik Bölümü, İstanbul, Türkiye

² Üsküdar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Siber Güvenlik Bölümü, İstanbul, Türkiye

*¹ mahmuthilmi.bas@st.uskudar.edu.tr,

² ahmet.senol@uskudar.edu.tr

(Geliş/Received: 24/08/2023;

Kabul/Accepted: 25/09/2023)

Öz: Günümüz teknolojisi hayal gücünün sınırlarını zorlayarak hızlı ve ulaşılabilir cihazlarla yaşamımızın büyük bir bölümünde yerini almaktadır. Teknolojik büyüme birçok alanda insanlara büyük kolaylıklar sağlamaktadır. Ancak, sosyal medyanın ve teknolojinin bireylere ulaşma hızı ve niceliği göz önüne alındığında, bu teknolojik ivmenin bireyler ve toplumlar üzerindeki etkisi her geçen gün artmaktadır. Sosyal medya ve teknolojinin sağladığı maddi ve manevi faydaların yanı sıra, manipüle edilmiş resimler, videolar, sesler, sahte haberler ve diğer siber suçlar gibi aksi durumlarla da karşılaşabilmektedir. Bu nedenle, sanal dünyada bırakılan kalıntıların kötü niyetli kişiler tarafından kullanılabilmesi konusunda bilinçli olmak önemlidir. Bu çalışma, 2022-2023 eğitim-öğretim yılında uygulanmış, metodolojik açıdan nicel bir çalışmadır. Araştırmanın çalışma grubu, adli bilişim alanında çalışan (60 katılımcı) ve adli bilişimci olmayan (60 katılımcı) toplam 120 katılımcıdan oluşmaktadır. Araştırmanın veri toplama araçları, sosyo-demografik form ve araştırmacı tarafından geliştirilen ve derin kurgu (deepfake) tespit becerisini ölçmek için 30 maddeden oluşan "Doğru Yanlış Testi"dir. Araştırmanın bazı sonuçlarına göre, Swapface derin kurgu yapma programı vasıtasıyla yapılan fotoğraflarda doğru tespit oranı daha düşüktür. Swapface programı vasıtasıyla yapılan derin kurgu fotoğraflarının, Face Swapper programıyla yapılan derin kurgu fotoğraflarına göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Derin kurgu teknolojisiyle oluşturulan fotoğrafların tespit edilmesinde çıplak insan gözüyle tespitin kolay olmadığı, birtakım araçların kullanılması gerektiği belirlenmiştir.

Anahtar kelimeler: Adli bilişim, deepfake, makine öğrenmesi, manipülasyon, siber güvenlik, yapay zekâ.

A Quantitative Study on Forensic Analysis of Images Produced with Deepfake Tools and Deepfake Detection

Abstract: Today's technology pushes the limits of imagination and takes its place in a large part of our lives with fast and accessible devices. Technological growth provides great convenience to people in many areas. However, considering the speed and quantity of social media and technology reaching individuals, the impact of this technological acceleration on individuals and societies is increasing day by day. In addition to the material and moral benefits provided by social media and technology, adverse situations such as manipulated images, videos, sounds, fake news and other cyber-crimes may also be encountered. Therefore, it is important to be aware that artifacts left in the virtual world can be used by malicious individuals. This study is a methodologically quantitative study implemented in the 2022-2023 academic year. The study group of the research consists of a total of 120 participants who work in the field of computer forensics (60 participants) and those who are not computer forensic experts (60 participants). The data collection tools of the research are the socio-demographic form and the "True False Test" developed by the researcher, which consists of 30 items to measure deepfake detection skills. According to some results of the research, the correct detection rate is lower in photographs taken through the Swapface deep editing program. It has been observed that deep editing photographs made through the Swapface program are more successful than deep editing photographs made with the Face Swapper program. It has been determined that it is not easy to detect photographs created with deep editing technology with the naked human eye and that some tools must be used.

Key words: Forensics, deepfake, machine learning, manipulation, cyber security, artificial intelligence.

1. Giriş

Yapay zekâyâ dayalı teknolojilerin geliştirilmesi, verilerdeki belirli dalgalanmalar açısından insanlar ve makineler arasındaki etkileşimde bir dereceye kadar risk içerir [1]. Hayatın her aşamasında insanlar, özel ve anlamlı anları yakalamak için farklı medya araçlarını kullanırlar. Bu görseller, videolar ve kayıtlar günümüzde çok popüler ve dijital platformlarda hatıra olarak yerini buluyor. Ancak, bu anılar mutlaka insanların onları nasıl gördüğü değil, insanların onları nasıl görmesini isteyip istemedikleridir. Burada yapay zekâyâ dayanan derin-kurgu (deepfake) adlı bir teknikten bahsetmek gerekiyor. Derin-kurgu, alternatif bakış açıları sağlamak için görüntüleri,

* Sorumlu yazar: mahmuthilmi.bas@st.uskudar.edu.tr. Yazarların ORCID Numarası: ¹ 0009-0000-4603-8352, ² 0000-0001-9891-4596

videoları ve sesleri değiştiren makine öğrenimi ve yapay zekâya dayalı bir teknolojidir [2]. Deepfake kelimesi, "derin" ve "sahte" kelimelerini birleştiren türetilmiş bir kelimedir. Türkçe 'de "derin" ve "sahte" anlamına gelir. Derin-kurgu, uzun zaman önce hayatımıza nüfuz etmiş bir teknolojidir. Derin-kurgu ilk olarak 1990'larda akademik araştırmacılar tarafından geliştirildi. Daha sonra çeşitli endüstrilerde geliştirilip ve kullanıldığı görülmüştür [3]. Derin-kurgu görüntülere, videolara ve seslere uygulanır [4].

Derin-kurgu görüntüler; bir kişinin orijinal görüntüsünün çeşitli işlemler uygulanarak başka bir sahte görüntüyle değiştirilmesi esasına dayanır [5]. İnternette derin-kurgu teknolojisi ile oluşturulmuş birçok resim vardır. Derin-kurgu video; kişinin yüz ifadelerinin, hareketlerinin ve görüntülerinin birtakım işlemler sonucu ortaya çıkan gerçek video üzerinde değişiklikler yapılarak yeni bir görüntü oluşturulması esasına dayanmaktadır. Derin-kurgu ses; insanların söylemediklerini söylemiş olmak için insanların gerçek seslerini manipüle etmek ve alıntılamak üzerine kuruludur. Derin-kurgunun temel amacı, orijinal verilerin yetersiz kaldığı durumlarda en gerçekçi verileri üretmektir [6]. Derin-kurgu teknikleri geliştikçe, üzerinde oynanmış verileri gerçek verilerden ayırt etmek daha da zorlaşmaktadır. Dünyadaki örneklerine bakıldığında ortaya çıkan sahte içerikler ciddi güvenlik açıkları oluşturmuştur ve oluşturmaya da devam edecektir [7].

Derin-kurgu resimler, videolar ve sesler internette gerçek verilerden daha hızlı yayılabilir. Sahte videolar oluşturmak için yapay zekâ uygulamaları kullanılabilir. Yüz haritalama teknolojisi ve yapay zekâ kullanılarak, bir kişinin yüzü diğerinkiyle değiştirilebilir, videoları ve resimleri birleştirebilir [9]. Derin-kurgu ilk ortaya çıktığında eğlence amaçlı kullanılsa da teknolojinin gelişmesiyle birlikte siyaseti, finansı ve daha birçok alanı tehdit edecek şekilde kullanılmaya başlanmıştır. Derin-kurgu yapmak için kullanılan araçlar geliştikçe onları tespit etmek için kullanılan araçlarında aynı ölçüde gelişmesi gerekmektedir.

2. Kuramsal Çerçeve

Derin-kurgu teknolojisi, yapay zekâ ve makine öğrenmesi kullanılarak elde edilen süreçlerin adli bilişim alanında tespiti için materyal ve yöntemler araştırılmıştır. Literatür taraması için, siber güvenlik, adli bilişim, makine öğrenmesi ve yapay zekâ konularında hakemli uluslararası konferans, bildiri kitapları ve dergilerde yayınlanan makaleler incelenmiştir. Anahtar kelime olarak derin-kurgu tespit yöntemleri kullanılmıştır.

2.1. Derin-kurgu algılama veri kümeleri

Derin-kurgu algılama veri kümeleri, verilerin gerçek veya sahte olduğunu sınıflara ayırmak için genellikle ikili sınıflandırıcılardan yararlanır. Bu yöntem, sınıflandırma modellerini eğitilmesi için çok sayıda ve çok iyi kalitede gerçek ve üzerinde oynama yapılmış veri gerektirmektedir. Derin-kurgu tespit yöntemlerinin, kullanılan teknolojilerinin büyümesi ve gelişmesi üzerinde büyük katkıları olduğu bilinen ilk veri kümeleri UADFV ve DFTIMIT veri kümeleridir [15,16]

FaceForensics++ veri seti, YouTube'dan indirilen 977 videoyu içermekte olup, 1000 adet orijinal yüz fotoğrafı ve bu fotoğrafların manipüle edilmiş (derin-kurguya uğramış) versiyonlarını barındırmaktadır. Manipüle edilerek değişime uğramış veriler dört yöntemle üretilmiştir. Bu yöntemler; Deepfakes, Face2Face, FaceSwap ve NeuralTextures şeklindedir [1].

Google tarafından Jigsaw ile iş birliği yapılarak yayınlanan DeepFakeDetection veri seti (DFD), 16 farklı sahnede 28 ücretli oyuncu tarafından 363'ün üzerinde orijinal sekansın yanı sıra derin-kurgu teknolojisi kullanılarak oluşturulmuş 3000'den fazla manipüle edilmiş video görüntüsü içermektedir [1]. Facebook tarafından yayınlanan Deepfake Detection Challenge (DFDC) veri seti, derin-kurgu, GAN tabanlı ve denetimsiz modeller kullanılarak üretilmiş, 3426 aktörden oluşturularak toplam 100.000'den fazla video içeren, halka açık bir diğer büyük veri setidir [2].

Li, Y ve ark. tarafından yayınlanan Celeb-DF (v2) veri seti, çevrimiçi dolaşan sentezlenmiş videolarla aynı kalitede görüntüler sağlayarak derin-kurgu algoritması ile oluşturulan gerçek ve sahte videoları içeren Celeb-DF (v1)'in bir uzantısıdır [3]. Bu veri kümesi, farklı yaş, etnik grup ve farklı cinsiyet konularını içeren 5639 video ve bunlara karşılık gelen derin-kurgu videoları bulundurmaktadır. DeeperForensics-1.0 veri seti, yüzler üzerine uygulanmış derin-kurguların tespiti için en büyük yüz sahteciliği tespit veri setini temsil eden büyük ölçekli bir kıyaslamadır. Bu kıyaslama, uçtan uca yüz değiştirme çerçevesi tarafından oluşturulan toplam 17,6 milyon kareyi oluşturan 60.000 videoyu barındırır. Ayrıca, daha büyük ölçek ve daha yüksek çeşitlilik için daha zorlu bir kıyaslama noktası elde etmek için kapsamlı gerçek dünya pertürbasyonları uygulanmıştır [4].

Yonsei Üniversitesi'nden çalışmaları kapsamındaki araştırma ve analiz için, uzmanlar tarafından oluşturulmuş yüksek kaliteli PhotoShopped yüz görüntüleri içeren "Gerçek ve Sahte Yüz Tespiti" veri seti gözler, burun, ağız veya yüzün tamamıyla ayrılmış farklı yüzlerin bileşimi olan 960 sahte ve 1081 gerçek görüntü içermektedir [5]. Bu çalışmada kullanılan ikinci veri seti, Nvidia tarafından toplanan Flickr veri setinden 70K

gerçek yüzün yanı sıra 1 milyon sahte yüzden oluşturulan 70K sahte yüzü içeren “140K Gerçek ve Sahte Yüzler”dir. StyleGAN tarafından oluşturulan bu veri seti Bojan tarafından yayınlandı [6]. Bu iki veri seti, birçok kaliteli veri sağlamak için hem GAN tarafından oluşturulan görüntüleri hem de profesyoneller tarafından oluşturulan görüntüleri dahil etmek için kullanılmıştır.

Yukarıda belirtilen veri setleri, görüntü ve video sınıflandırması, yeni verilerin üretilmesi ve genişletilmesi için önemli bir yol haritası oluşturmuşlardır. Derin-kurgu teknolojisi için üretilen veri setleri, bazı faktörlere ve birtakım öğelere dayalı olarak iki farklı bölüme ayrılmıştır. Verilerin üretilmesinde yer alan yayınlanma süresi ve sentezleme algoritmaları göz önüne alındığında, UADFV ve DF-TIMIT birinci nesil olarak kategorize edilmektedir. Üretilen verilerin niteliği ve niceliği göz önünde bulundurularak DFD, DeeperForensics, DFDC ve Celeb-DF veri setleri ikinci nesil olarak kategorize edildiği görülmüştür [3].

2.2. Derin-kurgu tespit algoritmaları

Derin-kurgu algılama algoritmaları, içeriğin anlamsal ve bağlamsal olarak anlaşılmasını sağlayarak ortaya çıkan derin-kurgu izlerini gizlemeyi amaçlar. Adli bilişim alanındaki araştırmalar, bir veri üzerinde derin-kurgu uygulandığının tespit edilmesinde bazı kusurların bariz bir biçimde öne çıktığını tespit etmiştir. Bu kusurların; insan yüzlerinde meydana gelen yüz sallanmaları, fotoğraflardaki parlamalar ve bozulmalar, bir kişinin fotoğraflardaki hareketlerindeki dalgalanmalar, konuşma ve ağız hareketlerinde ortaya çıkan tutarsızlıklar, mikrofon standı, harici ışık stantları gibi sabit nesnelere anormal konumlandırılmaları, fotoğraflara uygulanmış aydınlatmalardaki tutarsızlıklar, fotoğraflardaki yansımalar ve gölgeler; bulanık kenarlar, yüz özelliklerinin açılı ve bulanıklığı, nefes eksikliği, doğal olmayan göz yönü, yanakta bilinen bir ben, yara izi, doğum lekesi, gamze gibi eksik yüz özellikleri, giysi ve saçın yumuşaklığı ve ağırlığının orantısızlığı, aşırı pürüzsüz cilt tonları, eksik veya fazla saç ve diş detayları, yüz simetrisinde yanlış hizalamalar, piksel seviyelerindeki tutarsızlıklar ve fotoğraf üzerindeki devamlılıkta bir kopukluk, derin-kurgu tespit algoritmaları tarafından kullanılan tüm göstergeler ve özelliklerdir [7]. CNN ve GAN gibi derin öğrenme teknikleri ve algoritmalarının kullanılması, adli bilişim alanında derin-kurgu tespitini çok daha zor hale getirmiştir. Bunun nedeni, derin-kurgu teknolojisi ile yapılmış fotoğrafların yüz ifadesini ve fotoğraf üzerindeki aydınlatmayı koruyabilmesidir [8].

Frekans alanı, JPEG Ghost and Error Level Analysis (ELA), görüntüler üzerindeki manipülasyon izlerini belirlemek için kullanılan ilk yöntemlerden biridir. Ancak derin öğrenme ve GAN algoritmaları ile manipüle edilmiş görüntüleri belirlemede başarılı oldukları söylenemez. Yapay sinir ağları, derin-kurgu tespitini algılama için en yaygın kullanılan yöntemlerden birisidir. Derin-kurgu medyadaki karıştırma ve gürültü izlerini belirlemek için X-ışınlarının ve spektrogramların kullanımına ilişkin bazı öneriler vardır [23,24]. Ancak, bu tür yöntemler rastgele gürültüyü algılayamaz ve düşük çözünürlüklü görüntülerle karşılaşıldığında performans düşüşü yaşamaya eğilimlidir. Derin-kurgu, esas olarak derin-kurgu görüntüler üreten bir CNN ve sahte videoları sentezleyen bir kodlayıcı-kod çözücü ağ yapısı (ED) veya GAN kullanılarak uygulanmaktadır [2]. Yalnızca yüz bölgesindeki anormalliklere odaklanan derin-kurgu algılama teknikleri, bütünsel ve özellik tabanlı eşleştirme teknikleri olarak kategorize edilebilir [9].

Daha çok derin-kurgu yüz görüntülerini tanımlamak için kullanılan ve Temel Bileşen Analizi (PCA), Destek Vektör Makineleri (SVM) ve CNN'yi içeren geniş kapsamlı teknikler, yüzü bir bütün olarak analiz etmektedirler. Bu teknikler, doğrusal olarak birleştirilmiş daha küçük görüntü piksel kümeleri oluşturularak verilerin boyutsallığını azaltmayı amaçlar. Daha sonra gerçek ve sahte görüntüleri tanımlamak için bir ikili sınıflandırıcı kullanılır. Bununla birlikte hem derin-kurgu video hem de görüntü tanımlama, özellik tabanlı veya dikkat tabanlı eşleştirme teknikleri kullanılır; bu, tüm yüzü haritalayabilen gözler, burun, dudaklar, cilt, baş pozisyonu, renk değişiklikleri vb. kapsar, farklı odak alanlarına böler [10].

Holistik teknikler, lokalize derin-kurgu özelliklerin (yüz ve çene bölgelerindeki anormallikler) tespitinde başarılı olmuştur ve tespit için önemli olabilecek spesifik özelliklerin (gözler, burun, ağız) belirlenmesinde kullanılabilir [11].

Konvolüsyonel Sinir Ağı (CNN) tabanlı görüntü sınıflandırma ve tanıma modellerinin, derin-kurguya maruz kalmış görüntüleri orijinal olanlardan sınıflandırmak için eğitilebilir olduğu kanıtlanmıştır [12].

Luca ve ark. Beklenti-Maksimizasyon algoritmasını kullanarak GAN görüntüleri oluşturma sürecinde kalan evrişim izlerini temsil eden parmak izlerini çıkarmayı ve algılamayı amaçlamışlardır [13]. Wang ve ark. ProGAN'da eğitilmiş standart bir sınıflandırıcı, dikkatli ön ve son işleme ve veri artırma ile koşulsuz bir CNN üreticinin şaşırtıcı derecede iyi bir şekilde görünmeyen mimarilere, veri setlerine genelleştirilebileceğini göstermişlerdir [14]. CNN ayrıca göz kırpmaya eksikliği, bir görüntüdeki gözlerdeki eksik ayrıntılar ve yüz sarma artefaktları gibi manipülasyon tekniklerini tespit etmek üzere eğitilmiştir [18,19]. Ayrıca, CNN'lerin, yüzleri yüksek çözünürlüklü kaynaklarla daha fazla sarmak için çalışan üretim yöntemlerinin ayırt edici izlerini yakalayabildiği gösterilmiştir [15].

VGG19 ve VGG16, CNN tabanlı modellerin katman derinliğini (23/26 katman) artırarak büyük ölçekli sahte görüntü tanımayı önemli ölçüde iyileştirmiştir [16]. Chang ve ark. derin sahte bir yüz görüntüsünü algılamak için görüntü büyütme ve gürültü seviyesi analizine dayalı gelişmiş bir VGG ağı, yani NA-VGG sunmuşlardır. Celeb-DF veri setini kullanan deneysel sonuçlar, NA-VGG'nin diğer son teknoloji sahte görüntü dedektörlerine göre doğruluğu geliştirdiğini göstermektedir [17]. Kim ve ark. gizlenmiş yüz görüntülerinden gerçek yüz görüntülerini sınıflandırmak için VGG-16'nın ShallowNet mimarisinden daha iyi bir performansa sahip olduğunu göstermişlerdir [18]. Ayrıca, DenseNet mimarisinin, her katmanı diğer tüm katmanlara bağlayan ileri beslemeli tasarım ağı ile hesaplama açısından daha verimli olduğu da kanıtlanmıştır [19]. DenseNet mimarisinde, önceki tüm katmanların özellik haritaları, her katman için girdi olarak kullanılmaktadır. DenseNet, en gelişmiş performansı elde etmek için önemli ölçüde daha az parametre ve hesaplama gerektirir [12]. Hsu, Chih-Chung, Yi-Xiu Zhuang ve Chia-Yen Lee çalışmalarında, geliştirilmiş bir DenseNet omurga ağı ve Siyam ağ mimarisinden oluşan, yeni CFFN'ye dayalı sahte bir yüz görüntüsü detektörü önermişlerdir. Kapsamlı analizleri, DenseNet gibi derin özelliklere dayalı derin sahte tespit sistemlerinin aynı tür manipülasyon tekniği üzerinde eğitilip test edildiğinde önemli doğruluk elde ettiğini göstermiştir [20].

Özellikle dayalı teknikler, doğal olmayan göz kırpmalı modelleri ve geçici titreme gibi derin-kurgu oluşturma yöntemlerinin eksikliklerini belirlemeye başlamıştır ve bunun sonucunda, belirlenen eksiklikleri ele alan veri kümeleri üzerinde eğitilen daha gelişmiş bir derin-kurgu model ortaya çıkmasına imkân tanımıştır. Yang ve ark. başın duruş yönünü tahmin etmek için yüz işaretlerinin kullanılabilirliğini göstermişlerdir [21]. Huang, Y ve ark. Chang, X ve ark. çalışmalarında, gözbebeklerindeki tutarsızlıkların derin-kurguya uğramış verinin göstergelerinden biri olduğunu göstermişlerdir. Eğitim sürecine sesin de dahil edildiği bazı araştırmalar dudak hareketleri ile ses eşleştirme arasındaki farkın gerçek ve sahte medyayı birbirinden ayırdığını göstermiştir [22]. Adli teknikler kullanarak siyasi liderlerin yüz ifadelerini ve konuşma kalıplarını modellemek mümkün olabilmektedir [23]. Ancak böyle bir yaklaşımı tüm dünya için eğitmek ve yaygınlaştırmak daha zor bir iş olacaktır. Özellik tabanlı teknikler, deformasyonlara karşı daha toleranslıdır, ancak öncelikle etki alanına özgü veri kümelerinde en iyi performansı elde etmek için tasarlanmıştır. Bütüncül teknikler, insan yüzlerini öğrenmeye ve sınıflandırma için yüksek boyutlu semantik özellikleri çıkarmaya odaklanır. Öncelikle, etki alanına özgü veri kümelerinde en iyi performans için tasarlanmıştır.

Xception ve EfficientNet gibi denetlenen alandaki uzamsal özelliklerden ve uzamsal-zamansal anomalilerden yararlanan diğer tekniklerin CNN'lerden daha verimli olduğu gösterilmiştir [42-43]. Xception mimarisi, bir başlangıç modülü olarak anlaşılabilir konvolüsyonlar nedeniyle model parametrelerinin daha verimli kullanılmasını sağlama iddiasındadır. Kumar ve Bhavsar Xception'ın metrik öğrenmeyle birleştiğinde yüksek sıkıştırılabilir senaryolarda sınıflandırmayı geliştirebileceğini göstermişlerdir [26]. Celeb-DF veri setinde derin sahte video tanımlama için %99,2'lik bir AUC puanı ve %90,71'lik bir doğruluk elde edebilmişlerdir. İsmail ve ark. deneysel analizlerinde, XceptionNet'in ek bir Bi-LSTM ve LSTM katmanıyla birleştiğinde %79 ROC-AUC skoru elde edebildiğini göstermiştir [27]. Li ve ark. Xception'ın yüz görüntüsü veri setlerinde iyi bir performansa sahip olmadığını (73,2 AUC) ve ayrıca, en düşük gerçek pozitif orana sahipken yüksek bir gerçek negatif oranına sahip olduğunu göstermiştir [28]. Özetlemek gerekirse, Xception sahte video tespiti için daha iyi performans sağlayabilir; ancak, farklı veri kümelerinde genelleştirilebilirlik sorunu ele almaz ve yalnızca görüntülerle beslendiğinde iyi performans göstermez. EfficientNET, bileşik katsayı kullanarak tüm derinlik/genişlik/çözünürlük boyutlarını eşit şekilde ölçeklendiren yeni bir ölçeklendirme yöntemi önerir. Coccomini ve ark. DFDC veri setinde %0,95'lik bir AUC ve %88'lik bir F1 skoru elde edebilmiştir [29]. Pokroy ve Egorov CNN'lerin farklı bir göreve aktarılması zor olan daha karmaşık modellerle uğraşmak zorunda kalacağı gerçeğinden dolayı, tüm boyutlarda artan bir ölçeğin her zaman daha yüksek doğruluğa yol açmayabileceğini göstermiştir [28]. Mitra ve ark. EfficientNet'in derinlemesine ayrılabilir konvülsiyonunu kullanarak, sahte videoların tespit edilmesinin karmaşıklığını düşürerek FaseForensics++ veri kümesinde %96 doğruluk elde edebilmiştir [30]. Sonuç olarak, Xception ve EfficientNet, tüm boyutları eşit şekilde ölçeklendirerek, model parametrelerinin daha verimli bir şekilde kullanılmasını sağlayabilir. Dahası, derinlemesine ayrılabilir konvülsiyonları sayesinde hem zaman içinde hem de birden çok yüz boyunca çıkarılan çıktıyı toplayarak uzamsal özellikleri ve uzamsal-zamansal anomalileri çıkarabilirler. Bu yöntemler, videonun tamamı üzerinde daha iyi bir sonuç çıkarabileceklerini göstermiştir; ancak, tek bir görüntü üzerinde derin-kurgu sınıflandırmasında herhangi bir gelişme göstermemişlerdir (derin-kurgu görüntü algılama). Son bilimsel çalışmalar, her iki yöntemin de dezavantajlarını ele alarak bir bütünsel ve özellik tabanlı algılama ağları topluluğu uygulamaya odaklanmıştır.

Dolescki ve ark. bir toplama operatörü olarak kabul edilen belirli bir fayda fonksiyonuna sahip bir sınıflandırıcı koleksiyonunu içeren bir sınıflandırma yöntemini uygulayan çalışmalarında, %87'lik bir doğruluk elde edebilmişlerdir [31]. Silva ve ark. insanları algılama döngüsüne dahil eden hiyerarşik olarak açıklanabilir bir adli tıp algoritması uygulayarak DFDC veri setinde %92 doğruluk elde edebilmişlerdir [11]. Hanqing ve ark. çoklu uzamsal dikkat kafaları, dokusal özellik geliştirme blokları ve düşük seviyeli dokusal özellikleri ve yüksek seviyeli semantik özellikleri bir araya getirerek %97'lik bir doğruluk elde edebilen çok-dikkatli bir derin-kurgu algılama

ağı önermişlerdir [32]. Bonettini ve ark. EfficientNetB4'ü dikkat katmanları ve Siyam eğitimi ile birleştiren farklı eğitilmiş Konvolüsyonel Sinir Ağı (CNN) modellerini bir araya getirerek DFDC'de %87'lik AUC'ye ulaşmayı başardığı [33]. Du ve ark. ham içeriği ve onun frekans alanı temsilini aynı anda analiz eden iki ayrı EfficientNet mimarisi ile doğruluk ve verimlilik arasında iyi bir dengenin sağlanabileceğini göstermişlerdir [34]. Derin-kurguları belirlemeye ve önlemeye yönelik en başarılı yaklaşımların, bir ikili sınıflandırma görevinin omurgası olarak CNN'lere dayanan derin öğrenme yöntemleri olduğu göz önüne alındığında ve derin sahte sınıflandırma yapılırsa büyük bir 2D CNN modelinin EfficientNet modelinden daha iyi olduğu kanıtlanabilir [11].

3. Materyal ve Yöntem

Yapılan literatür taramasında derin-kurguya maruz kalmış verileri tespit etmede birtakım araçlar ve algoritmaların kullanıldığı görülmüştür. Kullanılan her algoritmanın yoğunlaştığı ve dikkate aldığı bazı kriterler mevcuttur. Bu kriterler genelde yüzdeki kişinin yüzünün titremesi, bir fotoğrafta parlama veya bozulma, bir kişinin bir fotoğrafta sallanma hareketi, tutarsız konuşma veya ağız hareketleri, mikrofon standı veya dış mekan ışık standı gibi sabit nesnelerin anormal konumlandırılması, bir fotoğrafta dengesiz aydınlatma, bir fotoğrafta yansımalar veya gölgeler; Renk tonları, eksik veya fazla saç ve dişler, yanlış hizalanmış yüz simetrisi, uyumsuz piksel değerleri ve fotoğraf sürekliliğindeki kesintilerin tümü, derin sahte algılama algoritmaları ve özelliklerinde kullanılan göstergeler olarak belirtilmiştir [5]. Gün geçtikçe daha da popüler hale gelen derin-kurgu teknolojisi ile üretilen sahte verilerin adli davalarda dijital kanıt olma potansiyelleri artmaktadır. Bu durum göz önüne alındığında dijital kanıtları raporlayan profesyonellerin dijital materyaller içerisinde bu kanıtlar ile karşılaşma ihtimalleri artacaktır. Adli analiz yapan profesyonellerin bu şekilde kanıtlar ile karşılaştıklarında doğru karar verme süreçlerinin anlaşılması adli bilişim açısından önemlidir. Bu çalışmada ise herhangi bir derin-kurgu tespit aracı, yazılımı ve algoritması kullanılmadan çıplak insan gözü ile tespit edilip edilemeyeceği, derin-kurgu yapma programlarından rastgele seçilen 2 adet derin-kurgu yapma programının derin-kurgu yapmadaki başarı oranı, adli bilişim alanında tecrübe sahibi dijital materyal incelemesi gerçekleştiren bireylerin, herhangi bir şekilde hiçbir dijital veri incelememiş bireylere göre ne kadar başarılı oldukları ve bireylerin derin-kurguya maruz kalmış fotoğrafları hangi özelliklerinden dolayı tercih ettikleri test edilmiştir.

3.1 Ön hazırlık

Ankette kullanılmak üzere en geniş kapsamlı veri setleri üzerinde literatür taraması yapılmıştır. Deney aşamasında kaggle internet sitesi üzerinde bulunan Bojan Tunguz tarafından oluşturulan 1-million-fake-faces isimli veri seti kullanılmıştır [35]. Veri seti içerisinde, rastgele 15 erkek 15 bayan fotoğrafı seçilerek, fotoğraflar rastgele isimlendirilmiştir. Seçilen fotoğraflardan 5 adet bayan ve 5 adet erkek fotoğrafı herhangi bir işleme tabi tutulmadan orijinal olarak ankete eklenmiştir. Geriye kalan 10 adet erkek 10 adet bayan fotoğrafına derin-kurgu uygulanmıştır. Derin-kurgu uygulaması olarak Swapface ve FaceSwapper derin-kurgu yapma programları kullanılmıştır. Sonuç olarak 15 erkek fotoğrafının 5 tanesi orijinal olarak bırakılmış, 5 tanesine FaceSwapper, 5 tanesine Swapface uygulaması ile derin-kurgu uygulanmıştır. Aynı şekilde toplam 15 bayan fotoğrafının 5'i orijinal olarak bırakılmış, 5 tanesine FaceSwapper, 5 tanesine Swapface uygulaması ile derin-kurgu uygulanmıştır.

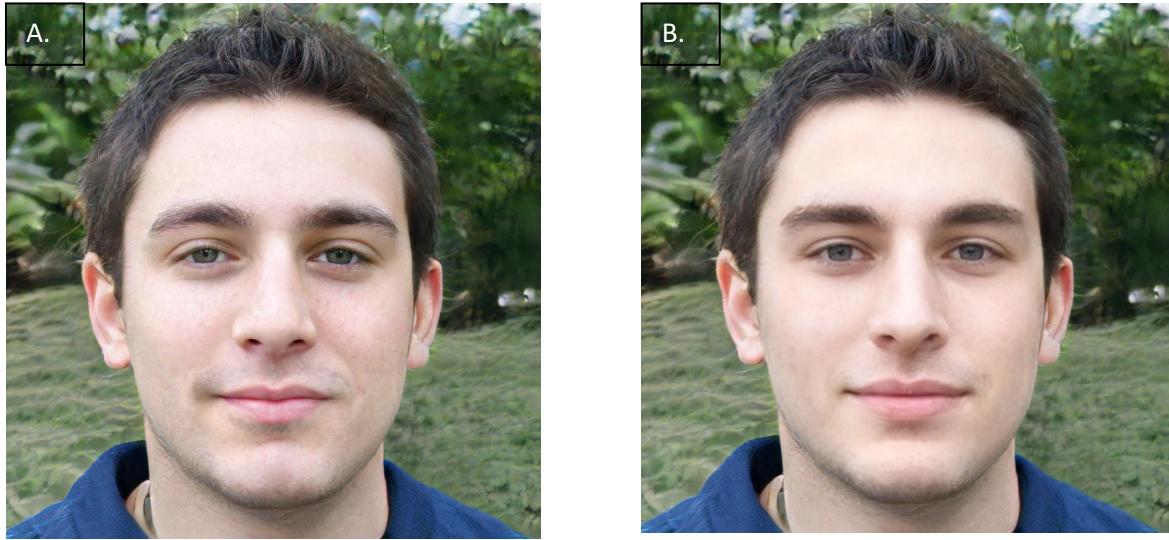
3.2 Deney aşaması

Swapface programı ile oluşturulmuş 5 adet erkek ve 5 adet bayan fotoğrafı, Face Swapper programı ile oluşturulmuş 5 adet erkek ve 5 adet bayan fotoğrafı ve üzerinde herhangi bir oynama yapılmamış 5 adet erkek ve 5 adet bayan fotoğrafı bulunmaktadır. Oluşturulan bu fotoğraflarda deneye katılan adli bilişim alanında tecrübe sahibi olan, bu alanda incelemeler yapmış ve adli bilişim alanında hiç çalışmamış katılımcılara derin-kurgu uygulanmış fotoğrafları herhangi bir araç kullanmadan ayırt edip edemeyeceklerini tespit etmek amacıyla açık kaynak araştırması neticesinde tespit edilen Google forms programına yüklendi. Katılımcılara;

- ❖ Cinsiyetiniz nedir?
- ❖ Bilgisayar bilgi düzeyiniz nedir?
- ❖ Adli Bilişim alanında çalıştınız mı?
- ❖ Adli Bilişim alanında kaç yıldır çalışmaktasınız?
- ❖ Adli Bilişim alanında incelemeler yaptınız mı?
- ❖ Deepfake (derin-kurgu) hakkında bilgi sahibi misiniz?
- ❖ Hiç üzerinde oynama yapılmış bir fotoğraf tespitiniz oldu mu?

- ❖ Hazırlanmış olan 30 adet fotoğraf tek tek gösterilerek, gösterilen her bir fotoğraf için fotoğraf üzerinde orijinal mi oynama yapılmış mı?

Soruları ankete katılan bireylere yöneltilmiştir. Çalışmaya 60 kişi adli bilişim alanında tecrübeye sahip olan bireyler ve 60 kişi adli bilişim alanında herhangi bir tecrübesi bulunmayan bireyler katılım sağlamışlardır. Deneysel aşamaları açık kaynak araştırması neticesinde tespit edilen Google forms programı vasıtasıyla online olarak gerçekleştirilmiştir. Denekler, orijinal ve manipüle edilmiş görüntüleri tanıma konusunda sınırlı yeteneğe sahipti. Bazıları fotoğraflardan çok arka planlarında bir oynama olup olmadığı konusunda sorun yaşadı. Bazıları ise rastgele seçilen bireylerin fiziki özelliklerinden yola çıktılar ve bu onları yanılttı. Rastgele seçilen bayan fotoğrafları üzerinde makyaj yapılıp yapılmaması da denekler için ayırt edici bir faktör haline geldi. Gözler üzerindeki parlaklığın fotoğraftaki bireyin yaşı ile orantılı olup olmama durumu ayırt etmede dikkat ettikleri kriterlerden olduğu bilgisine ulaşıldı. Bazı denekler fotoğraflar üzerindeki simetriden yola çıkarak fotoğraflardaki kişilerin yüzlerindeki orantılılık ölçülerine dikkat ettiler. Fotoğrafların kusursuz olması da bazılarının dikkatini çekti. Birçok denek üzerinde bayan fotoğrafı üzerinde derin-kurgu tespitinin erkek fotoğraflarına göre daha zorlandıkları görülmüştür. Deneysel sayısal verileri aşağıda analiz edilip tarafınıza sunulmuştur. Derin-kurgu uygulanmış ve uygulanmamış fotoğraflara örnek Resim-1’de görülmektedir.



Resim 1: Orijinal resim ile derin-kurgu yapılmış örnek resim. (A. orijinal resim-B. derin-kurgu yapılmış resim.)

4. Evren ve örneklem

Araştırma Türkiye’de Adli Bilişim alanında çalışan ve adli bilişim alanında çalışmayan ancak bilgisayar bilgisi olan bireylerle yürütülmüştür. Çalışma araştırmaya gönüllü katılım gösteren 60 Adli Bilişim personeli ve 60’ı Adli Bilişim alanında çalışmayan toplam 120 kişi ile yürütülmüştür. Çalışmaya katılanların bazı demografik Verileri Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. Araştırmaya Katılanların Demografik Analizi

Demografik Özellik	Kategori	Sayı (f)	Yüzde (%)
Cinsiyet	Erkek	74	61.7
	Kadın	46	38.3
Adli Bilişimde Çalışma Durumu	Adli Bilişimde Çalışıyor	60	50
	Adli Bilişimde Çalışmıyor	60	50
Adli Bilişimde Çalışma Süresi	1-5 Yıl	17	14.2
	6-10 Yıl	43	35.8
Adli Bilişimde Materyal İnceleme Durumu	Çalışmıyor	60	50
	İnceledim	61	50.8
	İncelemedim	59	49.2
Deepfake(derin-kurgu) Hakkında Bilgi Sahibi Olma	Bilgi Sahibiyim	61	50.8
	Bilgi Sahibi Değilim	59	49.2
	Başlangıç Düzeyinde	9	7.5
Bilgisayar Bilgisi	Orta Düzeyde	75	62.5
	İleri Düzeyde	36	30

Demografik verilerin analizine göre araştırmaya katılanların 74'ü (%61,7) erkektir. Kadınların sayısı ise 46 (%38,3) kişi ile ikinci sıradadır. Erkeklerin 41'i (%55,4) adli bilişim alanında çalışmaktadır. Kadınların ise 19'u (%41) adli bilişim alanında çalışmaktadır. Hem adli bilişim alanında çalışanlar açısından hem de araştırmaya katılanlar açısından erkekler daha çok sayı ve oradadır. Adli Bilişim alanında çalışma süresi bakımından ise 6-10 arasında çalışanların sayısı (f=43, %35,8) 1-5 Yıl arasında çalışanların sayısından (f=17, %14,2) daha fazladır. Hem derin-kurgu (deepfake) konusunda bilgisi olduğunu belirtenler hem de adli bilişimde materyal incelediğini belirtenlerin sayısı (f=59, %49,2) aynıdır. Bilgisayar bilgi düzeyine ilişkin çalışanların öznel anlatımına göre büyük çoğunluk (f=75, %62,5) orta düzeyde çok azı (f=9, %7,5) ise başlangıç düzeyinde bilgilerinin olduğunu belirtmiştir.

4.1 Veri toplama aracı

Veri toplama aracı araştırmacı tarafından geliştirilen 30 sorudan oluşan Doğru Yanlış testidir. Testte 10 Orijinal fotoğraf, 9 FaceSwapper programı vasıtası ile derin-kurgu işlemi uygulanmış fotoğraf ve 11 Swapface programı vasıtası ile derin-kurgu işlemi uygulanmış fotoğraf verilerle bireylerden doğrusunu bulmaları istenmiştir. Ayrıca testte katılımcıların bazı demografik ve derin-kurgu ile ilgili geçmişlerindeki deneyimleri yoklayan soruların olduğu anket uygulanmıştır. Araştırmada kullanılan test, katılımcıların derin-kurgu programları vasıtası ile yapılmış derin-kurgu fotoğraflarını ve herhangi bir işleme maruz kalmamış orijinal fotoğraf olup olmadığını, verilen fotoğrafın hangi programla üzerinde oynandığını belirlemeye yarayacak sorular içeren "Deepfake (derin-kurgu) Fotoğrafları Belirleme" testidir. Test maddeleri araştırmacı tarafından hazırlanmıştır. Bu maddeler ve fotoğraflar uzman görüşüne başvurularak incelemeleri sağlanmıştır. Kullanılan testin uzman incelemesi sonucunda gelen görüşler neticesinde herhangi bir düzeltmeye gidilmesine gerek kalmadan kullanılmasının uygun olduğu değerlendirilmiştir. Katılımcıların verilen bir fotoğrafın orijinal ya da değil, Swapface programı vasıtası ile derin-kurgu yapılmış veya değil, FaceSwapper programı vasıtası ile derin-kurgu yapılmış fotoğraf ve değil şeklinde tespitle bulunmalarını yoklamaktadır. Testten elde edilen verilerin KR-20 güvenilirlik katsayısı ile güvenilirliği hesaplanmıştır. KR-20 soruların doğru-yanlış ya da 1 ve 0 olarak kodlandığı objektif test türlerinde ve madde güçlük indekslerinin farklı olduğu durumda uygulanır [44]. Bu nedenle de güvenilirlik bu yöntemle hesaplanmıştır. KR-20 Güvenirlik katsayısı 0.78'dir. Bu değer testin iyi düzeyde güvenilir olduğunu göstermektedir. Uygulanan testteki soruların madde güçlük indekslerinin yanı sıra madde ayırt edicilik indeksleri de %27 üst grup alt grup tekniği kullanılarak hesaplanmıştır. Madde Güçlük ve Ayırt edicilik indekslerine ilişkin yapılan hesaplamalar Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Madde Güçlük ve Ayırt Edicilik İndeksleri

Soru No ve Yoklanan Fotoğraf Türü	Madde Güçlüğü	Madde Ayırt Ediciliği	Soru No ve Yoklanan Fotoğraf Türü	Madde Güçlüğü	Madde Ayırt Ediciliği
1-Orijinal	.53	.24	16- Swapface	.30	.45
2-Swapface	.50	.31	17- Swapface	.63	.48
3-Swapface	.45	.12	18-FaceSwapper	.64	.42
4-Orijinal	.57	.39	19- Swapface	.38	.48
5-Swapface	.36	.42	20-Orijinal	.50	.58
6-FaceSwapper	.47	.52	21-FaceSwapper	.61	.67
7- Orijinal	.73	.12	22-Orijinal	.68	.19
8-FaceSwapper	.26	.24	23- Swapface	.23	.42
9-Swapface	.53	.55	24-FaceSwapper	.50	.64
10-Swapface	.22	.33	25-Orijinal	.79	.19
11-Swapface	.42	.45	26- Swapface	.52	.61
12-FaceSwapper	.44	.61	27-FaceSwapper	.57	.61
13-FaceSwapper	.50	.67	28- Orijinal	.63	.42
14-Orijinal	.71	.55	29- FaceSwapper	.54	.39
15-Orijinal	.46	.52	30- Orijinal	.48	.58

En zor madde 0.22 güçlük indeksi ile 10 Numaralı Swapface programı vasıtası ile derin-kurgu yapılmış Fotoğraf sorusu, ikinci sırada 0.23 güçlük indeksi ile 23 numaralı Swapface programı vasıtası ile derin-kurgu yapılmış sorusu izlemektedir. En kolay madde 0.79 güçlük indeksi ile 25 numaralı üzerinde herhangi bir oynama yapılmamış Orijinal Fotoğraf sorusu olmuştur. İkinci sırada kolay soru 0.71 güçlük indeksi ile 14 numaralı üzerinde herhangi bir oynama yapılmamış Orijinal Fotoğraf sorusu gelmektedir. Testin ortalama güçlük indeksi ise 0.51 ile orta güçlük düzeyindedir. Bir testte zor, kolay ve orta güçlükte soruların olması gerektiği dikkate alındığında testin güçlük açısından yerinde olduğu söylenebilir [43-44]. Testin genelde tüm sorularının ayırt edici olduğu ancak 0.12 ayırt edicilik indeksine sahip 7. Orijinal Fotoğraf sorusunun ayırt ediciliğinin düşük diğer soruların ise orta bazılarının iyi ve mükemmel düzeyde ayırt edici olduğu gözlenmiştir. 7. Sorunun zayıf ayırt edicilik gücünde olduğu ancak testin D-Y testi olduğu dikkate alındığında zayıf olsa da alınmıştır [36]. Ayrıca testte negatif ayırt edici soruların alınmaması gerektiği ancak 0.19 ve üstünün düzletme ile alınabileceği genellikle ifade edilen bir durum olsa da 0.12 ayırt edicilik indeksine sahip 7. Sorunun kolay bir soru olarak testte yer almasının yararlı olacağı değerlendirilmiştir. Bu nedenle de testten çıkarılmayarak teste alınmıştır [43].

4.2 Verilerin toplanması ve analizi

Araştırma verileri yüz yüze yapılan uygulama ile toplanmıştır. Katılımcılara araştırmanın herhangi bir yerinde istelerse vazgeçebilecekleri belirtilmiştir. Çalışmaya katılan toplam 120 kişiden elde edilen verilerin analizinde aşağıdaki analiz süreçleri izlenmiştir;

1- Betimsel Analiz: Demografik verilerin analizinde frekans ve yüzde, katılımcıların derin-kurgu ile ilgili fotoğrafları bilme düzeyinin belirlenmesinde ortalama ve standart sapma değerlerinden yararlanılmıştır.

2- Verilerin tek doğrusal normalliklerinin incelenmesi: Verilerin tek doğrusal normalliklerinin incelenmesinde Çarpıklık ve Çarpıklık ölçülerinden yararlanılmıştır. Ayrıca her bir bağımsız değişkenin kategorisi içinde Çarpıklık ve Basıklık değerleri incelenmiştir. Tek doğrusal normalliklerin incelenmesinde farklı ölçümler dikkate alınsa da Çarpıklık ve Basıklık ölçüleri için ± 2 aralığının yeterli olduğuna işaret etmiştir [37]. George ve Mallery ise basıklık ve çarpıklık değerlerinin hataya oranlamasının %95 güven düzeyi için 1.96 güven aralığını dikkate alınmasını önermiştir[38]. Ayrıca çoklu normallik için hem tek doğrusal normallik hem tüm bağımsız değişkenin düzeylerinde normalliğe sahip olması gerektiğine işaret etmiştir. Bunun yanı sıra P-P ve Q-Q eğrilerinin histogramların incelenmesini önermektedirler.

Hair ve ark. uç değerlerin olmaması gerektiğini bunun için Mahalanobis Uzaklığının hesaplanmasını her bir bağımsız değişkenin (iki ve daha fazla bağımsız değişken açısından) bağımlı değişkenlerin ikili kombinasyonlarının doğrusal olması önerilmiştir [39]. Bu çerçevede her bir analiz sürecinde bağımsız değişkenlerin kombinasyonu olarak bağımlı değişkenlerin doğrusal olup olmadığı dağılım matrisinden (scatter matrix) incelenmiştir. Ayrıca uç değerler için (outliers) Mahalanobis D2 uzaklığı hesaplanmıştır. Tüm değişken kombinasyonlarında 0.05 güven düzeyi için 1 serbestlik derecesinde Ki-Kare değeri 3.841'in altında olduğu

gözlenmiştir. İlgili koşulların sağlandığı normallik durumlarında parametrik karşılanmadığı durumda ise parametrik olmayan testler kullanılmıştır. Bu çerçevede;

3- Cinsiyet, adli bilişim alanında çalışma durumu, adli bilişimde materyal inceleme durumu, üzerinde oyna yapılmış fotoğraf tespit durumu, derin-kurgu hakkında bilgi sahibi olup olmama açısından Bağımsız Gruplar t - Testi ile analiz yapılmıştır.

4- Adli bilişim alanında çalışma süresi bakımından derin-kurgu fotoğrafları ile ilgili düzeyinin farklılık gösterip göstermediğini belirlemek için Tek Yönlü Varyans Analizi uygulanmıştır. Farklılık olduğu durumda farkın kaynağı için Scheffe testi ile analiz yapılmıştır.

5- Bilgisayar bilgisi açısından derin-kurgu fotoğrafları ile ilgili düzeyinin farklılık gösterip göstermediğini belirlemek için Başlangıç düzeyi kategorisinde gözlenen sayının az olması nedeni ile Mann Whitney U testi ile analiz yapılmıştır.

6- Orijinal, FaceSwapper derin-kurgu yapma programı ve Swapface derin-kurgu yapma programı vasıtası ile yapılmış fotoğrafları ayırma bilgi testi puanları arasında ilişkinin incelenmesinde Pearson Momentler Korelasyon analizi uygulanmıştır.

7- Cinsiyet ve Deepfake (derin-kurgu) Fotoğraflar Hakkında Bilgilerinin Olup Olmadığına Yönelik analizde Faktöryel MONOVA analizi (İki yönlü MANOVA) uygulanmıştır. Tip I hatayı önlemek için Bonferroni düzeltilmesi uygulanmıştır. Farkın olduğu durumda izleme testi ile farkın kaynağı test edilmiştir. İzleme testi için Scheffe analizi uygulanmıştır.

8- Farklılığın gözlemlendiği durumlarda farklılığın önem düzeyini belirlemek için etki büyüklüğü değeri incelenmiştir. Etki büyüklüğü hesaplamalarında İlişkisiz Örneklemeler t Testi ve Tek Yönlü Varyans Analizinde Cohen d, İki Yönlü MANOVA için kısmi Eta Kare Değeri (η^2) incelenmiştir. Bunun için aşağıdaki ölçütler dikkate alınmıştır [40], [41].

Cohen d = 0.2 = Küçük/önemsiz

Cohen d = 0.5 = Orta

Cohen d = 0.8 = Büyük

Eta Kare (η^2) = 0.01 = Küçük/önemsiz

Eta Kare (η^2) = 0.06 = Orta düzey

Eta Kare (η^2) = 0.14 = Büyük

Verilerin analizinde SPSS 24 paket programı kullanılmıştır. Ayrıca Jamovi programından yararlanılmıştır. Anlamlılık düzeyi için 0.05 dikkate alınmıştır.

5. Bulgular

5.1 Betimsel analiz sonuçları

Araştırmanın birinci problemi “Adli Bilişim çalışanlarının orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeyi nedir?” olarak belirlenmiştir. Söz konusu araştırma problemi için betimsel analiz yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 3’te verilmiştir.

Tablo 3. Deepfake(derin-kurgu) Bilgi Düzeyi Betimsel Analiz Sonuçları

	Fotoğraf Sayısı	Min.	Mak.	Toplam	Ort.	SS	Çarpıklık	Basıklık
Orijinal Fotoğraf	10	.00	10	727	6.05	2.12	.045	-.571
FaceSwapper Fotoğraf	9	.00	9	542	4.51	2.42	.088	-.935
SwapFace Fotoğraf	11	.00	11	543	4.52	2.53	.540	-.406
Genel Ortalama	30	2	30	1812	15.10	5.67	.325	-.007

Çarpıklık için hata: .221, Basıklık için hata: .438

Betimsel analiz sonucuna göre çalışanların orijinal fotoğrafları belirleme düzeyi (Ort.=6.05, SS=2.12) daha yüksektir. FaceSwapper derin-kurgu yapma programı (Ort=4.51, SS=2.42) ve SwapFace derin-kurgu yapma programı (Ort.=4.52, SS=2.53) fotoğraflarını belirleme düzeyi ise düşüktür. Çalışanların orijinal fotoğraf ile derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeyine ilişkin genel başarı ortalaması (Ort.=15.18, SS=5.67) orta düzeydedir. Her bir resme ait puanların Basıklık ve Çarpıklık değerleri ± 2 'nin çok altındadır. Ayrıca Basıklık ve Çarpıklık ölçülerinin hataya oranı da ± 3 'ün çok altındadır. Histogramlar ve Q-Q eğrileri ile P-P eğrileri incelenmiştir. Ayrıca uç değer olup olmadığı da kontrol edilmiştir. Analiz sonucunda uç değerler olmadığı verilerin tek doğrusal normallik sağladığı gözlenmiştir.

5.2 Çalışanların orijinal ve deepfake (derin-kurgu) fotoğrafları belirleme düzeylerinin cinsiyet açısından analizi

Çalışmanın ikinci problemi “Çalışanların orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeyi cinsiyet açısından farklılık göstermekte midir?” şeklinde belirlenmiştir. Analiz öncesi Orijinal Fotoğraf, FaceSwapper derin-kurgu yapma programı ve Swapface derin-kurgu yapma programı Fotoğraf puanlarının bağımsız değişkenin (cinsiyet) her bir düzeyi için (kadın ve erkek) Basıklık ve Çarpıklıkları incelenmiştir. Hem erkeklerin (Çarpıklık= ± 1 , Hata=.279; Basıklık= ± 1 , Hata=.552) hem de kadınların (Çarpıklık= ± 1 , Hata=.350; Basıklık= ± 1 , Hata=.688) her bir resme ait puanların Çarpıklık ve Basıklık değerlerinin ve bunların ve hataya oranlarının da düşük olduğu gözlenmiştir. Ayrıca varyansların homojen olduğu gözlenmiştir. Bu nedenle Bağımsız Gruplar t Testi ile analiz yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 4’te verilmiştir.

Tablo 4. Cinsiyet Açısından Analiz Sonuçları

	Cinsiyet	N	Ort.	SS	Levene Testi		t	sd	p
					F	p			
Orijinal Fotoğraf Puanı	Erkek	74	5.86	2.16	.013	.908*	-1.267	118	.208*
	Kadın	46	6.37	2.06					
FaceSwapper Fotoğraf Puanı	Erkek	74	4.14	2.38	.045	.833*	-2.225	118	.028**
	Kadın	46	5.13	2.39					
Swapface Fotoğraf Puanı	Erkek	74	4.79	2.56	1.209	.274*	1.503	118	.135*
	Kadın	46	4.09	2.43					
Genel Ortalama	Erkek	74	14.79	5.63	.040	.841*	-.763	118	.447*
	Kadın	46	15.58	5.29					

*p>.05, **p<.05

Analiz sonucunda çalışanların derin-kurgu (deepfake) konusunda genel başarı puanları cinsiyet açısından anlamlı farklılık göstermemektedir (t=-.763, p>.05). Orijinal Fotoğraf konusunda (t=-1.267, p>.05) ve Swapface Fotoğraf (t=1.503, p>.05) ayırmada kadın ve erkekler arasında anlamlı farklılık gözlenmemiştir. Bununla birlikte FaceSwapper Fotoğraf puanında erkeklerin ortalaması (Ort.=4.14, SS=2.38), kadınların puan ortalamasından (Ort.=5.13, SS=2.39) daha düşük olduğu gözlenmiştir (t=-2.225, p<.05). Kadınların FaceSwapper fotoğraflarını ayırma konusunda erkeklerden daha iyi olduğu söylenebilir. Farkın önemine ilişkin yapılan güç testi analiz sonucu (Cohen d= .42) düşük düzeye yakın bir anlamlılığa işaret etmektedir.

5.3 Çalışanların orijinal ve deepfake (derin-kurgu) fotoğrafları belirleme düzeylerinin adli bilişimde çalışma durumu açısından analizi

Araştırmanın üçüncü problemi “Çalışanların orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeyi adli bilişimde çalışıp çalışmama durumları açısından farklılık göstermekte midir?” olarak belirlenmiştir. Analiz öncesinde Orijinal, FaceSwapper ve Swapface Fotoğraf puanlarının bağımsız değişkenin (adli bilişimde çalışma-çalışmama) her bir düzeyi için Basıklık ve Çarpıklıkları incelenmiştir. Hem çalışanların (Çarpıklık= ±1, Hata=.309; Basıklık= ±1, Hata=.608) hem de çalışmayanların (Çarpıklık= ±1, Hata=.309; Basıklık= ±1, Hata=.608) her bir resme ait puanlarının Çarpıklık ve Basıklık değerlerinin bunların ve hataya oranlarının da düşük olduğu gözlenmiştir. Ayrıca varyansların homojen olduğu gözlenmiştir. Bu nedenle Bağımsız Gruplar t Testi ile analiz yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 5’te verilmiştir.

Tablo 5. Adli Bilişimde Çalışıp Çalışmama Durumu Açısından Analiz Sonuçları

	Adli Bilişimde Çalışma	N	Ort.	SS	Levene Testi		t	sd	P
					F	p			
Orijinal Fotoğraf Puanı	Evet	60	5.68	2.22	.759	.835*	-1.954	118	.053*
	Hayır	60	6.43	1.96					
FaceSwapper Fotoğraf Puanı	Evet	60	3.80	2.22	.469	.495*	-3.381	118	.001**
	Hayır	60	5.23	2.41					
Swapface Fotoğraf Puanı	Evet	60	4.23	2.46	.034	.855*	-1.266	118	.208*
	Hayır	60	4.82	2.58					
Genel Ortalama	Evet	60	13.71	5.28	.003	.955*	-2.836	118	.005*
	Hayır	60	16.48	5.40					

*p>.05, **p<.05

Analiz sonucu, adli bilişimde çalışma durumunun derin-kurgu genel başarı puanları üzerinde anlamlı etkiye sahip olduğunu göstermektedir (t=-2.836, p<.05). Adli bilişimde çalıştığını belirtenlerin puan ortalaması (Ort.=13.71, SS=5.28), çalışmadığını belirtenlerin ortalamasından (Ort.=16.48, SS=5.40) daha düşük olduğu görülmektedir. Etki büyüklüğüne ilişkin yapılan analiz sonucu (Cohen d=.52) farklılığının öneminin orta düzeye yakın olduğunu göstermektedir. FaceSwapper fotoğraflarını belirleme konusunda adli bilişimde çalışanlar (Ort.=3.80, SS=2.22) ile adli bilişimde çalışmayanların (Ort.=5.23, SS=2.41) puan ortalamaları arasında adli bilişimde çalışmayanlar lehine anlamlı farklılık gözlenmiştir (t=-3.381, p<.05). Farkın önemine ilişkin etki büyüklüğü değeri (Cohen d=.62) farkın orta düzeyde önemli olduğunu göstermektedir. Orijinal Fotoğraf puanları (t=-1.954, p>.05) ile Swapface puanlarında (t=-1.266, p>.05) ise adli bilişimde çalışanlarla çalışmayanlar arasında anlamlı farklılık gözlenmemiştir.

5.4. Çalışanların orijinal ve derin-kurgu (deepfake) fotoğrafları belirleme düzeylerinin derin-kurgu (deepfake) konusunda bilgi sahibi olup olmama durumu açısından analizi

Araştırmanın dördüncü problemi “Çalışanların orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeylerinin daha önceden derin-kurgu konusunda bilgi sahibi olup olmamaları açısından farklılık göstermekte midir?” olarak belirlenmiştir. Analiz öncesinde Orijinal Fotoğraf, FaceSwapper ve Swapface Fotoğraf puanlarının bağımsız değişkenin (derin-kurgu konusunda bilgi sahibi olup olmama) her bir düzeyi için Basıklık ve Çarpıklıkları incelenmiştir. Hem bilgi sahibi olduğunu belirtenlerin (Çarpıklık= ±1, Hata=.306; Basıklık= ±1, Hata=.604) hem de bilgi sahibi olmadığını belirtenlerin (Çarpıklık= ±1, Hata=.311; Basıklık= ±1, Hata=.613) her bir resme ait puanların Basıklık ve Çarpıklık değerlerinin ve bunların hataya oranlarının da düşük olduğu gözlenmiştir. Bu nedenle Bağımsız Gruplar t Testi ile analiz yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 6’da verilmiştir.

Tablo 6. Deepfake (derin-kurgu) Konusunda Bilgi Sahibi Olma Durumu Açısından Analiz Sonuçları

	Deepfake (derin-kurgu) Hakkında Bilgi	N	Ort.	SS	Levene Testi		t	Sd	p
					F	p			
Orijinal Fotoğraf Puanı	Evet	59	5.90	2.12	.014	.907*	-.819	118	.414*
	Hayır	61	6.22	2.13					
FaceSwapper Fotoğraf Puanı	Evet	59	4.06	2.47	.933	.336*	-2.104	118	.037**
	Hayır	61	4.98	2.29					
Swapface Fotoğraf Puanı	Evet	59	4.26	2.30	.591	.444*	-1.158	118	.249*
	Hayır	61	4.79	2.74					
Genel Ortalama	Evet	59	14.22	5.20	.036	.849*	-1.779	118	.078*
	Hayır	61	16.00	5.69					

*p>.05, **p<.05

Analiz sonucunda derin-kurgu konusunda önceden bilgi sahibi olmanın genel başarı puanları üzerinde anlamlı etkiye sahip olmadığını göstermektedir ($t=-1.779$, $p>.05$). derin-kurgu konusunda bilgi sahibi olduğunu belirtenlerin genel puan ortalaması (Ort.=14.22, SS=5.20) ile bilgi sahibi olmadığını belirtenlerin ortalaması (Ort.=16.00, SS=5.69) arasında istatistiksel açıdan farklılık yoktur. FaceSwapper fotoğraflarını belirleme konusunda derin-kurgu hakkında bilgi sahibi olduğunu belirtenlerin ortalaması (Ort.=4.06, SS=2.47) ile derin-kurgu konusunda bilgi sahibi olmadığını belirtenlerin ortalaması (Ort.=4.98, SS=2.29) arasında derin-kurgu hakkında bilgi sahibi olmadığını belirtenlerin lehine anlamlı farklılık gözlenmiştir ($t=-2.104$, $p<.05$). Farkın önemine ilişkin etki büyüklüğü değeri (Cohen $d=.38$) farkın öneminin düşük olduğunu göstermektedir. Orijinal Fotoğraf puanları ($t=-.819$, $p>.05$) ile Swapface puanlarında ($t=-1.158$, $p>.05$) ise derin-kurgu konusunda bilgi sahibi olduğunu belirtenler ile bilgi sahibi olmadığını belirtenler arasında anlamlı farklılık gözlenmemiştir. Daha önceden derin-kurgu konusunda bilgi sahibi olmak ya da olmamanın özellikle Orijinal ve Swapface fotoğraflarını belirleme konusunda etkili olmadığını söyleyebilir.

5.5. Çalışanların orijinal ve deepfake (derin-kurgu) fotoğrafları belirleme düzeylerinin üzerinde oynama yapılmış fotoğraf tespit etme durumu açısından analizi

Araştırmanın beşinci problemi “Çalışanların orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeylerinin üzerinde oynama yapılmış fotoğrafları tespit edip etmeme açısından farklılık göstermekte midir?” olarak belirlenmiştir. Analiz öncesinde Orijinal FaceSwapper ve Swapface Fotoğraf puanlarının bağımsız değişkenin (üzerinde oynama yapılmış fotoğrafları tespit edip etmemiş olma) her bir düzeyi için Basıklık ve Çarpıklıkları incelenmiştir. Üzerinde oynama yapılmış fotoğrafları tespit ettiğini belirtenler (Çarpıklık= ± 1 , Hata=.311; Basıklık= ± 1 , Hata=.613) ile üzerinde oynama yapılmış fotoğrafları tespit etmediğini belirtenlerin (Çarpıklık= ± 1 , Hata=.306; Basıklık= ± 1 , Hata=.604) puanlarının Çarpıklık ve Basıklık değerlerinin ve hataya oranlarının da düşük olduğu gözlenmiştir. Ayrıca varyansların homojen olduğu gözlenmiştir. Bu nedenle Bağımsız Gruplar t Testi ile analiz yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7. Üzerinde Oynama Yapılmış Fotoğrafları Tespit Etme Açısından Analiz Sonuçları

	Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespiti	N	Ort.	SS	Levene Testi		t	Sd	p
					F	p			
Orijinal Fotoğraf Puanı	Evet	59	6.20	1.95	1.547	.216*	.733	118	.465*
	Hayır	61	5.92	2.28					
FaceSwapper Fotoğraf Puanı	Evet	59	4.86	2.41	.195	.659*	1.556	118	.122*
	Hayır	61	4.18	2.39					
Swapface Fotoğraf Puanı	Evet	59	4.55	2.56	.586	.446*	.146	118	.885*
	Hayır	61	4.49	2.51					
Genel Ortalama	Evet	59	15.62	5.09	.282	.596*	1.033	118	.304*
	Hayır	61	14.59	5.86					

*p>.05

Analiz sonucunda üzerinde oynanmış fotoğrafı tespit edip etmemiş olmamanın derin-kurgu genel başarı puanları üzerinde anlamlı etkiye sahip olmadığını göstermektedir ($t=1.033$, $p>.05$). Daha önce üzerinde oynanmış fotoğraf tespit ettiğini belirtenlerin puan ortalaması (Ort.=15.62, SS=5.09) ile daha önce üzerinde oynanmış fotoğraf tespit etmediğini belirtenlerin ortalaması (Ort.=14.59, SS=5.86) arasında istatistiksel açıdan farklılık

yoktur. Orijinal Fotoğraf puanları ($t=-.819$, $p>.05$), FaceSwapper puanları ($t=1.556$, $p>.05$) ile Swapface puanlarında ($t=.146$, $p>.05$) daha önce üzerinde oynanmış fotoğraf tespit ettiğini belirtenler ile üzerinde oynanmış fotoğraf tespiti yapmadığını belirtenler arasında anlamlı farklılık gözlenmemiştir. Daha önce üzerinde oynanmış fotoğraf tespit etmiş olup olmama, derin-kurgu fotoğraflarını orijinalinden ayırma ve hangi programla fotoğrafların üzerinde oynandığını belirleme konusunda bir deneyim olsa da bu deneyim yeterli bir teknik bilgi edinmeyi sağlamadığı söylenebilir.

5.6. Çalışanların orijinal ve deepfake (derin-kurgu) fotoğrafları belirleme düzeylerinin adli bilişim alanında inceleme yapma durumu açısından analizi

Araştırmanın altıncı problemi “Çalışanların orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeyleri adli bilişim alanında inceleme yapma durumu açısından farklılık göstermekte midir?” olarak belirlenmiştir. Analiz öncesinde Orijinal, FaceSwapper ve Swapface Fotoğraf belirlemeye yönelik puanlarının bağımsız değişkenin her bir düzeyi için Basıklık ve Çarpıklıkları incelenmiştir. Adli bilişim alanında inceleme yapmadığını belirtenler (Çarpıklık= ± 1 , Hata=.311; Basıklık= ± 1 , Hata=.613) ile adli bilişim alanında inceleme yapmadığını belirtenlerin (Çarpıklık= ± 1 , Hata=.306; Basıklık= ± 1 , Hata=.604) puanlarının çarpıklık ve basıklık değerlerinin düşük olduğu ve hataya oranlarının da düşük olduğu gözlenmiştir. Ayrıca varyansların homojen olduğu gözlenmiştir. Bu nedenle Bağımsız Gruplar t Testi ile analiz yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 8’de verilmiştir.

Tablo 8. Adli Bilişim Alanında İnceleme Yapma Açısından Analiz Sonuçları

	Adli Bilişimde İnceleme	N	Ort.	SS	Levene Testi		t	Sd	p
					F	p			
Orijinal Fotoğraf Puanı	Evet	61	5.64	2.24	2.289	.133*	-2.230	118	.028**
	Hayır	59	6.49	1.92					
FaceSwapper Fotoğraf Puanı	Evet	61	3.85	2.12	2.404	.124*	-3.169	118	.002**
	Hayır	59	5.20	2.54					
Swapface Fotoğraf Puanı	Evet	61	4.28	2.36	1.217	.272*	-1.085	118	.281*
	Hayır	59	4.78	2.69					
Genel Ortalama	Evet	61	13.77	5.03	.918	.340*	-2.767	118	.007**
	Hayır	59	16.47	5.66					

* $p>.05$, ** $p<.05$

Analiz sonucunda üzerinde oynanmış (derin-kurgu) ya da oynanmamış (orijinal) fotoğrafları adli bilişim alanında inceleme yapma yapmamış olmanın genel başarı puanları üzerinde anlamlı etkiye sahip olduğunu göstermektedir ($t=-2.767$, $p<.05$). Adli bilişim alanında inceleme yaptığını belirtenlerin puan ortalaması (Ort.=13.77, SS=5.03) ile adli bilişim alanında inceleme yapmadığını belirtenlerin ortalaması (Ort.=16.47, SS=5.66) arasında adli bilişimde inceleme yapmadığını belirtenlerin lehine istatistiksel açıdan farklılık vardır. Farkın önemine ilişkin yapılan etki büyüklüğü analizi (Cohen $d=.50$) orta düzeye yakın bir öneme işaret etmektedir. Orijinal Fotoğraf puanlarında da adli bilişimde inceleme yapanların puan ortalaması (Ort.=5.64, SS=2.24) ile yapmayanların ortalaması (Ort.=6.49, SS=1.92) arasında adli bilişimde inceleme yapmayanlar lehine anlamlı farklılık gözlenmiştir ($t=-2.230$, $p<.05$). Farkın önemine ilişkin etki büyüklüğü analizi (Cohen $d=.39$) farklılığın dikkate alınacak bir önemde olmadığına işaret etmektedir. FaceSwapper puanlarında da adli bilişim alanında inceleme yapanların puan ortalaması ile (Ort.=3.85, SS=2.12) ile adli bilişim alanında inceleme yapmamış olanların puan ortalamaları (Ort.=5.20, SS=2.54) arasında adli bilişimde inceleme yapmamış olanlar lehine anlamlı farklılık belirlenmiştir ($t=-3.169$, $p<.05$). Farkın önemine ilişkin etki büyüklüğü değeri (Cohen $d=.58$) orta düzeye yakın bir farklılığa işaret etmektedir. Swapface puanlarında ise adli bilişim alanında inceleme yaptığını belirtenler ile inceleme yapmadığını belirtenler arasında farklılık gözlenmemiştir ($t=-1.217$, $p>.05$).

5.7. Çalışanların orijinal ve deepfake (derin-kurgu) fotoğrafları belirleme düzeylerinin adli bilişimde çalışma süresi açısından analizi

Araştırmanın yedinci sorusu “Çalışanların orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeyleri adli bilişimde çalışma süresi açısından farklılık göstermekte midir?” şeklinde belirlenmişti. Öncelikle bağımsız değişkenin her bir düzeyi açısından derin-kurgu konusundaki bilgi düzeyi puanlarının betimsel analizi ve varyansların homojenliği incelenmiştir. Analiz sonuçları Tablo 9’da sunulmuştur.

Tablo 9. Çalışanların Orijinal ve Deepfake (derin-kurgu) Fotoğrafları Belirleme Düzeylerinin Adli Bilişimde Çalışma Süresi Açısından Betimsel ve Varyansların Homojenliği Analiz Sonuçları

		N	Ort.	SS	Levene Testi		Çarpıklık (Hata)	Sivrilik (Hata)
					F	p		
Orijinal Fotoğraf	a) 1-5 Yıl	17	5.64	2.11	.587	.558*	.884(.550)	.222(.663)
	b) 6-20 Yıl	43	5.72	2.30			-.095(.361)	-.496(.709)
	c) Çalışmıyor	60	6.41	1.96			.108(.309)	-.888(.608)
	Toplam	120	6.05	2.12				
FaceSwapper Fotoğraf	a) 1-5 Yıl	17	3.88	2.42	.113	.893*	.695(.550)	-.773(.663)
	b) 6-20 Yıl	43	3.83	2.25			.408(.361)	-.655(.709)
	c) Çalışmıyor	60	5.18	2.38			-.309(.309)	-.520(.608)
	Toplam	120	4.51	2.42				
Swapface Fotoğraf	a) 1-5 Yıl	17	4.94	3.00	1.127	.182*	.625(.550)	-.374(.663)
	b) 6-20 Yıl	43	4.02	2.13			-.432(.361)	-.986(.709)
	c) Çalışmıyor	60	4.76	2.63			.412(.309)	-.548(.608)
	Toplam	120	4.52	2.53				
Genel Ortalama	a) 1-5 Yıl	17	14.47	6.07	.029	.971*	.964(.550)	.930(.663)
	b) 6-20 Yıl	43	13.58	5.05			.111(.361)	-.114(.709)
	c) Çalışmıyor	60	16.36	5.42			.235(.309)	-.068(.608)
	Toplam	120	15.10	5.49				

*p>.05

Çalışanların orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeylerinin adli bilişimde çalışma süresi açısından yapılan betimsel analizinde Genel Ortalaması en yüksek (Ort.=16.36, SS=5.42) olanlar Çalışmayan kategorisine aittir. En düşük ortalama ise (Ort.=13.58, SS=5.05) 6-10 Yıl Çalışan kategorisine aittir. Orijinal Fotoğraf (Ort.=6.41, SS=1.96) ve FaceSwapper (Ort.=5.18, SS=2.38) boyutlarında en yüksek ortalama Çalışmıyor kategorisine aittir. Swapface Fotoğraf boyutunda en yüksek ortalama (Ort.=4.94, SS=3.00) 1-5 Yıl Çalışanlara aittir. Orijinal Fotoğraf puanlarında en düşük ortalama (Ort.=5.64, SS=2.11) 1-5 Yıl çalışanlara aittir. FaceSwapper (Ort.=3.83, SS=2.25) ve Swapface Fotoğraf puanlarında (Ort.=4.02, SS=2.13) ise en düşük ortalama 6-10 Yıl çalışanlara aittir. Puanların tüm kategori düzeyinde Çarpıklık ve Basıklık ölçülerinin ve hataya oranlarının ± 1 aralığı altında olduğu ve normal dağıldığı gözlenmiştir. Ayrıca varyansların homojenliğine ilişkin Levene testi sonuçlarının anlamlı olmadığı ($p>.05$) başka bir ifade ile varyansların homojen ve puan dağılımının normal olduğu belirlenmiştir. Orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeyinin çalışma konusunda farklılık gösterip göstermediğini belirlemek için Tek Yönlü Varyans Analizi (ANOVA) ile analiz yapılmıştır. Farklılık gözlemlendiği durumda farkın kaynağını belirlemek için Scheffe analiz yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 10'da sunulmuştur.

Tablo 10. Adli Bilişimde Çalışma Süresi Bakımından Orijinal ve Deepfake (derin-kurgu) Fotoğrafları Belirleme Düzeyi Puanlarının Analiz Sonuçları

		Kareler	sd	Kareler	F	p	Farkın Kaynağı (Scheffe)
		Toplamı		Ortalaması			
Orijinal Fotoğraf	Gruplar Arası	15.475	2	7.737	1.731	.182*	-
	Grup İçi	523.117	117	4.471			
	Toplam	538.592	119				
FaceSwapper Fotoğraf	Gruplar Arası	53.358	2	26.679	4.842	.010**	c>b
	Grup İçi	644.609	117	5.509			
	Toplam	697.967	119				
Swapface Fotoğraf	Gruplar Arası	17.274	2	8.637	1.357	.261*	-
	Grup İçi	744.651	117	6.365			
	Toplam	761.925	119				
Genel Ortalama	Gruplar Arası	202.166	2	101.083	3.482	.034**	c>b
	Grup İçi	3396.634	117	29.031			
	Toplam	3598.800	119				

*p>.05, **p<.05

Analiz sonucunda orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme düzeyine ilişkin genel ortalamalarda anlamlı farklılık belirlenmiştir ($F=3.482$, $p<.05$). Farkın kaynağına ilişkin analiz sonuçları Çalışmayanların puan ortalamasının 6-10 yıl süredir çalışanlardan daha yüksek olduğu gözlenmiştir. Etki büyüklüğüne ilişkin analiz sonucu (Cohen $d=.51$) orta düzeye yakın bir öneme işaret etmektedir. Bir diğer farklılık FaceSwapper Fotoğraflarını belirleme puanlarında da gözlenmiştir ($F=4.842$, $p<.05$). Farkın kaynağına ilişkin Scheffe analizi,

adli bilişimde çalışmayanların puan ortalamasının adli bilişimde 6-10 yıl sürede çalışanlara göre daha yüksek olduğunu göstermektedir. Farkın önemine ilişkin etki büyüklüğü analizi (Cohen $d=.59$) orta düzeyde bir öneme işaret etmektedir. Orijinal Fotoğraf ($F=1.731$, $p>.05$) ve Swapface Fotoğrafları ($F=1.357$, $p>.05$) belirleme puanları arasında anlamlı farklılık gözlenmemiştir.

5.8. Çalışanların orijinal ve deepfake (derin-kurgu) fotoğrafları belirleme düzeylerinin bilgisayar bilme durumları açısından analizi

Araştırmanın sekizinci sorusu “Çalışanların orijinal ve deepfake (derin-kurgu) fotoğrafları belirleme düzeyleri bilgisayar bilgisi açısından farklılık göstermekte midir?” şeklinde belirlenmişti. Analiz öncesinde bağımsız değişkenin her bir düzeyi açısından puanlarının normallığı incelenmiştir. Tüm bağımsız değişken kategorilerinde puanlarının Çarpıklık ve Basıklık ölçümlerinin ± 1 ve hataya oranları ± 0.8 olsa da Bilgisayarı orta düzeyde bildiğini belirtenlerin puanlarında uç değer gözlenmiştir Ayrıca bilgisayarı başlangıç düzeyinde bildiğini belirtenlerin kategorisinde gözlenen sayı az olduğundan Kruskal Wallis H Testi ile analiz yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 11’de sunulmuştur.

Tablo 11. Çalışanların Orijinal ve Deepfake (derin-kurgu) Fotoğraflarını Belirleme Düzeylerinin Bilgisayar Bilgisi Açısından Analiz Sonuçları

	Bilgisayar Bilgi Düzeyi	N	Sıra Ortalama	K-W H	Sd	p
Orijinal Fotoğraf	Başlangıç Düzeyi	9	53.94	2.096	2	.351*
	Orta Düzey	75	64.02			
	İleri Düzey	36	54.81			
FaceSwapper Fotoğraf	Başlangıç Düzeyi	9	74.39	3.607	2	.165*
	Orta Düzey	75	62.61			
	İleri Düzey	36	52.63			
Swapface Fotoğraf	Başlangıç Düzeyi	9	79.22	2.940	2	.230*
	Orta Düzey	75	59.59			
	İleri Düzey	36	57.71			
Genel Ortalama	Başlangıç Düzeyi	9	72.89	3.177	2	.204*
	Orta Düzey	75	62.67			
	İleri Düzey	36	52.88			

* $p>.05$

Analiz sonucunda çalışanların orijinal ve derin-kurgu fotoğrafları belirleme genel ortalamaları açısından anlamlı farklılık gözlenmemiştir (K-W $H=3.177$, $p>.05$). Orijinal Fotoğraf (K-W $H=2.096$, $p>.05$), FaceSwapper Fotoğraf (K-W $H=3.607$, $p>.05$) ve Swapface Fotoğrafları (K-W $H=2.940$, $p>.05$) belirleme puanları arasında da anlamlı farklılık belirlenmemiştir. Çalışanların başarı puanlarının bilgisayar bilgisine göre farklılık göstermediği söylenebilir. Araştırmaya katılanların önemli bir kısmı orta düzeyde bilgisayar bilgisine sahip olmakla birlikte sıra ortalamalarının istatistiksel açıdan farklılık oluşturmadığını göstermektedir.

5.9. Çalışanların orijinal ve deepfake (derin-kurgu) fotoğrafları belirleme düzeyleri arasında korelasyon analizi

Çalışmanın dokuzuncu sorusu “Çalışanların orijinal, FaceSwapper ve Swapface Fotoğrafları belirleme testi puanları arasında ilişki var mıdır?” olarak belirlenmişti. Puanlar arasında ilişki olup olmadığını belirlemek için Pearson Momentler korelasyon analizi yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 12’de verilmiştir.

Tablo 12. Orijinal ve Deepfake (derin-kurgu) Fotoğrafları Belirleme Testi Puanları Arasında Korelasyon Analizi

	Orijinal Fotoğraf	FaceSwapper Fotoğraf	Swapface Fotoğraf	Genel Ortalama
Orijinal Fotoğraf	1			
FaceSwapper Fotoğraf	.531*	1		
Swapface Fotoğraf	.291*	.396*	1	
Genel Ortalama	.754*	.828*	.747*	1

*p<.05

Analiz sonucunda en yüksek korelasyon ($r=.531$, $p<.05$) Orijinal Fotoğrafları belirleme puanı ile FaceSwapper Fotoğrafları belirleme puanları arasında gözlenmiştir. Bu iki yazılıma dayalı fotoğrafı tespit etme puanları arasında orta düzeyde pozitif ilişki olduğu belirlenmiştir. En düşük korelasyon ($r=.291$, $p<.05$) Orijinal Fotoğraf ile Swapface Fotoğraf puanları arasındadır. Bu iki yazılıma dayalı fotoğrafı tespit etme puanları arasındaki ilişki pozitif ve orta düzeye yakındır. FaceSwapper ile Swapface fotoğrafını tespit etme arasında ise pozitif orta düzeyde korelasyon vardır ($r=.396$, $p<.05$). Genel ortalama puanları ile orijinal, FaceSwapper ve Swapface puanları arasında güçlü ilişki belirlenmiştir. Çalışanların Orijinal fotoğrafları ayırma düzeyi arttıkça üzerinde oynanmış fotoğrafları ayırmaya yönelik puanlarının da arttığı söylenebilir. Bu durum hangi fotoğrafın orijinal hangi fotoğrafın üzerinde oynanan fotoğraf olduğunun belirlenmesi ile ilişki bir durum olduğu söylenebilir.

5.10. Adli bilişimde çalışma durumu ile cinsiyetin ortak etkisine yönelik analiz

Araştırmanın 10. Sorusu “Çalışanların cinsiyet ile derin-kurgu hakkında bilgi sahibi olup olmadıklarının ortak etkisinin Orijinal, FaceSwapper, Swapface Fotoğrafları tespit etme düzeyleri üzerinde anlamlı etkiye sahip midir?” olarak belirlenmişti. Araştırma sorusunun cevabı için öncelikle betimsel analiz, varyansların ve kovaryans matrislerinin homojenliği incelenmiştir. Ayrıca tüm bağımlı değişkenler arasında doğrusal ilişki incelenmiştir. Puanlarda uç değerler olup olmadığı Mahalanobis D^2 hesaplanarak incelenmiştir. Bağımsız değişkenlerin her bir düzeyi için çoklu normallik varsayımı, Histogramlar, P-P ve Q-Q eğrileri Çarpıklık ve Basıklık düzeyleri test edilmiştir. Verilerin normal dağılım gösterdiği, uç değerlerin olmadığı gözlenmiştir. Ayrıca her bir bağımsız değişken açısından bağımlı değişkenler arasındaki doğrusallık için matris dağılımı incelenmiş ve değişkenlerin çoklu normallik sağladığı ve doğrusal ilişki olduğu belirlenmiştir. Betimsel ve Varyansların homojenliği için Levene Testi Tablo 13’te sunulmuştur.

Tablo 13. Cinsiyet ve Deepfake (derin-kurgu) Fotoğraflar Hakkında Bilgilerinin Olup Olmadığı Açısından Puanların Betimsel ve Varyansların Homojenliği Analizi

	Deepfake (derin-kurgu) Hakkında Bilgi	Cinsiyet	N	Ort.	SS	Levene Testi	
						F	p
Orijinal Fotoğraf	Evet	Erkek	44	5.59	2.16	.067	.977*
		Kadın	17	6.70	1.86		
	Hayır	Erkek	30	6.26	2.13		
		Kadın	29	6.17	2.17		
FaceSwapper Fotoğraf	Evet	Erkek	44	3.40	2.12	.366	.778*
		Kadın	17	5.76	2.56		
	Hayır	Erkek	30	5.20	2.35		
		Kadın	29	4.75	2.24		
Swapface Fotoğraf	Evet	Erkek	44	4.31	2.26	.504	.680*
		Kadın	17	4.11	2.44		
	Hayır	Erkek	30	5.50	2.84		
		Kadın	29	4.06	2.46		

*p>.05

Analiz sonucunda Orijinal Fotoğraflar boyutunda en yüksek ortalama (Ort.=6.70, SS=1.86) derin-kurgu hakkında bilgisi olduğunu belirten kadınlara aittir. Bu boyutta en düşük ortalama (Ort.=5.59, SS=2.16) derin-kurgu hakkında bilgisi olduğunu belirten erkekler aittir. FaceSwapper boyutunda en yüksek ortalama (Ort.=5.76, SS=2.56) derin-kurgu hakkında bilgisinin olduğunu belirten kadınlara aittir. En düşük düşük ortalama (Ort.=3.40, SS=2.12) derin-kurgu konusunda bilgilerinin olduğunu belirten erkekler aittir. Swapface boyutunda en yüksek ortalama (Ort.=5.50, SS=2.84) derin-kurgu konusunda bilgi sahibi olmadığını belirten erkekler aittir. En düşük

ortalama ise (Ort.=4.06, SS=2.46) derin-kurgu konusunda bilgilerinin olmadığını belirten kadınlara aittir. Levene testi analizi tüm boyutlarda varyansların homojen olduğu gözlenmiştir. Kovaryans Matrislerinin homojenliğine ilişkin Box M testi (Box's M= 24.614, $F_{(18, 20662.620)}=1.294$, $p>.05$) anlamlı olmadığı başka bir ifade ile homojen olduğu gözlenmiştir. Gerek dağılımların normal gerekse varyans ve kovaryans matrislerinin homojen olduğu gözlemlendiğinden Wilks's Lamda Analizine ilişkin analiz sonuçları Tablo 14'te verilmiştir.

Tablo 14. Çok Yönlü Varyans Analizi

Etki		Değer	F	Sd Hata	p.	Kısmi Eta Kare
Sabit	Wilks' Lambda	.101	339.528 ^b	114.000	.000*	.899
Cinsiyet	Wilks' Lambda	.899	4.253 ^b	114.000	.007*	.101
Deepfake (derin-kurgu) Hakkında Bilgi	Wilks' Lambda	.985	.578 ^b	114.000	.631	.015
CinsiyetxDeepfake (derin-kurgu) Hakkında Bilgi	Wilks' Lambda	.920	3.315 ^b	114.000	.023*	.080

a. Design: Intercept + Cinsiyet + Deepfake (derin-kurgu)_Hakkında Bilgi + Cinsiyet * Deepfake (derin-kurgu) Hakkında Bilgi

b. Exact statistic

* $p<.05$

Analiz sonucunda Cinsiyet açısından anlamlı farklılık belirlenmiştir ($\lambda=.899$, $F=4.253$, $p<.05$). derin-kurgu hakkında bilgi sahibi olup olmamanın ise anlamlı etkisi gözlenmemiştir ($\lambda=.985$, $F=.578$, $p>.05$). Cinsiyet ile derin-kurgu hakkında bilgi sahibi olmanın ortak etkisi ise anlamlıdır ($\lambda=.920$, $F=3.315$, $p<.05$). Hangi testte gruplar arası farklılık olduğuna yönelik analiz sonucu Tablo 15'te verilmiştir.

Tablo 15. Gruplar Arası Test Etkisi

Kaynak	Bağımlı Değişken	Tip III: Kareler Toplamı	df	Kareler Ortalaması	F	p	Kısmi Eta Kare
Doğrulanmış Model	Orijinal	18.421 ^a	3	6.140	1.369	.256	.034
	FaceSwapper	96.161 ^b	3	32.054	6.178	.001	.138
	Swapface	39.253 ^c	3	13.084	2.100	.104	.052
Sabit	Orijinal	4096.379	1	4096.379	913.508	.000	.887
	FaceSwapper	2450.673	1	2450.673	472.375	.000	.803
	Swapface	2170.311	1	2170.311	348.368	.000	.750
Cinsiyet	Orijinal	6.975	1	6.975	1.556	.215	.013
	FaceSwapper	24.532	1	24.532	4.729	.032	.039
	Swapface	17.822	1	17.822	2.861	.093	.024
Deepfake (derin-kurgu) Hakkında Bilgi	Orijinal	.136	1	.136	.030	.862	.000
	FaceSwapper	4.124	1	4.124	.795	.374	.007
	Swapface	8.596	1	8.596	1.380	.243	.012
Cinsiyet *	Orijinal	9.790	1	9.790	2.183	.142	.018
	FaceSwapper	52.376	1	52.376	10.096	.002	.080
	Swapface	10.137	1	10.137	1.627	.205	.014
Error	Orijinal	520.170	116	4.484			
	FaceSwapper	601.806	116	5.188			
	Swapface	722.672	116	6.230			

a $R^2 = .034$ (Düzeltilmiş $R^2 = .009$)

b. $R^2 = .138$ (Düzeltilmiş $R^2 = .115$)

c $R^2 = .052$ (Düzeltilmiş $R^2 = .027$)

Analiz sonucunda cinsiyet açısından FaceSwapper puanlarında anlamlı farklılık gözlenmiştir ($F=4.729$, $p<.05$). Kadınların FaceSwapper fotoğraflarını belirleme puanları erkelerden daha yüksektir. Cinsiyet*Deepfake (derin-kurgu) hakkında çalışanların bilgi düzeyinin ortak etkisi sadece FaceSwapper Fotoğrafları ayırma bilgisinde

gözlenmiştir. Farklılığın kaynağını belirlemeye yönelik yapılan izleme testi analiz sonucunda kadın bilgi sahibi olanların ortalamasının erkek bilgi sahibi olanlardan daha yüksek olduğu ayrıca bilgi sahibi olmadığını belirten erkeklerin bilgi sahibi olduğunu belirtenlere göre daha yüksek ortalamaya sahip oldukları belirlenmiştir. Eta Kare değeri ($\eta^2=.080$) gözlenen farklılığın orta düzeyde bir öneme sahip olduğunu göstermektedir.

5.11. Üzerinde oynama yapılmış fotoğraf tespit durumu ile cinsiyetin ortak etkisine yönelik analiz

Araştırmanın 11. Sorusu “Çalışanların cinsiyet ile üzerinde oynanmış fotoğrafları tespit etmiş olup olmama durumunun ortak etkisinin Orijinal, FaceSwapper, Swapface Fotoğrafları belirleme düzeyleri üzerinde anlamlı etkiye sahip midir?” olarak belirlenmişti. Araştırma sorusunun cevabı için öncelikle betimsel analiz, varyansların ve kovaryans matrislerinin homojenliği incelenmiştir. Ayrıca tüm bağımlı değişkenler arasında doğrusal ilişki test edilmiştir. Puanlarda uç değerler olup olmadığı Mahalanobis D^2 uzaklığı hesaplanarak incelenmiştir. Bağımsız değişkenlerin her bir düzeyi için çoklu normallik varsayımı, Histogramlar, P-P ve Q-Q eğrileri Çarpıklık ve Basıklık düzeyleri test edilmiştir. Ayrıca bağımsız değişkenin her bir düzeyi bakımından bağımlı değişkenler arasında doğrusallık için matris dağılımı incelenmiştir. Verilerin normal dağılım gösterdiği, uç değerlerin olmadığı ve değişkenler arasında doğrusal ilişki olduğu gözlenmiştir. Betimsel ve Varyansların homojenliği için Levene Testi Tablo 16’da sunulmuştur.

Tablo 16. Cinsiyet ve Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespit Durumu Açısından Puanların Betimsel ve Varyansların Homojenliği Analizi

	Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespiti	Cinsiyet	N	Ort.	SS	Levene Testi	
						F	p
Orijinal Fotoğraf	Evet	Erkek	39	5.66	1.92	1.425	.239*
		Kadın	20	7.25	1.58		
	Hayır	Erkek	35	6.08	2.40		
		Kadın	26	5.69	2.14		
FaceSwapper Fotoğraf	Evet	Erkek	39	4.00	2.10	1.469	.076*
		Kadın	20	6.55	2.11		
	Hayır	Erkek	35	4.28	2.67		
		Kadın	26	4.03	2.00		
Swapface Fotoğraf	Evet	Erkek	39	4.33	2.46	2.069	.108*
		Kadın	20	5.00	2.77		
	Hayır	Erkek	35	5.31	2.62		
		Kadın	26	3.38	1.89		

*p>.05

Analiz sonucunda Orijinal Fotoğraflar boyutunda en yüksek ortalama (Ort.=7.25, SS=1.58) daha önce üzerinde oynama yapılmış fotoğraf tespiti yapan kadınlara aittir. Bu boyutta en düşük ortalama (Ort.=5.66, SS=1.92) daha önce üzerinde oynama yapılmış fotoğraf tespiti yapan erkeklere aittir. FaceSwapper boyutunda en yüksek ortalama (Ort.=6.55, SS=2.11) daha önce üzerinde oynama yapılmış fotoğraf tespiti yapan kadınlara aittir. En düşük düşük ortalama (Ort.=4.00, SS=2.10) daha önce üzerinde oynama yapılmış fotoğraf tespiti yapan erkeklere aittir. Swapface boyutunda en yüksek ortalama (Ort.=5.31, SS=2.82) daha önce üzerinde oynama yapılmış fotoğraf tespiti yapmadığını belirten yapan erkeklere aittir. En düşük ortalama ise (Ort.=3.38, SS=1.89) daha önce üzerinde oynama yapılmış fotoğraf tespiti yapmadığını belirten kadınlara aittir.

Levene testi analizi tüm boyutlarda varyansların homojen olduğu gözlenmiştir. Kovaryans Matrislerinin homojenliğine ilişkin Box M testi (Box’s $M = 28.009$, $F_{(18, 20662.620)} = 1.477$, $p > .05$) anlamlı olmadığı başka bir ifade ile homojen olduğu gözlenmiştir. Gerek dağılımların normal gerekse varyans ve kovaryans matrislerinin homojen olduğu gözlemlendiğinden Wilks’s Lamda Analizine ilişkin analiz sonuçları Tablo 17’de verilmiştir.

Tablo 17. Çok Yönlü Varyans Analizi

Etki		Değer	F	Sd Hata	p.	Kısmi Eta Kare
Sabit	Wilks' Lambda	.093	372.743 ^b	114.000	.000	.907
Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespiti	Wilks' Lambda	.943	2.280 ^b	114.000	.083	.057
Cinsiyet	Wilks' Lambda	.889	4.750 ^b	114.000	.004	.111
Cinsiyet X Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespiti	Wilks' Lambda	.891	4.640 ^b	114.000	.004	.109

a. Design: Intercept + Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespiti + Cinsiyet + Cinsiyet * Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespiti

b. Exact statistic

*p<.05

Analiz sonucunda Cinsiyet açısından anlamlı farklılık belirlenmiştir ($\lambda=.943$, $F=4.253$, $p<.05$). Daha önce üzerinde oynanmış fotoğraf belirleme deneyimine sahip olmanın ise etkisi anlamlı değildir ($\lambda=.889$, $F=4.750$, $p>.05$). Cinsiyet ile daha önce üzerinde oynanmış fotoğraf tespit etmiş olmanın ortak etkisi ise anlamlı bulunmuştur ($\lambda=.891$, $F=4.640$, $p<.05$). Hangi testte gruplar arası farklılık olduğuna yönelik analiz sonucu Tablo 18'de verilmiştir.

Tablo 18. Gruplar Arası Test Etkisi

Kaynak	Bağımlı Değişken	Tip III: Kareler Toplamı	df	Kareler Ortalaması	F	P	Kısmi Eta Kare
Doğrulanmış Model	Orijinal	37.894 ^a	3	12.631	2.926	.037	.070
	FaceSwapper	100.912 ^b	3	33.637	6.535	.000	.145
	Swapface	61.562 ^c	3	20.521	3.399	.020	.081
Sabit	Orijinal	4274.273	1	4274.273	990.249	.000	.895
	FaceSwapper	2496.843	1	2496.843	485.104	.000	.807
	Swapface	2279.052	1	2279.052	377.476	.000	.765
Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespiti	Orijinal	9.087	1	9.087	2.105	.149	.018
	FaceSwapper	34.725	1	34.725	6.747	.011	.055
	Swapface	2.821	1	2.821	.467	.496	.004
Cinsiyet	Orijinal	9.924	1	9.924	2.299	.132	.019
	FaceSwapper	37.166	1	37.166	7.221	.008	.059
	Swapface	11.181	1	11.181	1.852	.176	.016
Cinsiyet * Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespiti	Orijinal	27.388	1	27.388	6.345	.013	.052
	FaceSwapper	54.843	1	54.843	10.655	.001	.084
	Swapface	47.247	1	47.247	7.825	.006	.063
Error	Orijinal	500.698	116	4.316			
	FaceSwapper	597.054	116	5.147			
	Swapface	700.363	116	6.038			

a R² = .070 (Düzeltilmiş R² = .046)

b. R² = .145 (Düzeltilmiş R² = .122)

c R² = .081 (Düzeltilmiş R² = .057)

Analiz sonuçları cinsiyetin etkisinin sadece FaceSwapper Fotoğrafları belirleme puanlarında gözlenmiştir ($F=7.221$, $p<.05$). Kadınların ortalaması erkeklerden daha yüksektir. Kadınlar FaceSwapper yazılımı ile oynanmış fotoğrafları tespit etme konusunda daha yüksek puanlara sahiptir.

Cinsiyet*Daha Önce Üzerinde Oynanmış Fotoğraf Tespiti yapmış olmanın ortak etkisinin Orijinal ($F=6.345$, $p<.05$), FaceSwapper ($F=10.655$, $p<.05$) ve Swapface Fotoğrafları ($F=7.825$, $p<.05$) ayırma bilgisinin üçünde de

gözlenmiştir. Farklılığın kaynağını belirlemeye yönelik yapılan izleme testi ve Tip I hatayı engellemek için yapılan Bonferroni düzeltmesine analiz sonucunda:

Orijinal Fotoğrafları tespit etme bilgisinde daha üzerinde oynanmış fotoğrafları daha önceden tespit etmiş olan kadınların ortalamasının üzerinde oynama yapılmış fotoğrafları daha önceden tespit etmiş erkekler arasında kadınlar lehine farklılık olduğu gözlenmiştir. Üzerinde oynanmış fotoğrafları daha önceden tespit etmiş olan kadınlar erkeklere göre orijinal fotoğrafları belirleme konusunda daha yüksek puana sahiptirler. Eta Kare değeri ($\eta^2=.052$) gözlenen farklılığın orta düzeye yakın bir öneme sahip olduğunu göstermektedir.

FaceSwapper Fotoğraflarını tespit etme bilgisinde anlamlı farklılık üzerinde oynama yapılmış fotoğrafları daha önce tespit etmiş kadınlar ile erkeler arasında kadınlar lehine olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca Üzerinde oynama yapılmış fotoğrafları daha önce tespit etmiş kadınların üzerinde oynama yapılmış fotoğrafı daha önce ayırmamış kadın ve erkelerden daha yüksek ortalamaya sahip oldukları gözlenmiştir. Eta Kare değeri ($\eta^2=.084$) gözlenen farklılığın orta düzeyde bir öneme sahip olduğunu göstermektedir.

Swapface Fotoğraflarını tespit etme bilgisinde anlamlı farklılık sadece üzerinde oynanmış fotoğrafları daha önce tespit etmemiş olan erkekler ile yine üzerinde oynanmış fotoğrafları tespit etmemiş olan kadınlar arasında gözlenmiştir. Üzerinde oynanmış fotoğrafları tespit etme deneyimi olmayan erkelerin ortalamasının daha yüksek olduğu belirlenmiştir. Eta Kare değeri ($\eta^2=0.63$) gözlenen farklılığın orta düzeyde bir öneme sahip olduğunu göstermektedir.

6. Sonuç ve Öneriler

Adli bilişim alanında çalışan veya çalışmayan bireylerin derin-kurgu tespiti yapabilme becerisi değerlendirilmiş ve rastgele seçilen derin-kurgu yapma programlarının başarısı ölçülmüştür. Ayrıca, adli bilişim alanında çalışan veya çalışmayan bireyler üzerinde farkındalık yaratılmaya çalışılmıştır. Araştırma sonucunda; Swapface derin-kurgu yapma programı, FaceSwapper programına göre daha başarılıdır. Orijinal fotoğraf tespiti, en doğru cevaplanan sorulardan biridir. Adli bilişim alanında çalışanlar, orijinal fotoğrafları daha doğru tespit etmişlerdir. Cinsiyet, derin-kurgu tespit etme başarısında önemli değildir. Kadınlar, FaceSwapper fotoğraflarını tespit etmede daha başarılıdır. Derin-kurgu tespiti konusunda adli bilişim alanında çalışmanın daha doğru sonuçlar verdiği görülmüştür. Derin-kurgu hakkında bilgi sahibi olmanın, derin-kurgu tespiti konusunda önemi vardır. Üzerinde oynanmış fotoğrafı tespit etmenin, derin-kurgu tespiti konusunda önemi vardır. Adli bilişim alanında daha önceden inceleme yapmış olmanın, derin-kurgu tespit konusunda önemi vardır. Adli bilişim alanında çalışılan sürenin, derin-kurgu tespiti konusunda etkisi yoktur. Bilgisayar bilgisi düzeyinin, derin-kurgu tespiti konusunda etkisi yoktur. Kadınlar, daha önce üzerinde oynama yapılmış fotoğrafları tespit etmede daha başarılıdır.

Adli bilimcilerin dijital materyallerin uygulama kısımlarından yüklü olarak bulunan derin-kurgu yapma programı olup olmadığını manuel olarak kontrol etmeleri, hiçbir şey yapmaktan daha etkili bir yol gösterici olacaktır. Adli bilişim yazılımlarına derin-kurgu teknolojisi tespit edebilen araçlar eklenmesi önemlidir. Bu, hata yapma oranını azaltacak ve derin-kurgu sahtekârlıklarının önüne geçecektir.

Derin-kurgu tespit algoritmalarının bir yazılım altında birleştirilerek bireylerin kullanımına açılması veya online olarak tespit yapabilen sitelerin geliştirilmesi, bu alanda ihtiyaç duyulan önemli adımlardan biridir. Var olan teknoloji ile oluşturulan fotoğrafların çıplak gözle tespit edilmesi zor olduğundan, bu alanda kullanılacak araçlar gereklidir.

Teknolojik gelişmeler ışığında, bu problem daha da büyüyeceği açıktır. Bireyler derin-kurgu konusunda bilgilendirilmeli ve sosyal medyada gördükleri ve duydukları haberlerin doğruluğunu tespit etmeden inanmamalıdır. Derin-kurgu uygulamaları geliştikçe, derin-kurgu tespit yöntemleri ve uygulamaları da gelişmeye devam edecektir.

Dijital dünya ve yapay zekâ teknolojileri farklı yaşam deneyimleri sunarken, derin kurgu manipülasyonu en yüksek tehdit olarak ortaya çıkıyor. Bu nedenle, yeni filtreleme mekanizmaları ve derin kurguyu tespit eden uygulamaların geliştirilmesi ve kolay erişilebilir hale getirilmesi gerekiyor [42].

Teşekkür

Bu çalışma Dr. Öğr. Görevlisi Ahmet ŞENOL danışmanlığında 18.09.2023 tarihinde tamamlanan, sorumlu yazar Mahmut Hilmi BAŞ'ın "Deepfake Teknolojisinin Adli Bilişimdeki Yeri ve Deepfake Tespiti Üzerine Nicel Bir Çalışma" başlıklı yüksek lisans tezi esas alınarak hazırlanmıştır (Yüksek Lisans Tezi, Üsküdar Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, 2023).

Kaynaklar

- [1] A. Rossler, D. Cozzolino, L. Verdoliva, C. Riess, J. Thies, ve M. Niessner, “FaceForensics++: Learning to detect manipulated facial images”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, c. 2019-Octob, ss. 1–11, 2019, doi: 10.1109/ICCV.2019.00009.
- [2] I. Goodfellow vd., “Generative adversarial networks”, *Communications of the ACM*, c. 63, sayı 11, ss. 139–144, 2020, doi: 10.1145/3422622.
- [3] Y. Li, X. Yang, P. Sun, H. Qi, ve S. Lyu, “Celeb-DF: A Large-Scale Challenging Dataset for DeepFake Forensics”, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, ss. 3204–3213, 2020, doi: 10.1109/CVPR42600.2020.00327.
- [4] L. Jiang, R. Li, W. Wu, C. Qian, ve C. C. Loy, “Deeperforensics-1.0: A large-scale dataset for real-world face forgery detection”, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, ss. 2886–2895, 2020, doi: 10.1109/CVPR42600.2020.00296.
- [5] M. Taeb ve H. Chi, “Comparison of Deepfake Detection Techniques through Deep Learning”, *Journal of Cybersecurity and Privacy*, c. 2, sayı 1, ss. 89–106, 2022, doi: 10.3390/jcp2010007.
- [6] E. Şafak ve N. Barışçı, “Hafif Evrimsel Sinir Ağları Kullanılarak Sahte Yüz Görüntülerinin Tespiti”, *El-Cezeri Fen ve Mühendislik Dergisi*, c. 2022, sayı 4, ss. 1282–1289, 2022, doi: 10.31202/ecjse.1133527.
- [7] M. Westerlund, “The emergence of deepfake technology: A review”, *Technology Innovation Management Review*, c. 9, sayı 11, ss. 39–52, 2019, doi: 10.22215/TIMREVIEW/1282.
- [8] P. Korshunov ve S. Marcel, “DeepFakes: a New Threat to Face Recognition? Assessment and Detection”, ss. 1–5, 2018, [Çevrimiçi]. Available at: <http://arxiv.org/abs/1812.08685>
- [9] D. Dagar ve D. K. Vishwakarma, “A literature review and perspectives in deepfakes: generation, detection, and applications”, *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, c. 11, sayı 3, ss. 219–289, 2022, doi: 10.1007/s13735-022-00241-w.
- [10] A. A. Maksutov, V. O. Morozov, A. A. Lavrenov, ve A. S. Smirnov, “Methods of Deepfake Detection Based on Machine Learning”, *Proceedings of the 2020 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, EICoN Rus 2020*, ss. 408–411, 2020, doi: 10.1109/EICoN Rus49466.2020.9039057.
- [11] S. H. Silva, M. Bethany, A. M. Votto, I. H. Scarff, N. Beebe, ve P. Najafirad, “Deepfake forensics analysis: An explainable hierarchical ensemble of weakly supervised models”, *Forensic Science International: Synergy*, c. 4, sayı January, s. 100217, 2022, doi: 10.1016/j.fsisyn.2022.100217.
- [12] S. Tariq, S. Lee, H. Kim, Y. Shin, ve S. S. Woo, “GaN is a friend or foe? A framework to detect various fake face images”, *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing*, c. Part F1477, sayı April, ss. 1296–1303, 2019, doi: 10.1145/3297280.3297410.
- [13] D. Cozzolino, J. Thies, A. Rössler, C. Riess, M. Nießner, ve L. Verdoliva, “ForensicTransfer: Weakly-supervised Domain Adaptation for Forgery Detection”, 2018, [Çevrimiçi]. Available at: <http://arxiv.org/abs/1812.02510>
- [14] S. Y. Wang, O. Wang, R. Zhang, A. Owens, ve A. A. Efros, “CNN-Generated Images Are Surprisingly Easy to Spot. For Now”, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, ss. 8692–8701, 2020, doi: 10.1109/CVPR42600.2020.00872.
- [15] Y. Li ve S. Lyu, “Exposing DeepFake Videos By Detecting Face Warping Artifacts”, sayı November 2018, 2018, [Çevrimiçi]. Available at: <http://arxiv.org/abs/1811.00656>
- [16] K. Simonyan ve A. Zisserman, “Very deep convolutional networks for large-scale image recognition”, *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*, ss. 1–14, 2015.
- [17] X. Chang, J. Wu, T. Yang, ve G. Feng, “DeepFake Face Image Detection based on Improved VGG Convolutional Neural Network”, *Chinese Control Conference, CCC*, c. 2020-July, ss. 7252–7256, 2020, doi: 10.23919/CCC50068.2020.9189596.
- [18] J. Kim, S. Han, ve S. S. Woo, “Classifying Genuine Face images from Disguised Face Images”, *Proceedings - 2019 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2019*, ss. 6248–6250, 2019, doi: 10.1109/BigData47090.2019.9005683.
- [19] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, ve K. Q. Weinberger, “Densely connected convolutional networks”, *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017*, c. 2017-Janua, ss. 2261–2269, 2017, doi: 10.1109/CVPR.2017.243.
- [20] C. C. Hsu, Y. X. Zhuang, ve C. Y. Lee, “Deep fake image detection based on pairwise learning”, *Applied Sciences (Switzerland)*, c. 10, sayı 1, 2020, doi: 10.3390/app10010370.
- [21] F. Matern, C. Riess, ve M. Stamminger, “Exploiting visual artifacts to expose deepfakes and face manipulations”, *Proceedings - 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision Workshops, WACVW 2019*, ss. 83–92, 2019, doi: 10.1109/WACVW.2019.00020.
- [22] P. Korshunov ve S. Marcel, “Speaker inconsistency detection in tampered video”, *European Signal Processing Conference*, c. 2018-Septe, ss. 2375–2379, 2018, doi: 10.23919/EUSIPCO.2018.8553270.
- [23] S. Agarwal, H. Farid, Y. Gu, M. He, K. Nagano, ve H. Li, “Protecting world leaders against deep fakes”, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, c. 2019-June, ss. 38–45, 2019.
- [24] F. Chollet, “Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions”, *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017*, c. 2017-Janua, ss. 1800–1807, 2017, doi:

- 10.1109/CVPR.2017.195.
- [25] Q. V. Le Mingxing Tan, “EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks Mingxing”, *Canadian Journal of Emergency Medicine*, c. 15, sayı 3, s. 190, 2013.
- [26] A. Kumar, A. Bhavsar, ve R. Verma, “Detecting Deepfakes with Metric Learning”, *2020 8th International Workshop on Biometrics and Forensics, IWBF 2020 - Proceedings*, sayı March, 2020, doi: 10.1109/IWBF49977.2020.9107962.
- [27] A. Ismail, M. Elpeltagy, M. S. Zaki, ve K. Eldahshan, “An integrated spatiotemporal-based methodology for deepfake detection”, *Neural Computing and Applications*, c. 34, sayı 24, ss. 21777–21791, 2022, doi: 10.1007/s00521-022-07633-3.
- [28] A. A. Pokroy ve A. D. Egorov, “EfficientNets for DeepFake Detection: Comparison of Pretrained Models”, *Proceedings of the 2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, ElConRus 2021*, ss. 598–600, 2021, doi: 10.1109/ElConRus51938.2021.9396092.
- [29] D. A. Coccomini, N. Messina, C. Gennaro, ve F. Falchi, “Combining EfficientNet and Vision Transformers for Video Deepfake Detection”, *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, c. 13233 LNCS, ss. 219–229, 2022, doi: 10.1007/978-3-031-06433-3_19.
- [30] A. Mitra, S. P. Mohanty, P. Corcoran, ve E. Kougianos, “A Novel Machine Learning based Method for Deepfake Video Detection in Social Media”, *Proceedings - 2020 6th IEEE International Symposium on Smart Electronic Systems, iSES 2020*, ss. 91–96, 2020, doi: 10.1109/iSES50453.2020.00031.
- [31] M. Dolecki, P. Karczmarek, A. Kiersztyn, ve W. Pedrycz, “Utility functions as aggregation functions in face recognition”, *2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2016*, sayı 2014, 2017, doi: 10.1109/SSCI.2016.7850120.
- [32] H. Zhao, W. Zhou, D. Chen, T. Wei, W. Zhang, ve N. Yu, “Multi-attentional Deepfake Detection”, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, ss. 2185–2194, 2021, doi: 10.1109/CVPR46437.2021.00222.
- [33] N. Bonettini, L. Bondi, E. D. Cannas, P. Bestagini, S. Mandelli, ve S. Tubaro, “Video face manipulation detection through ensemble of CNNs”, *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, ss. 5012–5019, 2020, doi: 10.1109/ICPR48806.2021.9412711.
- [34] C. X. T. Du, L. H. Duong, H. T. Trung, P. M. Tam, N. Q. V. Hung, ve J. Jo, “Efficient-Frequency: A hybrid visual forensic framework for facial forgery detection”, *2020 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2020*, ss. 707–712, 2020, doi: 10.1109/SSCI47803.2020.9308305.
- [35] B. Tunguz, “1 Million Fake Faces - 1 | Kaggle”. <https://www.kaggle.com/datasets/tunguz/1-million-fake-faces> (erişim 21 Mayıs 2023).
- [36] R. F. Burton, “Multiple-choice and true/false tests: Myths and misapprehensions”, *Assessment and Evaluation in Higher Education*, c. 30, sayı 1, ss. 65–72, 2005, doi: 10.1080/0260293042003243904.
- [37] B. M. Byrne, *Structural Equation Modeling with Amos: Basic Concepts, Applications, and Programming, Third edition*. 2016. doi: 10.4324/9781315757421.
- [38] Darren George and Paul Mallery, “Front 1 Front 2 Open Data”, ss. 1–404, 2019.
- [39] J. Hair, R. Anderson, B. Babin, ve W. Black, “Multivariate Data Analysis.pdf”, *Australia : Cengage*, c. 7 edition. s. 758, 2010.
- [40] J. Cohen, “F Tests on Means in the Analysis of Variance and Covariance”, *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*, ss. 273–406, Oca. 1977, doi: 10.1016/B978-0-12-179060-8.50013-X.
- [41] J. T. E. Richardson, “Eta squared and partial eta squared as measures of effect size in educational research”, *Educational Research Review*, c. 6, sayı 2, ss. 135–147, 2011, doi: 10.1016/j.edurev.2010.12.001.
- [42] Ş. Özdemir, “Yeni Nesil Tehdit: Derin Kurgu (DeepFake)”, *TRT Akademi*, c. 6, sayı 13, ss. 904–917, 2021, doi: 10.37679/trta.1002526.
- [43] Tekin, H. (1996). Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, *Yargı Yayınları*, 9. Baskı, Ankara, 312s.
- [44] Tezci, E. (2016). Eğitimde ölçümler ve değerlendirme. *Detay Yayıncılık, Ankara*.