

GAZİ

JOURNAL OF ENGINEERING SCIENCES

## Crack Control in Buildings with a CNN-based Image Processing Measurement System Method

Ismail Serkan Üncü<sup>a</sup>, Mehmet Kayakuş<sup>b</sup>, Celal Alp Yavru<sup>c</sup>, Nabi İbadov<sup>d</sup>

Submitted: 05.12.2023 Revised: 20.12.2023 Accepted: 20.12.2023 doi:10.30855/gmbd.0705S24

### ABSTRACT

Cracks in buildings are a source of concern as they may indicate structural problems. Cracks in buildings are one of the major problems with concrete structures, as they affect the appearance of the building, compromise the integrity of the masonry, jeopardize building safety, and reduce the durability of the structure. Cracks in buildings can be a cause for concern and may indicate a potential structural problem that could jeopardize the safety and stability of the building. Understanding the root causes of these cracks is crucial to determining appropriate preventive measures and repair methods. In this study, crack and slope control in buildings was performed with an image processing-based measurement system developed using CNN deep learning algorithms. A dataset of 294 photographs was used for the study. The data were subjected to image processing, preprocessing, and detection with CNN. The accuracy rate is 0.9716 for the VGG-16 architecture and 0.9513 for the Inception-V3 architecture. It was concluded that there is no significant difference between the accuracy rates of the architectures. All vertical and horizontal cracks with a thickness of 2 mm and a continuity of 4 cm were detected. Thus, crack control in buildings can be done quickly and reliably, and building safety will be ensured.

**Keywords:** Building crack, Deep learning, Image Processing, Artificial Intelligence

<sup>a</sup> Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi,  
Teknoloji Fakültesi,  
Elektrik-Elektronik Mühendisliği  
Bölümü, 32200 - Isparta, Türkiye  
Orcid: 0000-0003-4345-761X  
e mail: serkanuncu@isparta.edu.tr

<sup>b</sup> Akdeniz Üniversitesi,  
Manavgat Sosyal ve Beşeri Bilimler  
Fakültesi,  
Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü  
07600 - Antalya, Türkiye  
Orcid: 0000-0003-0394-5862

<sup>c</sup> Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi,  
Teknoloji Fakültesi,  
Elektrik-Elektronik Mühendisliği  
Bölümü, 32200 - Isparta, Türkiye  
Orcid: 0000-0003-4932-0382

<sup>d</sup> Warsaw University of Technology,  
Faculty of Civil Engineering,  
Civil Engineering Department, Warsaw,  
Poland  
Orcid: 0000-0003-3588-9551

\*Corresponding author:  
mehmetkayakus@akdeniz.edu.tr

**Anahtar Kelimeler:** Bina çatlağı,  
Derin öğrenme, Görüntü İşleme,  
Yapay Zeka

## Binalarda Çatlak Kontrolünde CNN Tabanlı Görüntü İşleme Ölçüm Sisteminin Kullanılması

### ÖZ

Binadaki çatlaklar yapısal sorunlara işaret edebileceğinden endişe kaynağıdır. Binalarda çatlaklar, binanın görünüşünü etkilediği gibi, duvarın bütünlüğünü bozmakta, yapı güvenliğini tehlikeye atmakta ve yapının dayanıklılığını azalttığı için beton yapıların önemli sorunlarından biridir. Binalardaki çatlaklar endişe kaynağı olabilir ve binanın güvenliğini ve sağlamlığını tehlikeye atabilecek potansiyel bir yapısal soruna işaret edebilir. Bu çatlakların temel nedenlerini anlamak, uygun önleyici tedbirlerin ve onarım yöntemlerinin belirlenmesinde çok önemlidir. Bu çalışmada binalarda çatlak ve eğim kontrolü CNN derin öğrenme algoritmaları kullanılarak geliştirilen görüntü işleme temelli ölçüm sistemi ile gerçekleştirilmiştir. Çalışma için 294 fotoğraftan oluşturulan veri seti kullanılmıştır. Veriler görüntü işleme ön işlemlerden geçirilerek CNN ile tespiti gerçekleştirilmiştir. Doğruluk oranı VGG-16 mimarisinde 0,9716, Inception-V3 mimarisinde 0,9513'tür. Mimarilerin doğruluk oranları arasında önemli bir fark olmadığı sonucuna varıldı. İnşaatlarda kalınlığı 2 mm büyük 4 cm sürekliliği olan tüm dikey ve yatay çatlakların tespiti yapılmıştır. Böylece hızlı, güvenilir bir şekilde binalardaki çatlak kontrolü yapılabilecek ve bina güvenliği sağlanacaktır.

## 1. Giriş (Introduction)

Binalar ve diğer inşa edilmiş yapılar sürekli hareket halindedir ancak genellikle bu hareketler fark edilemeyecek kadar küçüktür. Bu hareket kusurlardan, zemin koşullarındaki değişikliklerden, temel oturmalarından, bina dokusundaki değişikliklerden vb. kaynaklanabilmektedir. Ancak binanın bu hareketi karşılayamaması durumunda çatlama meydana gelmesi olasıdır. Bina hareketinin neden olduğu çatlakların ve diğer bozulmaların görünümü, bina sakinleri için görsel açıdan itici ve rahatsız edici olabilir ve bunlar onarılmadığı takdirde yapının bütünlüğünü, güvenliğini ve sağlamlığını etkileyebilir.

Yollar, köprüler, binalar ve su kütlelerini içeren kilit altyapıdan kusur tespiti yapmak için çeşitli araçlar ve varlıklar elde etmek için yılda milyonlarca dolar harcanmaktadır. Yollar, köprüler, binalar ve kaldırımlar gibi sivil yapılar genellikle deprem gibi doğal afetlerden, patlama gibi feci olaylardan veya günlük kullanımdan kaynaklanabilecek aşırı fiziksel strese maruz kalmaktadır. Bu tür olaylar ya yapının tamamen çökmesine neden olabilir ya da genellikle çatlaklar şeklinde temsil edilen fiziksel hasara yol açabilir. Genellikle, altyapı bileşeninin yüzeyinde mikroskobik düzeyde çatlaklar ortaya çıkar. Bu çatlaklar bileşeni zayıflatır, yüklemeye kapasitesini azaltır ve yüzeyde süreksizliklere yol açar. Bu tür çatlaklar erken bir aşamada tespit edilirse, daha fazla hasar azaltılabilir. Ancak fark edilmeyen çatlaklar yüzeye yayılabilir ve yapının tamamen çökmesine neden olarak ölümlere, yaralanmalara ve maddi kayıplara neden olabilir [1].

İnşaat mühendisliğinde bina çatlakları genellikle tasarım, inşaat, çevre ve kullanımın etkilerinden kaynaklanır. Bina çatlakları kaçınılmazdır. Çatlak, gerçek beton yüzeydeki önemli hasarlardan biridir. Çatlaklar, bölündüğü ancak ayrılmadığı katı bir malzemenin yüzeyinde ortaya çıkan küçük koyu çizgilerdir. Malzemenin büzülmesi ve genişmesi, değişen temeller, erken kuruma, aşırı yüklemeye, hidrostatik basınç, düzensiz karışım, şişen toprak, yetersiz toprak yatağı, sürünme hasarı, çökme ve çiftçilik, herhangi bir beton yüzeyde çatlaklara neden olabilir. Yorulma çatlakları, blok çatlakları, kenar çatlakları, boyuna çatlaklar, enine çatlaklar ve yansıma çatlakları en yaygın çatlak türleridir. Çıplak göz çatlakları basit kusurlar olarak görebilir. Bununla birlikte, küçük bir çatlak daha büyük ve daha tehlikeli bir soruna dönüşebilir. Arka plandaki karmaşık doku deseni nedeniyle bazı çatlakları görmek zordur [2].

Yapısal çatlaklar her türlü binada yaygın olarak görülen bir durumdur. Yapının uzun ömürlü olmasını sağlamak için mühendislerin sıklıkla bunların nedenlerini araştırması ve uygun onarımlar ve iyileştirici önlemler alması gerekir. Onarımların ve çözümlerin etkili olabilmesi için mühendisin çatlakların çeşitli oluşum nedenleri hakkında doğru bir anlayışa sahip olması önemlidir. Sebepleri araştırmak için yerin, şeklin, büyüklüğün, derinliğin, davranışın ve diğerlerinin dikkatli bir şekilde gözlemlenmesi gerekir. Doğal olaylardan inşaat hatalarına ve bakım sorunlarına kadar çeşitli faktörler binalarda çatlak oluşumuna katkıda bulunabilir. Çatlakların altında yatan nedenleri araştırarak bunları önlemek ve yapılarının uzun vadeli dayanıklılığını sağlamak için proaktif adımlar atabilir [3].

Bina çatlaklarının en yaygın nedenlerinden biri yerleşimdir. Bu, temelin altındaki toprak sıkıştığında veya kaydığına, temelin batmasına veya yerleşmesine neden olduğunda meydana gelir. Bu, duvarlarda, tavanlarda ve bina zeminlerinde çatlaklara neden olabilir. Deprem, su baskını ve fırtına gibi doğal nedenler binalarda çatlaklara neden olabilir. Bu olaylar binanın kaymasına veya hareket etmesine neden olarak duvarlarda ve diğer yapısal elemanlarda çatlaklara yol açabilir. Nem ayrıca binalardaki çatlakların önemli bir nedeni olabilir. Su binanın içine sızdığına yapıyı zayıflatabilir ve malzemelerin genişleşip büzülmesine neden olarak çatlaklara neden olabilir. Aşırı sıcaklık değişiklikleri malzemelerin genişlemesine ve büzülmesine neden olarak çatlaklara neden olabilir. Bu özellikle donma-çözülme döngüleri gibi aşırı sıcaklık dalgalanmalarının olduğu alanlar için geçerlidir. Standartların altında malzemelerin kullanılması veya bina bileşenlerinin yanlış montajı dahil olmak üzere kötü inşaat uygulamaları, binada çatlaklara yol açabilir. Yakındaki inşaatlardan, trafikten veya ağır makinelerden kaynaklanan titreşimler binada çatlaklara neden olabilir. Asitlere veya diğer aşındırıcı maddelere maruz kalmanın neden olduğu spesifik kimyasal reaksiyonlar, yapı malzemelerini zayıflatabilir ve çatlaklara neden olabilir. Binalardaki çatlakların altında yatan nedenleri anlamak, bunların oluşmasını önlemek ve yapının güvenliğini ve sağlamlığını sağlamak için bunlara derhal müdahale etmek açısından çok önemlidir [4, 5].

Geleneksel bina çatlak ölçüm teknikleri, genişlik test cihazı, büyüteç gibi basit araçlardan oluşur; bunlar yalnızca düşük verimlilik sağlamakla kalmaz, aynı zamanda çalışanların uzun süre tehlikeli çalışma koşullarında kalmasına neden olur. Bu çalışma, görüntü işleme temelli ölçüm sistemini kullanarak binalarda

çatlak ve eğimi kontrol etmek için CNN derin öğrenme algoritmalarını kullandı. Çalışma, 294 fotoğraftan oluşan veri seti kullanarak yürütüldü. Görüntü işleme ön işlemleri, verilerin CNN ile tespitini sağladı.

## 2. Literatür (Literature)

Bina çatlaklarının ve sağlığının incelenmesi yaygın çalışılan bir araştırma konusudur. Geleneksel ölçüm sistemlerinin yerini yapay zekâ ve görüntü işleme sistemleri almaya başlamıştır. Bu bölümde binalarda çatlak kontrol sistemleri ele alınmıştır.

Yang ve arkadaşları duvarların ve kaldırımların görüntülerindeki çatlakların piksel düzeyinde segmentasyonu için tamamen evrişimli ağ (FCN) adı verilen bir CNN varyasyonu kullanıldı. FCN modeli, birden çok türde çatlak görüntüsü kullanılarak eğitilmiştir. FCN modeli tarafından tahmin edilen çatlak segmentlerini temsil etmek için yalnızca bir piksel genişliğine sahip piksel iskeletleri kullanılır. Bu çatlakların uzunluk, genişlik ve topoloji gibi morfolojik özellikleri daha sonra bu iskeletler kullanılarak ölçülür. Doğrulama için, model tarafından elde edilen çatlak segmentleri, zemin gerçeği ve FCN model çatlak tespit sistemleri tarafından üretilen sonuçlarla karşılaştırılır. Çatlak segmentasyon sistemi tarafından elde edilen genel doğruluk %97,96'dır [6].

Pauly ve arkadaşları kaldırım görüntülerindeki çatlakları tespit etmek için CNN'yi kullandı. Amerika Birleşik Devletleri'ndeki (ABD) kaldırımlardan akıllı telefonlar kullanılarak toplam 500 görüntü toplandı. Her görüntünün çözünürlüğü  $3264 \times 2448$  idi. Her görüntü daha sonra  $99 \times 99$  piksellik yamalara bölündü. Daha sonra, bu yamalar çatlama veya çatlama olmaması olarak etiketlendi. Deneysel sonuçlar, sinir ağının derinliğini artırarak daha iyi performans sonuçları elde edildiğini gösterdi. Bu çatlak tespit sistemi tarafından %91,3'lük bir doğruluk kaydedildi [7].

Soni araştırmasında beton çatlak resimlerinde anlamsal bölünme için derinlemesine, tamamen konvolüsyonel düzenlemeye (FCN) dayalı bir çatlak tespit tekniği önermektedir. FCN kodlayıcısında 40.000 adet  $227 \times 227$  piksel resimden oluşan açık, güvenilir bir çatlak veri kümesi üzerinde resim karakterizasyonu için değerlendirilmiştir. Çalışmanın başarı oranı %90 olmuştur [8].

Sohn ve arkadaşları izleme süresi boyunca çok zamanlı görüntülerdeki çatlakların değişimini ölçmek için bir çatlak izleme sistemi geliştirmişlerdir. Dijital kameradan bir dizi görüntü çekmişler ve görüntü işleme tekniklerini kullanarak dijital görüntülerden beton çatlaklarını çıkarmışlardır. Taşınabilir kameranın konumu ve yönü her pozlama süresinde değiştiği için aynı çatlakların görüntü koordinatları ve yönelimi değişebilmektedir. Çatlak değişikliklerini (genişlik ve uzunluk) izlemek için, her görüntüden çıkarılan çatlakların görüntü koordinatlarını, beton yüzeyin aynı nesne koordinatlarına dönüştürmek kritik öneme sahiptir. Çalışmalarında, bu geometrik ilişki, değiştirilmiş yinelenen Hough dönüşümü (MIHT) algoritmasını temel alan iki boyutlu projektif dönüşüm kullanılarak otomatik olarak kurtarılmış ve bunun sonucunda dönüşüm parametreleri çözülmüştür. Bunun sonucu olarak beton numunesindeki çatlakların değişimi başarıyla tespit edilmiş ve doğru bir şekilde ölçülmüştür [9].

Yamaguchi and Hashimoto çalışmalarında bir beton yüzey görüntüsü için süzülme modeline dayalı yeni bir çatlak tespit yöntemi geliştirmişlerdir. Bu yöntemde süzme işlemi otomatik olarak çıkarılan kenar noktalarından başlamakta, dolayısıyla hesaplama süresini azaltmak için her işlemin tüm görüntü bölgesinde tekrarlanmasına ihtiyaç kalmamaktadır [10].

Zheng ve Zhang çalışmalarında beton yapı hasarını anlamak için çatlak tespit modeli oluşturmuşlardır. Beton yapının verdiği hasarı çözmek için evrişimli sinir ağı modeli temel alınarak bir model önermişlerdir. Görüntü segmentasyon teknolojisi yardımıyla bina yüzeyinin özellikleri çıkarılmakta ve bina çatlaklarını tespit etmek için veriler derin öğrenme yöntemiyle analiz edilmiştir [11].

Kawamura ve arkadaşları hassas çatlak tespiti amacıyla görüntü işleme parametrelerinin yarı otomatik optimizasyonu için genetik algoritma kullanan bir yöntem önerdi. Ancak bu yöntemler, çatlakların bağlantısı gibi çatlakların temel özelliklerini dikkate almamaktadır. Wavelet dönüşümü gibi global işleme yöntemleri, tüm görüntünün özelliklerine odaklanmaktadır [12].

Ito ve arkadaşları çalışmalarında ince çatlak çıkarma yoluyla beton blokların muayenesi için otomatik bir ölçüm sistemi geliştirmişlerdir. Yüksek çözünürlüklü bir kamera kullanılarak, entegre görüntü işleme teknikleri kullanılarak çatlakların özellikleri otomatik olarak çıkarmışlardır. Bu önerilen yöntem yalnızca çok

ince çatlakların çıkarılmasını sağlamakla kalmayıp aynı zamanda yüksek kalitede çatlak analizini de gerçekleştirmektedir [13].

Hutchinson ve Chen çalışmalarında çatlak tespiti için görüntü işleme tekniklerinden faydalanmıştır. Çalışmalarında, çatlak tespiti için Canny filtresi ve Wavelet dönüşümünü kullandılar. Her pikselin çatlak olup olmadığını değerlendirmek için en uygun eşik seçimine karar verdiler [14].

Lu (2010), dijital görüntü işleme teknolojisine dayalı beton bina çatlak ölçümünün iki önemli yönünün görüntü işleme ve çatlak genişliği yorumunu inceledi ve bir çatlak genişliği ölçüm yöntemi önerdi [15]. Zhou ve arkadaşları beton yapıların çatlak tanımlama algoritmasını incelemiş ve mekansal özelliklere dayalı niceliksel bir analiz yöntemi önermiştir [16].

### 3. Materyal ve Yöntem (Material and Method)

Bu çalışmada, binadaki sütunların fotoğraflarını çekmek için bir kamera kullanılmış, böylece bilgisayar işlemleri sütunların yere ne kadar dik olduğunu belirlenmiştir. Fotoğraf çekerken hata yapmamak için, zeminin yatay düzlemine 90° dik olarak konumlandırılmış bir elektronik jiroskop kullanılmıştır. Çalışmada çatlak hesaplama için CNN algoritması ve görüntü işleme yöntemleri kullanılmıştır.

#### 3.1. Yapay Zekâ

Yapay zekâ, bir bilgisayarın veya bilgisayar kontrollü robotun, genellikle akıllı varlıklarla ilişkili görevleri yerine getirme yeteneğidir. 1950'li yılların başında Alan Turing'in "Makineler Düşünebilir Mi?" sorusuyla makine öğrenmesi kavramı ortaya çıkmış, Bilgisayar Bilimci ve Bilişsel Bilimci "John McCarthy" tarafından "Yapay Zekâ" terimi ilk kez düzenlenen yapay zekâ konferansı olan "Dartmouth Konferansı"nda 1956 yılında kullanılmıştır. Yapay zekanın alt çalışma alanlarından biri olan makine öğrenmesi, makinenin kendiliğinden mevcut matematiksel ve istatistiksel verileri kullanarak çıkarımlar yapabilmesi, bu çıkarımlar ışığında bilinmeyen noktalara dair tahminlerde bulunabilmesini sağlayan yöntemlerdir. 1967'de en yakın komşuları algoritması ile ilk makine öğrenmesi oluşturuldu. Makine öğrenimi sağlık, eğitim, iletişim başta olmak üzere birçok alanda kullanılmaktadır [17, 18].

Derin öğrenme bir veya daha fazla gizli katman içeren yapay sinir ağları ve benzeri makine öğrenme algoritmalarını kapsayan çalışma alanıdır. "Derin öğrenme" ifadesi ilk kez 2000'lerde ya da civarında, Igor Aizenberg ve meslektaşları tarafından yapay sinir ağları çalışmalarında kullanılmıştır [19].

#### 3.2. Evrişimli Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks)

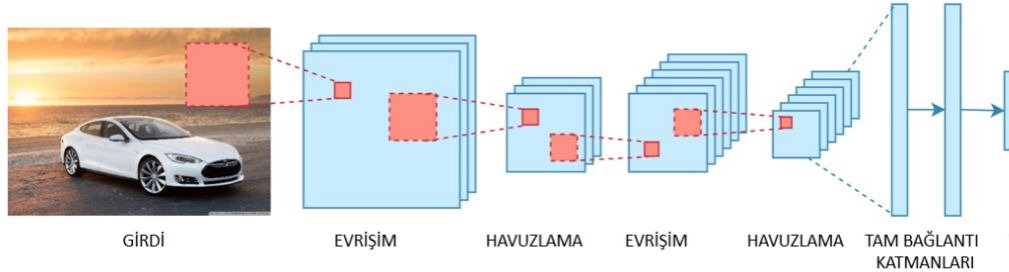
1980'lerde geliştirilmeye başlanan CNN mimarisi, 2012 yılına kadar makine öğrenmesi alanında kullanılmadı. 2012 yılında, büyük veri kümelerinin de kullanılmasıyla birlikte CNN mimarisi bu alanda da kullanılmaya başlandı. Evrişimli bir sinir ağı (CNN veya convnet), makine öğreniminin bir alt kümesidir. Farklı uygulamalar ve veri türleri için kullanılan çeşitli yapay sinir ağlarından biridir. Evrişimli sinir ağı, özellikle görüntü işleme ve tanıma görevleri için tasarlanmış bir tür derin öğrenme algoritmasıdır. CNN, derin öğrenme algoritmalarına yönelik bir tür ağ mimarisidir ve özellikle piksel verilerinin işlenmesini içeren görevler için kullanılır. Nesne tespiti, yüz tanıma, sahte haber tespiti CNN'lerin yaygın olarak kullanıldığı alanlardan bazılarıdır [20].

CNN hem zaman serilerindeki hem de görüntü verilerindeki önemli bilgileri ortaya çıkarabilen bir sinir ağı türüdür. Alternatif sınıflandırma modelleriyle karşılaştırıldığında CNN'ler, ham girdi görüntülerinden hiyerarşik özellik temsillerini otomatik olarak öğrenebildikleri için daha az ön işleme gerektirir. Yerel kalıpları tespit etmek için filtreler uygulayan evrişimli katmanlar aracılığıyla görüntülerdeki çeşitli nesne ve özelliklere önem verme konusunda uzmandırlar [21].

Bir CNN'in mimarisi insan beyninin bağlantı modeline benzemektedir. Beynin milyarlarca nörondan oluşması gibi, CNN'lerin de belirli bir şekilde düzenlenmiş nöronları vardır. Aslında, bir CNN'nin nöronları, görsel uyarıların işlenmesinden sorumlu olan beynin ön lobu gibi düzenlenmiştir. Bu düzenleme, görsel alanın tamamının kapsanmasını sağlar ve böylece geleneksel sinir ağlarının, görüntülerin düşük çözünürlüklü parçalar halinde beslenmesi gereken parça parça görüntü işleme probleminden kaçınılmasını sağlar. Eski ağlarla karşılaştırıldığında CNN, görüntü girişlerinin yanı sıra konuşma veya ses sinyali girişlerinde daha iyi

performans sağlar [22].

Derin öğrenme Şekil 1'de görüldüğü gibi CNN'si üç katmandan oluşur: Evrişim katmanı, havuzlama katmanı ve tam bağlantılı (FC) katmanı. Evrişimsel katman ilk katman, FC katmanı ise son katmandır. Evrişim katmanından FC katmanına doğru CNN'nin karmaşıklığı artar. CNN'nin bir görüntünün daha büyük bölümlerini ve daha karmaşık özelliklerini, sonunda nesneyi bütünüyle tanımlayana kadar başarılı bir şekilde tanımlamasına olanak tanıyan şey, bu artan karmaşıklığıdır [23].



Şekil 1. CNN katmanları (CNN layers)

Evrişimsel katmanı, hesaplamaların çoğunluğu, CNN'nin temel yapı taşı olan evrişim katmanında gerçekleşir. İkinci bir evrişim katmanı, ilk evrişim katmanını takip edebilir. Evrişim süreci, bu katmanın içindeki bir çekirdeğin veya filtrenin görüntünün alıcı alanları boyunca hareket ederek görüntüde bir özelliğin mevcut olup olmadığını kontrol etmesini içerir. Birden fazla yinelemede çekirdek, görüntünün tamamını tarar. Her yinelemeden sonra giriş pikselleri ile filtre arasında bir nokta çarpımı hesaplanır. Nokta dizisinden elde edilen sonuç, özellik haritası veya evrilmiş özellik olarak bilinir. Sonuçta görüntü bu katmanda sayısal değerlere dönüştürülür ve bu da CNN'nin görüntüyü yorumlamasına ve ilgili desenleri çıkarmasına olanak tanır [24].

Havuzlama katmanı, evrişim katmanı gibi, havuzlama katmanı da giriş görüntüsü boyunca bir çekirdeği veya filtreyi tarar. Ancak evrişim katmanından farklı olarak havuz katmanı, girişteki parametre sayısını azaltır ve aynı zamanda bir miktar bilgi kaybına da neden olur. Olumlu tarafı, bu katmanın karmaşıklığı azaltması ve CNN'nin verimliliğini artırmasıdır [25].

Tamamen bağlı katmanı, önceki katmanlarda çıkarılan özelliklere dayanarak CNN'de görüntü sınıflandırmasının gerçekleştiği yerdir. Burada tam bağlı, bir katmandaki tüm girişlerin veya düğümlerin bir sonraki katmanın her aktivasyon birimine veya düğümüne bağlı olduğu anlamına gelir [26].

### 3.2. Jiroskoplar (Gyroscopes)

Jiroskop, taban hareketinden bağımsız olarak yönelimi koruyabilen ve üzerinde çeşitli yönlerde serbestçe dönebilen dönen bir diske sahip olan bir cihaz olarak tanımlanır. Bu nedenle dönme gerçekleşirken bu dönme ekseninin yönü değişmez. Bu, açısal momentumun korunumu kavramının kullanımını kolaylaştırır [27].

Jiroskop ilk kez 1817'de Alman fizikçi Johann Bohnenberger tarafından icat edildi. Bir gimbal ile asılı dönen bir diskten oluşan bu cihaz Dünya'nın dönüşünü göstermek için kullanıldı [28]. 1852'de Fransız fizikçi Jean-Bernard-Léon Foucault, "Foucault jiroskopu" adını verdiği yeni bir jiroskop türü icat etti. Foucault'nun jiroskopu Bohnenberger'inkinden daha doğruydü ve Dünya'nın dönüşünün ilk hassas ölçümlerini yapmak için kullanıldı [29]. 19. yüzyılın sonlarında jiroskoplar navigasyon, stabilizasyon ve rehberlik gibi çeşitli pratik uygulamalarda kullanılmaya başlandı. 1885 yılında Alman mucit Hermann Anschütz-Kaempfe ilk pratik jiroskop pusulasını icat etti. Jiroskop pusulaları gemilerde ve uçaklarda rotada kalmalarına yardımcı olmak için kullanıldı [30]. Jiroskoplar aynı zamanda ilk uçak ve uzay araçlarında da yönlerini stabilize etmelerine ve kontrol etmelerine yardımcı olmak için kullanıldı. 1910 yılında Amerikalı mucit Elmer Sperry, uçuş sırasında uçakları dengelemek için kullanılan ilk uçak jiroskopunu icat etti [31].

Bu çalışma için tasarlanan jiroskop inşaatların yapımı sırasında kolonların dikliğini tespit etmek için kameranın yeryüzüne dik olmasını sağlamaktadır. Şekil 2'de çalışmada kullanılan kameralı elektronik jiroskop yer almaktadır.





Şekil 2. Çalışma için kameralı elektronik jiroskop  
(Electronic gyroscope with camera for operation)

Devre üzerindeki LCD ekrandan eğim açısı ve kamera hata değeri de görülebilmektedir. Bu çalışma için tasarlanan jiroskop inşaatların yapımı sırasında kolonların dikliğini tespit etmek için kameranın yeryüzüne dik olmasını sağlamaktadır.

### 3.2. Görüntü işleme (Image processing)

Çalışmada ilk olarak görüntü gri tonlamaya dönüştürülmüştür. Dijital fotoğrafçılıkta bir görüntü dönüştürme tekniğidir. Her türlü renk bilgisini ortadan kaldırır ve geriye yalnızca grinin farklı tonlarını bırakır; en parlak olanı beyaz ve en koyu olanı siyahtır. Ara tonları genellikle ana renkler (kırmızı, mavi ve yeşil) için eşit parlaklık seviyesine sahiptir. Gri tonlama, algoritmaların basitleştirilmesine yardımcı olur ve hesaplama gereksinimleriyle ilgili karmaşıklıkları ortadan kaldırır [32]. Şekil 3'te gri seviye dönüşümü uygulanmış kolon fotoğrafı görülmektedir.

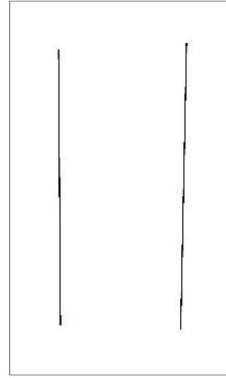


Şekil 3. Gri seviye dönüşümü uygulanmış kolon  
(Column with gray level transformation)

Eşikleme, görüntünün analiz edilmesini kolaylaştırmak için görüntünün piksellerini değiştirdiğimiz bir tür görüntü bölümlenmesidir. Eşiklemeye, bir görüntüyü renkli veya gri tonlamalı bir ikili görüntüye, yani yalnızca siyah beyaz olan bir görüntüye dönüştürürüz. Eşikleme tekniğinde standart bir eşik değeri belirlenerek her piksel değeri eşik değeriyle karşılaştırılır. Piksel değeri belirtilen eşik değerinden küçükse değer 0'a, aksi takdirde maksimum değere ayarlanır. Eşikleme işleminden sonra sütun Şekil 4'te görülmektedir [33, 34].



Şekil 4. Gri seviyeli görüntünün eşikleme işlemi sonraki görüntüsü  
(Image of gray level image after thresholding)



Şekil 5. Kolonun Kenar çıkarma algoritmasının uygulanmasından sonraki görüntü  
(Image of the column after applying the edge extraction algorithm)

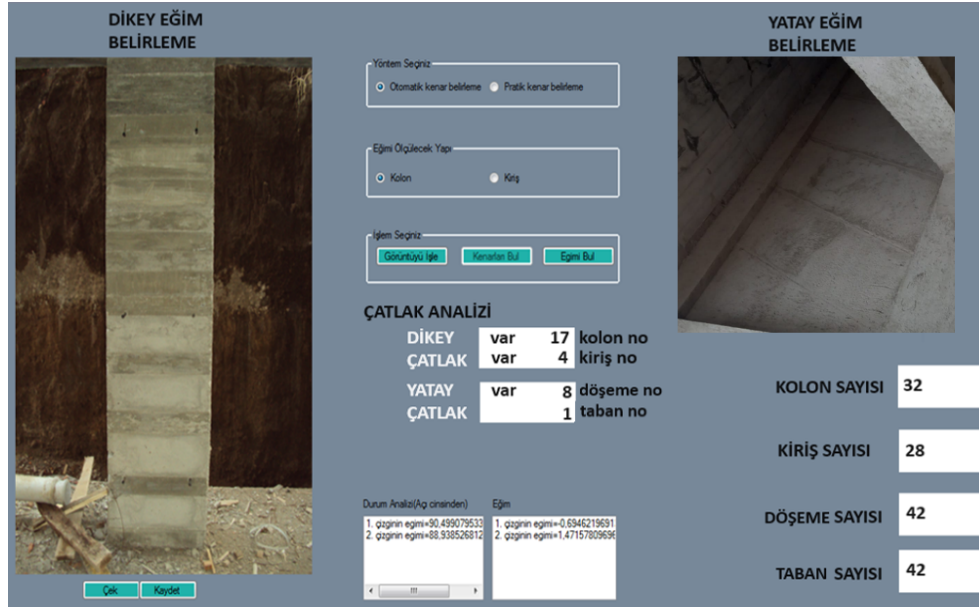
#### 4. Bulgular ve Tartışma (Results and Discussion)

Jiroskop üzerine monte edilmiş bir kamera, çeşitli yapılardan çeşitli kolon ve kirişlerin fotoğraflarını çekmek için kullanıldı ve bunlar daha sonra bina kolonlarının eğimini hesaplayan yazılımı oluşturmak için bilgisayar ortamına aktarıldı.

Bu çalışma sonucunda inşaat aşamasındaki bina kolonlarının dikliğini hesaplayan sistemin mekanik ve yazılım kısmı tamamlanmıştır. Çalışmada Şekil 6 görüldüğü gibi çeşitli binaların kolon ve kirişlerinden fotoğraflar alınarak bilgisayar ortamına aktarılmıştır. Şekil 7 'de program arayüz görüntüsü verilmiştir.

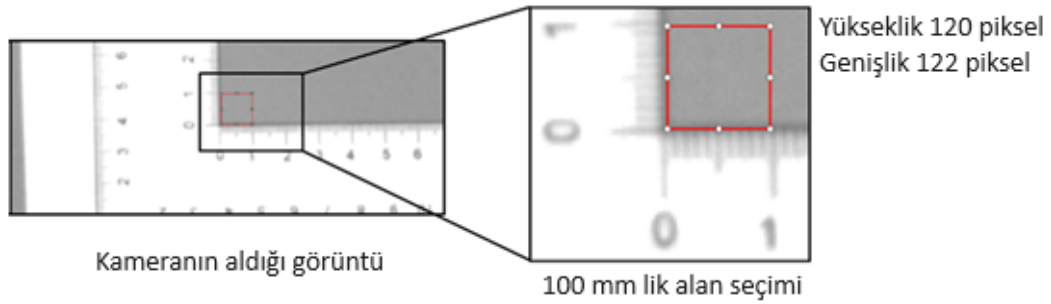


Şekil 6. Ölçüm alanı  
(Measurement area)

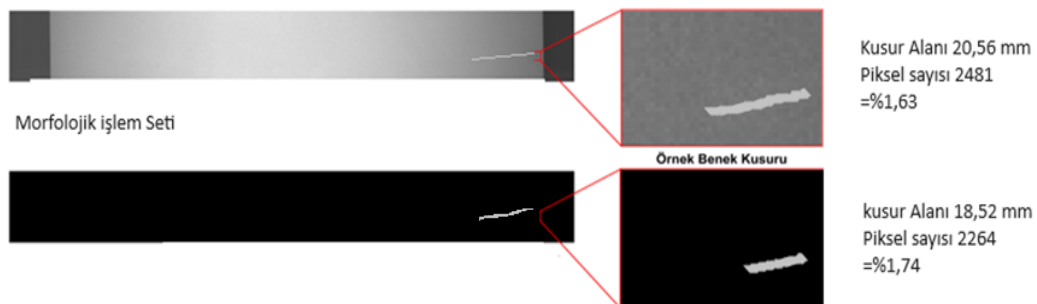


Şekil 7. Yazılım arayüzü  
(Software interface)

Duvar yüzey görünüm kalitesini belirlemek amacıyla filtreleme ve önişleme işlemlerinden sonra hesaplamalar yapılmıştır. Görüntü ikili görüntüye dönüştürüldükten sonra, beyaz pikseller sayılarak gerçek kusur alanları hesaplanmıştır. Fiziksel alanı referans olarak ölçmek için deneysel ölçüm yazılımı ImageJ kullanılmıştır. Duvar ve döşeme yüzeyine ölçü cetveli yerleştirilerek 100 mm<sup>2</sup>'ye karşılık gelen piksel değerleri belirlenmiştir. Şekil 8'te 100 mm<sup>2</sup>'lik bir alanın ölçüm adımları resimde verilmiştir.



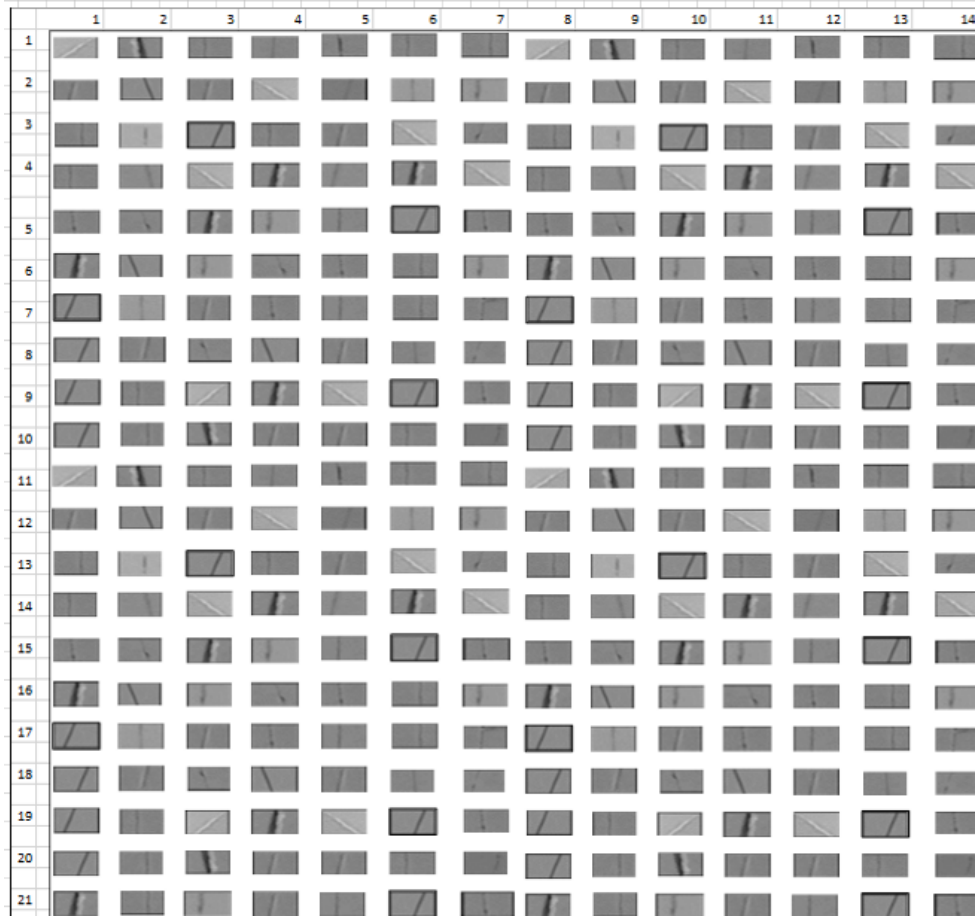
Şekil 8. 100 mm<sup>2</sup>'lik bir alanın ölçüm adımları  
(Measurement steps of a 100 mm<sup>2</sup> area)



Şekil 9. Hesaplama yöntemi ve değerleri  
(Calculation method and values)

Bu görüntülerden alınan örneklere göre Şekil 10'daki görüntü veri seti oluşturulmuştur.





Şekil 10. Görüntü veri seti  
(Image data set)

Bu fotoğraflar sırasıyla gri seviyeli resme dönüştürme, eşikleme, çeşitli görüntü işleme filtrelerinden geçirme, kenar çıkarma algoritmalarıyla resmin işlenmesi, eğim hesaplama gibi aşamalardan geçirilmiştir. Kolonların dikliği ve kirişlerin yataylık derecesi görüntü işleme yazılım programı tarafından çeşitli işlemlerden geçirilerek başarı ile hesaplanmıştır. Kolon ve kirişin görüntülerinin işlenmesi sonucu elde edilen doğruların eğimleri açı cinsinden ve radyan olarak ayrı ayrı hesaplanmıştır.

Çalışmada veriler %20 eğitim ve %80 test verisi olarak ayrılmıştır. Veriler, çeşitli CNN mimarileri kullanılarak eğitilmiştir. CNN mimarilerinden VGG-16 mimarisi kullanılarak 'surface crack detection' veri seti eğitildi. Bu mimarinin eğitimi sonucunda doğruluk oranı 0,9716 oldu. Inception-V3 mimarisi ile yapılan eğitimin en yüksek doğruluk oranı 0,9513'tür. Mimarilerin doğruluk oranları arasında önemli bir fark olmadığı sonucuna varıldı. Çalışmada kalınlığı 2 mm ve devamlılığı 4 cm olan hem dikey hem de yatay tüm çatlaklar bulunmuştur.

### 3. Sonuçlar ve Tartışma (Results and Discussion)

İnşaat aşamasında bina kolonlarının diklik oranlarını belirleyen sistemin mekanik ve yazılım bileşenleri bu araştırmanın bir sonucu olarak tamamlanmıştır. Çalışmada çeşitli kolon ve kiriş fotoğrafları kullanılarak kolonların diklik oranını ve kirişlerin yataylık derecesini belirlemek için kenar çıkarma yöntemlerini kullanan bir algoritma hazırlandı. Kolon ve kiriş fotoğrafları işlendikten sonra, çizgilerin eğimleri açı ve radyan cinsinden bağımsız olarak belirlenmiştir.

Araştırma için 294 fotoğraf içeren bir veri seti kullanılmıştır. Doğruluk oranı VGG-16 mimarisinde 0,9716, Inception-V3 mimarisinde 0,9513'tür. Mimarilerin doğruluk oranları arasında önemli bir fark olmadığı sonucuna varıldı. Kalınlığı 2 mm ve devamlılığı 4 cm olan hem dikey hem de yatay tüm çatlaklar bulunmuştur.

Tasarımdaki hatalar, kalıp yağlarının uygunsuz kullanımı, betonarme kalıp yüzey malzemesinin türü, kalıplanmış beton yüzeylerde beton kabuğun mekanik ve fiziksel özelliklerini bozan yüzey kusurlarının

belirlenmesine ve önlenmesine yardımcı olacaktır.

İnşaat sektörü için şantiyelerin yapım aşamalarında kolon dikliğinin hesaplanmasına bu çalışma sayesinde yeni bir açıdan yaklaşılmıştır. Bu araştırma, rüzgâr türbini kuleleri, baz istasyonu kuleleri ve yüksek gerilim elektrik direkleri gibi bina dışındaki diğer alanlarda da kullanılabilir.

### Çıkar Çatışması Beyanı (Conflict of Interest Statement)

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması bildirilmemiştir.

### Kaynaklar (References)

- [1] H. S. Munawar, A. W. Hammad, A. Haddad, C. A. P. Soares and S. T. Waller, "Image-based crack detection methods: A review" *Infrastructures*, vol. 6, no. 8, pp. 115-135, 2021. doi: 10.3390/infrastructures6080115
- [2] M. Gonthina, R. Chamata, J. Duppalapudi and V. Lute, "Deep CNN-based concrete cracks identification and quantification using image processing techniques", *Asian Journal of Civil Engineering*, vol. 24, no. 3, pp. 727-740, 2023. doi: 10.1007/s42107-022-00526-9
- [3] G. L. Golewski, "The phenomenon of cracking in cement concretes and reinforced concrete structures: the mechanism of cracks formation, causes of their initiation, types and places of occurrence, and methods of detection—a review". *Buildings*, vol. 13, no. 3, pp. 765. 2023. doi: 10.3390/buildings13030765
- [4] C. J. Chitte and Y. N. Sonawane, "Study on causes and prevention of cracks in building". *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, vol. 6, no. 3, pp. 453-461, 2018. doi: 10.22214/ijraset.2018.3073
- [5] Construction Placements, "Cracks in Buildings: Understanding the Causes, Prevention, and Repair Methods", *constructionplacements.com*, March 2, 2023. [Online]. Available: <https://www.constructionplacements.com/cracks-in-buildings>. [Accessed: Oct. 2023].
- [6] X. Yang, H. Li, Y. Yu, X. Luo, T. Huang and X. Yang, "Automatic pixel-level crack detection and measurement using fully convolutional network". *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 33, pp. 1090-1109, 2018. doi: 10.1111/mice.12412
- [7] L. Pauly, D. Hogg, R. Fuentes and H. Peel, "Deeper networks for pavement crack detection". In *Proceedings of the 34<sup>th</sup> ISARC*, pp. 479-485, April 2017. doi: 10.22260/ISARC2017/0066
- [8] A. N. Soni, "Crack Detection in buildings using convolutional neural Network", *Journal for Innovative Development in Pharmaceutical and Technical Science*, vol. 2, no. 6, pp. 54-59, May 2019.
- [9] H. G. Sohn, Y. M. Lim, K. H. Yun and G. H. Kim, "Monitoring crack changes in concrete structures", *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 20, no. 1, pp. 52-61, 2005. doi: 10.1111/j.1467-8667.2005.00376.x
- [10] T. Yamaguchi and S. Hashimoto, "Automated crack detection for concrete surface image using percolation model and edge information". *Proceedings of the 32<sup>nd</sup> annual conference on IEEE industrial electronics, Paris, France, April 2007*, New York: IEEE., 2007, pp. 3355-3360. doi: 10.1109/IECON.2006.348070
- [11] M. Zheng, Z. Lei and K. Zhang, "Intelligent detection of building cracks based on deep learning", *Image and Vision Computing*, vol. 103, pp. 103987, 2020. doi: 10.1016/j.imavis.2020.103987
- [12] K. Kawamura, A. Miyamoto, H. Nakamura and R. Sato, "Proposal of a crack pattern extraction method from digital images using an interactive genetic algorithm", *JSCE Journal*, vol. 60, no. 742, pp. 115-141, 2003. doi: 10.2208/jscej.2003.742\_115
- [13] A. Ito, Y. Aoki and S. Hashimoto, "Accurate extraction and measurement of fine cracks from concrete block surface image", in *28th Annual Conference of the Industrial Electronics Society. IECON 02, Sevilla, Spain, 5-8 Nov. 2002*, Piscataway, NJ: IEEE, 2002. pp. 2202-2207.
- [14] T. C. Hutchinson and Z. Chen, "Improved image analysis for evaluating concrete damage", *Journal of Computing in Civil Engineering, American Society of Civil Engineers*, vol. 20, no. 3, pp. 210-216, 2006. doi: 10.1061/(ASCE)0887-3801(2006)20:3(210)
- [15] X.P. Luo, J. Tian, Y. Zhu, J. Wang and R. Dai, "A survey on image segmentation methods", *Pattern Recognition*, vol. 12, no.3, pp. 300-312, 1999.
- [16] Q. X. Zhou, H. Q. Yuan, and Y. Y. Tao, "Research on 3D data model of apparent damage features for concrete structures". *Journal of Wuhan University of Technology*, vol. 32, no. 11, pp. 31-35, 2010.
- [17] M. Kayakuş ve F.Y. Açıkgöz, "Twitter'da makine öğrenmesi yöntemleriyle sahte haber tespiti", *Abant Sosyal Bilimler Dergisi*, vol. 23, no. 2, pp. 1017-1027, 2023. doi: 10.11616/asbi.1266179
- [18] M. Kayakuş, M. Terzioğlu, D. Erdoğan, S.A. Zetter, O. Kabas, and G. Moiceanu, "European Union 2030 carbon emission target: The case of Turkey", *Sustainability*, vol. 15, no. 17, pp. 13025, 2023. doi: 10.3390/su151713025

- [19] M. A. Kızrak ve B. Bolat, B, "Derin öğrenme ile kalabalık analizi üzerine detaylı bir araştırma", *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, vol. 11, no. 3, 263-286, 2018. doi: 10.17671/gazibtd.419205
- [20] M. Kayakuş, and F. Y. Açıkgöz, "Classification of news texts by categories using machine learning methods," *Alphanumeric Journal*, vol. 10, no. 2, pp. 55-166 2022. doi: 10.17093/alphanumeric.1149753
- [21] N. Ketkar, J. Moolayil, N. Ketkar and J. Moolayil, J. "Convolutional neural networks", *Deep Learning with Python: Learn Best Practices of Deep Learning Models with PyTorch*, pp. 197-242, 2021. doi: 10.1007/978-1-4842-5364-9\_6
- [22] F. Türk, "Covid-19 Diagnosis using a deep learning ensemble model with chest X-Ray images", *Computer Systems Science & Engineering*, vol. 45, no. 2, pp. 1357-1373, 2023. doi: 10.32604/csse.2023.030772
- [23] M.F. Aydoğdu, V. Celik, and M.F. Demirci, "Comparison of three different CNN architectures for age classification", in *2017 IEEE 11th International conference on semantic computing (ICSC)*, pp. 372-377, 2017. doi: 10.1109/ICSC.2017.61
- [24] T.C. Lu, "CNN Convolutional layer optimisation based on quantum evolutionary algorithm", *Connection Science*, vol. 33, no. 3, pp. 482-494, 2021. doi: 10.1080/09540091.2020.1841111
- [25] D. Yu, H. Wang, P. Chen and Z. Wei, (2014). "Mixed pooling for convolutional neural networks", *Rough Sets and Knowledge Technology: 9<sup>th</sup> International Conference*, Shanghai, China, 2014, pp. 364-375. doi: 10.1007/978-3-319-11740-9\_34
- [26] K. Liu, G. Kang, N. Zhang and B. Hou, "Breast Cancer Classification Based on Fully-Connected Layer First Convolutional Neural Networks," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 23722-23732, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2817593.
- [27] W.F. Osgood, "On the gyroscope", *Transactions of the American Mathematical Society*, vol. 23, no. 3, pp. 240-264, 1992. doi: 10.1090/S0002-9947-1922-1501201-7
- [28] F. J. Wagner and A. Trierenberg, "The machine of bohnenger: bicentennial of the gyro with cardanic suspension", *Proceedings in Applied Mathematics and Mechanics*, vol. 10, no.1, pp. 659-660, 2010. doi: 10.1002/pamm.201010322
- [29] M.W. Davidson, "Pioneers in optics: jean-bernard-leon foucault and willebrord snell", *Microscopy Today*, vol. 19, no.1, pp. 44-46, 2011. Doi: 10.1017/S155192951000115X
- [30] J. Broelmann, "Hermann anschütz-kaempfe-richtungsweiser ohne spuren", *Deutsches Schiffsarchiv*, vol. 25, pp. 41-55, 2002.
- [31] F.S. Wickware, "Elmer sperry and his magic top", *Scientific American*, vol. 169, no.2, pp. 66-84, 1943. Doi: 10.1038/scientificamerican0843-66
- [32] I.S. Üncü and M. Kayakuş, "Analysis of visibility level in road lighting using image processing techniques", *Scientific Research and Essays*, vol. 5, no. 18, pp. 2779-2785, 2010.
- [33] L.K. Huang and M.J.J. Wang, "Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness", *Pattern recognition*, vol. 28, no. 1, pp. 41-51, 1995. doi: 10.1016/0031-3203(94)E0043-K
- [34] V.M. Dharampal, "Methods of image edge detection: A review", *Electrical & Electronic Systems*, vol. 4, no. 2, pp. 2332-0796, 2015. doi: 10.4172/2332-0796.1000150

\* This paper was presented at the 5th International Conference on Artificial Intelligence and Applied Mathematics in Engineering (ICALAME 2023) and the abstract was published as an e-book.

This is an open access article under the CC-BY license

