MAUN Fen Bil. Dergi., 14, 1, 162-172 Araştırma Makalesi/ Research Article
MAUN J. of Sci., 14, 1, 162-172 DOI : 10.18586/msufbd.1908942

Baskı Devre Kartı Kusur Tespiti için YOLOv10 ve YOLOv11 Mimarilerinin Karşılaştırmalı Analizi

Züleyha KEZER[1], Feyza ALTUNBEY ÖZBAY[2]
[1,2]Yazılım Mühendisliği, Mühendislik Fakültesi, Fırat Üniversitesi, Elazığ, Türkiye
✉: faltunbey@firat.edu.tr [1]0009-0009-1836-8077 [2]0000-0003-0629-6888

Geliş (Received): 05.03.2026 Düzeltme (Revision): 20.05.2026 Kabul (Accepted): 23.05.2026

ÖZ

Baskı Devre Kartı (Printed Circuit Board-PCB) kusurlarının tespiti, üretim verimliliği ve kalite kontrol açısından kritik öneme sahiptir. Bu çalışmada, PCB kusur tespiti için derin öğrenme tabanlı nesne algılama mimarileri YOLOv10 ve YOLOv11 karşılaştırılmıştır. Analizlerde her iki mimarinin Nano, Small ve Medium varyasyonları kullanılmış, performansları SGD ve Adamax optimizasyon algoritmalarıyla değerlendirilmiştir. Deneyler, altı kusur kategorisi içeren ve 10.668 görüntüden oluşan PKU-Market-PCB veri kümesi üzerinde gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, SGD ile eğitilen YOLOv10-Medium modelinin %70.30 mAP@50:95 değeriyle en yüksek doğruluğu sağladığını göstermiştir. Ancak bu model daha yüksek hesaplama maliyetine sahiptir. Doğruluk ve hesaplama verimliliği birlikte değerlendirildiğinde, Small ölçekli modellerin endüstriyel uygulamalar için daha dengeli bir çözüm sunduğu belirlenmiştir. Ayrıca YOLOv10'un YOLOv11'e göre ortalama %1.53, SGD'nin ise Adamax'a göre ortalama %5.33 daha yüksek performans sağladığı tespit edilmiştir. Gerçekleştirilen deneyler doğrultusunda, PCB kusur tespiti için uygun model-optimizasyon kombinasyonunun belirlenmesini amaçlamaktadır.

Anahtar Kelimeler: Baskı Devre Kartı, Derin Öğrenme, Kusur Tespiti, YOLOv10, YOLOv11

Comparative Analysis of YOLOv10 and YOLOv11 Architectures for Printed Circuit Board Defect Detection

ABSTRACT

Detecting defects in Printed Circuit Boards (PCBs) is critical for production efficiency and quality control. This study compares the deep learning-based object detection architectures YOLOv10 and YOLOv11 for PCB defect detection. Nano, Small, and Medium variations of both architectures were used in the analyses, and their performance was evaluated using SGD and Adamax optimization algorithms. Experiments were conducted on a PKU-Market-PCB dataset containing six defect categories and 10,668 images. The results showed that the YOLOv10-Medium model trained with SGD achieved the highest accuracy with a value of 70.30 mAP@50:95. However, this model has a higher computational cost. When accuracy and computational efficiency are considered together, it was determined that Small-scale models offer a more balanced solution for industrial applications. Furthermore, it was found that YOLOv10 provided an average of 1.53% higher performance than YOLOv11, and SGD provided an average of 5.33% higher performance than Adamax. The aim of these experiments is to determine the appropriate model-optimization combination for PCB defect detection.

Keywords: Deep Learning, Defect Detection, Printed Circuit Board, YOLOv10, YOLOv11

GİRİŞ

Giriş, Baskı Devre Kartları (Printed Circuit Board - PCB), modern elektronik cihazların temel yapı taşlarını oluşturan kritik bileşenlerdir. Akıllı telefonlardan otomobil elektroniklerine, tıbbi cihazlardan havacılık ve uzay sistemlerine kadar son derece geniş bir uygulama alanına sahip olan PCB'ler, elektronik devreler için mekanik destek sağlarken aynı zamanda elektriksel bağlantıları da gerçekleştirmektedir. Günümüzde bir akıllı telefonda onlarca, bir otomobilde yüzlerce, bir uçakta ise binlerce PCB bulunmakta ve bu kartların üretim kalitesi, son ürünün güvenilirliğini, performansını ve ömrünü doğrudan etkilemektedir. Özellikle tıbbi cihazlar, otomotiv güvenlik sistemleri ve havacılık uygulamalarında kullanılan PCB'lerdeki kusurlar, ciddi güvenlik riskleri oluşturabilmekte ve insan hayatını tehlikeye atabilmektedir [1,2].

PCB üretim sürecinde, hammadde hazırlığından son teste kadar çok sayıda aşama bulunmakta ve her aşamada çeşitli kusurlar ortaya çıkabilmektedir. Bu kusurlar arasında bakır yollarındaki kısa devreler (istenmeyen elektriksel bağlantılar), açık devreler (bakır yollardaki kopukluklar), eksik delikler (montaj noktalarının açılamaması), bakır çapakları (fazla bakır kalıntıları) ve kenar düzensizlikleri (fare ısırığı olarak

adlandırılan aşınmalar) en yaygın olanlarıdır. Üretim sürecinde ortaya çıkan bu kusurların zamanında ve doğru şekilde tespit edilememesi, ürün arızalarına, güvenlik risklerine ve önemli ekonomik kayıplara yol açabilmektedir. Araştırmalar, PCB kusurlarının erken tespitinin, üretim maliyetlerini %30-40 oranında düşürebileceğini göstermektedir [3].

Geleneksel PCB kalite kontrol yöntemleri büyük ölçüde manuel görsel denetime dayanmaktadır. Ancak bu yöntem, insan operatörlerinin denetim hızının sınırlı olması, yorgunluk ve dikkat dağınıklığı nedeniyle tutarsız sonuçlar üretilmesi, mikron seviyesindeki küçük kusurların çıplak gözle tespitinin zorluğu ve uzman personel istihdamının yüksek maliyetleri gibi ciddi dezavantajlar barındırmaktadır. Bu bağlamda, bilgisayarlı görü ve derin öğrenme teknolojilerine dayalı otomatik kusur tespit sistemleri, endüstriyel kalite kontrolün geleceğini şekillendirmektedir [1,4].

PCB kusur tespiti problemi, bilgisayarlı görü perspektifinden bakıldığında, çok sınıflı bir nesne algılama görevi olarak formüle edilebilmektedir. Bu görevde amaç, bir PCB görüntüsü verildiğinde, görüntüdeki tüm kusurları tespit etmek, sınıflandırmak ve lokalize etmektir. Problem, aşağıda belirtilen çeşitli teknik zorluklar içermektedir [5]:
• Ölçek Çeşitliliği: PCB kusurları mikron seviyesinden milimetre seviyesine kadar geniş bir ölçek aralığında bulunabilmekte, bu durum çok ölçekli algılama yetenekleri gerektirmektedir.
• Sınıf Dengesizliği (Genel Sahada): Endüstriyel üretim hatlarında bazı kusur türleri çok daha nadir görülmekte ve bu durum genel literatürde model öğrenimini zorlaştıran genel bir problem teşkil etmektedir. Ancak bu çalışmada kullanılan veri kümesi, modellerin saf mimari yeteneklerini adil ve dengeli değerlendirebilmek adına sınıflar bazında dengeli bir dağılımla kurgulanmıştır.
• Arka Plan Karmaşıklığı: PCB'lerin karmaşık yapısı, çok sayıda bakır yolu, via deliği ve bileşen içermesi, kusurların arka plandan ayırt edilmesini zorlaştırmaktadır.
• Gerçek Zamanlılık Gereksinimi: Üretim hattı entegrasyonu için saniyede onlarca görüntü işleyebilecek yüksek hızda algılama gerekmektedir.
• Yüksek Doğruluk Beklentisi: Endüstriyel kalite kontrolde hem düşük yanlış pozitif hem de yüksek düşük kaçırma oranı beklenmektedir.
Endüstriyel PCB kusur tespiti alanında, yüksek hassasiyetli algılama her zaman temel amaç olmuştur. Ancak sözü edilen zorluklar modellerin algılama doğruluğunu büyük ölçüde sınırlandırmaktadır. Bu çalışmanın temel amacı, PCB kusur tespiti için güncel YOLO mimarileri olan YOLOv10 ve YOLOv11'in Nano, Small, Medium olmak üzere farklı varyasyonları kullanılmıştır. Modelin performansını artırmak için Stochastic Gradient Descent (SGD) ve Adamax olmak üzere iki farklı optimizasyon algoritması uygulanarak sistematik olarak değerlendirilmiştir. Çalışmanın temel katkıları aşağıdaki gibi listelenebilir:
• PCB kusur tespiti probleminde, YOLOv10 ve YOLOv11 mimarilerinin Nano, Small ve Medium ölçek varyasyonları karşılaştırmalı ve sistematik bir şekilde incelenmiştir.
• İki farklı YOLO mimarisi, üç ölçek varyasyonu ve iki optimizasyon algoritmasını kapsayan 12 farklı deneysel tasarım oluşturularak kapsamlı bir performans analizi gerçekleştirilmiştir.
• Model ölçeğinin algılama doğruluğu ve hesaplama maliyeti üzerindeki etkileri farklı metrikler kullanılarak incelenmiş ve etkinliği değerlendirilmiştir.
• SGD ve Adamax optimizasyon algoritmalarının, PCB kusur tespiti bağlamındaki etkileri karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir.

İLGİLİ ÇALIŞMALAR

PCB kusur tespiti alanında yapılan çalışmalar, derin öğrenme tabanlı yöntemlerin yaygınlaşmasıyla birlikte önemli bir gelişim göstermiştir. Chen ve ark. [6] derin öğrenme tabanlı PCB kusur tespit yöntemlerini kapsamlı biçimde inceleyerek, erken dönem geleneksel görüntü işleme yaklaşımlarının karmaşık arka planlar ve küçük ölçekli kusurlar karşısında yetersiz kaldığını ortaya koymuştur. Söz konusu çalışmada, CNN ve nesne algılama tabanlı modellerin hem doğruluk hem de genelleme yeteneği açısından belirgin üstünlük sağladığı vurgulanmıştır. Son yıllarda yapılan araştırmalar, PCB kusur tespitinin yalnızca sınıflandırma problemi olarak ele alınmasının yetersiz kaldığını, kusurların konumsal olarak doğru biçimde lokalize edilmesinin de kritik olduğunu göstermektedir. Bu bağlamda, YOLO tabanlı nesne algılama yaklaşımları PCB kusur tespitinde öne çıkmıştır.

YOLO mimarisinin PCB kusur tespitinde kullanımı üzerine yapılan çalışmalarda, temel YOLO yapısının farklı modüllerle geliştirilmesine odaklanıldığı görülmektedir. Du ve ark. [7] tarafından önerilen YOLO-MBBi yöntemi, YOLOv5 mimarisini çoklu dal yapısı ve iyileştirilmiş özellik çıkarım mekanizmaları ile güçlendirmiştir. Bu yaklaşım, özellikle küçük ve karmaşık PCB yüzey kusurlarının tespitinde doğruluk artışı sağlamıştır.

Benzer şekilde Xiao ve ark. [8], CDI-YOLO adlı yöntemi önererek çapraz ölçek özellik etkileşimini güçlendirmiş ve küçük kusurların algılanmasında önemli iyileşmeler elde etmiştir. Önerdikleri yöntem, çok ölçekli kusurların bulunduğu PCB görüntülerinde klasik YOLO sürümlerine kıyasla daha dengeli kesinlik-duyarlılık sonuçları sunmuştur.

Daha hafif ve verimli modeller geliştirmeye yönelik çalışmalar da literatürde yer almaktadır. Zhou ve ark. [9], sıkıştırma tabanlı bir eğitim stratejisi ile geliştirilmiş YOLO mimarisi önererek, tiny PCB kusurlarının tespitinde hem hesaplama maliyetini düşürmüş hem de yüksek doğruluk sağlamıştır. Bu yaklaşım, özellikle

gerçek zamanlı üretim hatları için uygunluk göstermektedir.

İncelenen çalışmalarda, YOLO mimarisinin farklı varyantlarının PCB kusur tespitine uyarlanması devam etmektedir. Zhang ve ark. [10] tarafından geliştirilen LPCB-YOLO modeli, PCB'ye özgü yapısal özellikleri dikkate alarak ağ mimarisini yeniden düzenlemiş ve küçük kusurlar için daha hassas bir algılama sağlamıştır. Benzer şekilde Yuan ve ark. [11], YOLO-HMC yöntemi ile hiyerarşik çok ölçekli özellik füzyonu kullanarak tespit performansını artırmıştır [11]. Farklı bir çalışmada, DeepPCB veri seti kullanılarak PCB üretiminde oluşan kusurların otomatik olarak tespiti ve sınıflandırılması amacıyla YOLO tabanlı derin öğrenme modelleri geliştirilmiştir. Farklı kusur türlerini içeren etiketli görüntüler ile modeller eğitilmiş ve performansları değerlendirilmiştir. YOLOv4 ve YOLOv8 modelleri karşılaştırılmış, YOLOv8'in daha yüksek doğruluk sağladığı görülmüştür [12].

Literatürde PKU-Market-PCB veri kümesi ile yapılmış çalışmalara bakıldığında, farklı derin öğrenme tabanlı yaklaşımların kullanıldığı görülmektedir. Tablo 1'de bu çalışmaların bir özeti sunulmuştur.

Mevcut çalışmalar incelendiğinde, çoğu araştırmanın tek bir YOLO sürümü veya belirli bir geliştirilmiş yapı üzerinde yoğunlaştığı görülmektedir. Bununla birlikte, farklı YOLO modellerinin (YOLOv10 ve YOLOv11) farklı model ölçekleri ve optimizasyon algoritmaları ile sistematik olarak karşılaştırıldığı çalışmalar sınırlı kalmıştır. Bu durum, bu çalışmada önerilen yöntemin literatürdeki bu boşluğu doldurmayı hedeflemesine zemin hazırlamaktadır.

Tablo 1. PKU-Market-PCB veri kümesi ile yapılmış çalışmalar

Çalışma	Kullanılan Veri Kümesi	Yöntem	Performans
Du ve ark. [7]	PKU PCB	YOLO-MBBi	mAP@50: %95.30 Duyarlılık: %94.60
Xiao ve ark. [8]	PKU PCB	CDI-YOLO	mAP@50: %98.30
Zhang ve ark. [10]	PKU PCB	LPCB-YOLO	Kesinlik ve duyarlılık: %97.00
Ding ve ark. [13]	PKU PCB	TDD-Net	mAP@50: %98.90
Wang ve ark. [14]	PKU PCB	SSHP-YOLO	mAP@50: %97.80
Yang ve ark. [15]	PKU PCB	PCES-YOLO	mAP@50: %97.30

MATERYAL ve YÖNTEM

3.1. Veri Kümesi

Bu çalışmada, Pekin Üniversitesi Akıllı Robotik Açık Laboratuvarı tarafından kamuya açık olarak yayınlanan ve PCB kusur tespiti için özel olarak hazırlanan PKU-Market-PCB veri kümesi kullanılmıştır [13, 16]. Veri kümesi, gerçek üretim ortamından elde edilen ve tümü 600×600 piksel boyutunda olan PCB görüntülerinden oluşmaktadır. Veri kümesine ait anotasyonlar, YOLOv10 ve YOLOv11 eğitim gereksinimlerine uygun şekilde YOLO (.txt) formatında önceden hazırlanmış olarak sağlanmaktadır. Altı kusur sınıfından oluşan veri kümesinde yer alan sınıflar, açıklamaları, her bir sınıfa ait görüntü sayısı ve anotasyon sayısı Tablo 2'de sunulmuştur. Bu görüntülerden her birinde birden fazla kusur olabilir, ancak bir görüntüdeki tüm kusurlar aynı sınıfa aittir. Kusurlar piksel düzleminde ortalama 15x15 ile 40x40 piksel aralığındadır.

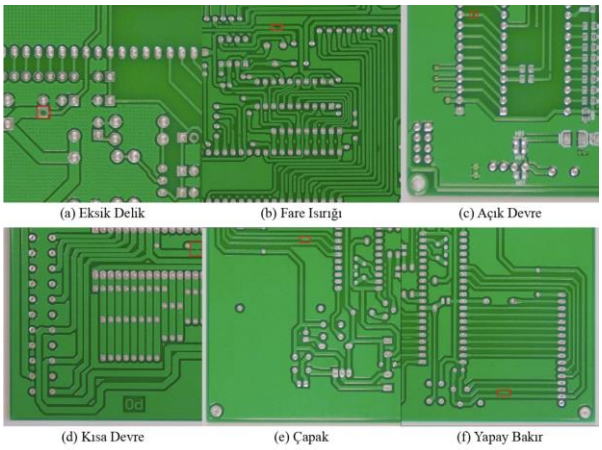
Tablo 2. PCB kusur sınıfları ve açıklamaları

Sınıf ID	Kusur İsmi	Açıklama	Görüntü Sayısı	Anotasyon Sayısı
0	Fare Isırığı (mouse_bite)	PCB kenarlarında düzensiz aşınma ve çentikler	1.852	3.684
1	Çapak (spur)	Bakır yollarda kesim sonrası kalan fazla çıkıntılar	1.752	3.636
2	Eksik Delik (missing_hole)	Bileşen montajı için gerekli deliklerin açılmaması	1.832	3.612
3	Kısa Devre (short)	İki iletken yol arasında istenmeyen elektriksel bağlantı	1.732	3.508
4	Açık Devre (open_circuit)	İletken yollarda kopukluk veya kesinti	1.740	3.548
5	Yapay Bakır (spurious_copper)	Olmaması gereken yerlerde fazla bakır kalıntısı	1.760	3.676

Tablo 2'de görüldüğü gibi, veri kümesinde toplam altı farklı kusur sınıfı bulunmaktadır. Bu sınıflar, PCB üretiminde en sık karşılaşılan ve tespit edilmesi kritik öneme sahip hata kategorilerini temsil etmektedir. Kısa devre ve açık devre kusurları elektriksel işlevselliği doğrudan etkilerken, fare ısırığı, çapak ve yapay bakır kusurları hem estetik hem de uzun vadeli güvenilirlik sorunlarına yol açabilmektedir. Veri kümesindeki her bir sınıfa ait örnek görseller Şekil 1'de verilmiştir.

Veri kümesinin genel istatistikleri Tablo 3'te sunulmaktadır. Tablo 3'te görüldüğü gibi, çalışmada kullanılan veri kümesi toplam 10.668 PCB görüntüsünden oluşmaktadır. Bu görüntülerin %80'i

eğitim, %10'u doğrulama ve %10'u test seti olarak ayrılmıştır. Veri kümesinin eğitim, doğrulama ve test kümelerine ayrılması sürecinde, her sınıfın orijinal dağılım oranlarını koruyacak şekilde Tabakalı Rastgele Bölme yöntemi kullanılmıştır. Bu dağılım, makine öğrenmesi literatüründe yaygın olarak kabul gören 80–10–10 bölümleme oranıyla uyumludur [17]. Bu görüntülerin 8.534'ü (%80) eğitim seti olarak model parametrelerinin öğrenilmesinde, 1.066'sı (%10) doğrulama seti olarak hiperparametre ayarlaması ve erken durdurmada, 1.068'i (%10) de test seti olarak modelin genelleme performansının değerlendirilmesinde kullanılmıştır.



Şekil 1. Veri kümesinde PCB kusur türlerine ait örnek görüntüler

Tablo 3. Veri kümesi dağılımı

Küme	Örnek sayısı	Oran (%)
Eğitim Seti	8.534	80
Doğrulama Seti	1.066	10
Test Seti	1.068	10
Toplam	10.668	100

3.2. Model Mimarileri

Bu çalışmada, güncel nesne algılama yaklaşımlarının iki temsilcisi olan YOLOv10 ve YOLOv11 mimarileri temel alınmıştır. Seçilen modeller hem mimari yenilikler hem de gerçek zamanlı uygulamalara uygunluk açısından PCB kusur tespiti problemi için değerlendirilmeye elverişlidir. YOLOv10 mimarisi, uçtan uca nesne algılama yaklaşımıyla geliştirilmiş ve maksimum olmayan bastırmaya (non-maximum suppression, NMS) olan bağımlılığı ihtiyacını ortadan kaldıran yapısıyla dikkat çekmektedir. Bu mimaride eğitim ve çıkarım süreçleri arasında tutarlılığı sağlamak amacıyla çift atama temelli bir öğrenme stratejisi benimsenmiştir. Bu sayede hem gecikme süresi azaltılmış hem de gerçek zamanlı algılama performansı iyileştirilmiştir [18]. YOLOv10'un bu yapısı, özellikle endüstriyel görsel denetim gibi hız ve doğruluğun birlikte kritik olduğu senaryolarda avantaj sağlamaktadır.

YOLOv11 mimarisi ise anchor-free nesne algılama yaklaşımını temel almakta ve daha hafif blok yapılarıyla hesaplama maliyetini düşürmeyi hedeflemektedir. Mimari içerisinde kullanılan geliştirilmiş özellik çıkarım blokları ve çok ölçekli bağlam bilgisini güçlendiren modüller, küçük ve karmaşık nesnelerin tespitinde performans artışı sağlamaktadır. YOLOv11'in bu yönleri, yüksek çözünürlüklü görüntülerde küçük kusurların bulunduğu PCB veri setleri için uygun bir yapı sunmaktadır [19]. YOLO mimarilerinin tarihsel gelişimi incelendiğinde, ilk sürümlerden itibaren hız odaklı tek aşamalı algılama yaklaşımının korunduğu, ancak sonraki sürümlerde doğruluk–hız dengesini iyileştirmeye yönelik önemli mimari iyileştirmelerin yapıldığı görülmektedir. Özellikle YOLOv5 sonrası sürümlerde, hafif ağ yapıları, gelişmiş özellik birleştirme stratejileri ve daha kararlı kayıp fonksiyonları ön plana çıkmıştır [20, 21]. Bu evrimsel süreç, YOLO tabanlı modellerin yalnızca genel nesne algılama değil, aynı zamanda endüstriyel kusur tespiti gibi özel uygulama alanlarında da yaygın biçimde kullanılmasını sağlamıştır. Literatürde YOLO tabanlı mimarilerin farklı endüstriyel alanlarda başarıyla uygulandığı, küçük nesne tespiti, gerçek zamanlı performans ve düşük donanım gereksinimleri gibi avantajlar sunduğu rapor edilmiştir [22]. Türkiye'de yapılan çalışmalar da derin öğrenme tabanlı nesne algılama yöntemlerinin, klasik yöntemlere kıyasla daha yüksek doğruluk ve esneklik sağladığını ortaya koymaktadır [23].

Bu bağlamda, YOLOv10 ve YOLOv11 mimarilerinin farklı ölçek varyantlarının (Nano, Small, Medium) karşılaştırmalı olarak incelenmesi, PCB kusur tespiti probleminde mimari tercihlerin performans üzerindeki etkisini ortaya koymak açısından anlamlı görülmektedir. Model mimarilerinin teknik özellikleri Tablo 4'te sunulmaktadır. Tablo 4'ten anlaşılacağı gibi, YOLOv10 model ailesinin parametre sayıları 2,7 milyon (Nano) ile 25,8 milyon (Medium) arasında değişmektedir. YOLOv11 model ailesinde ise parametreler 2,6 milyon (Nano) ile 20,1 milyon (Medium) arasında yer almaktadır. Her iki ailede de Nano varyantları kaynak kısıtlı ortamlar için optimize edilmişken, Medium varyantları maksimum doğruluk hedeflemektedir.

Tablo 4. Model mimarileri için teknik özellikler

Model	Ölçek	Parametre (M)	GFLOPs	Mimari Özellik
YOLOv10	Nano	2,7	8,2	NMS-free, ultra hafif
YOLOv10	Small	8,0	24,5	NMS-free, dengeli
YOLOv10	Medium	25,8	63,4	NMS-free, yüksek kapasite
YOLOv11	Nano	2,6	6,5	Anchor-free, C3k2 blokları
YOLOv11	Small	9,4	21,5	Gelişmiş SPPF modülü
YOLOv11	Medium	20,1	68,0	Yüksek doğruluk odaklı

DENEYSEL SONUÇLAR

Bu çalışmada COCO veri kümesi üzerinde önceden eğitilmiş YOLOv10 ve YOLOv11 modellerinin Nano, Small ve Medium varyantları kullanılarak PCB veri kümesi üzerinde ince ayar işlemi gerçekleştirilmiştir. Eğitim veri setinin çeşitliliğini artırmak ve modelin genelleme yeteneğini güçlendirmek amacıyla çeşitli veri artırma teknikleri uygulanmıştır. Bu kapsamda görüntüler 90° ve 270° döndürülmüş, düşük seviyeli Gauss gürültüsü, düşük seviyeli Gauss bulanıklığı, parlaklık azaltma ve gölge bindirme gibi işlemler gerçekleştirilmiştir. Deneysel çalışmalar, Ubuntu 22.04 LTS işletim sistemi üzerinde çalışan; NVIDIA A100 (40 GB) GPU, Intel Xeon işlemci ve 64 GB RAM donanım bileşenlerine sahip bir sunucu ortamında gerçekleştirilmiştir. Model eğitim süreçlerinde PyTorch 2.4 ve Ultralytics 8.3 yazılım altyapıları kullanılmıştır. Modelin performansını artırmak için Stochastic Gradient Descent (SGD) ve Adamax olmak üzere iki farklı optimizasyon algoritması uygulanarak on iki farklı model konfigürasyonunun PCB kusur tespiti için performansı detaylı olarak incelenmiştir. Tüm deneylerde tutarlı ve karşılaştırılabilir sonuçlar elde etmek amacıyla, Tablo 5'te belirtilen ortak eğitim hiperparametreleri kullanılmıştır. Tablo 5'te verildiği gibi, modeller maksimum 100 epoch boyunca eğitilmiş, ancak doğrulama performansında 10 epoch boyunca iyileşme gözlenmediğinde eğitim erken durdurulmuştur. Görüntüler modellerin giriş gereksinimleri nedeniyle 640×640 piksel boyutuna yeniden ölçeklendirilmiş ve 16'lık batch'ler halinde işlenmiştir.

Tablo 5. Eğitim hiperparametreleri ve değerleri

Parametre	Değer
Maksimum Epoch	100
Batch Boyutu	16
Görüntü Boyutu	640 × 640
Erken Durdurma	10 epoch
SGD Öğrenme Oranı	0,01
SGD Momentum	0,937
Adamax Öğrenme Oranı	0,001
Adamax β_1 / β_2	0,900 / 0,999
Ağırlık sönümleme	0,0005

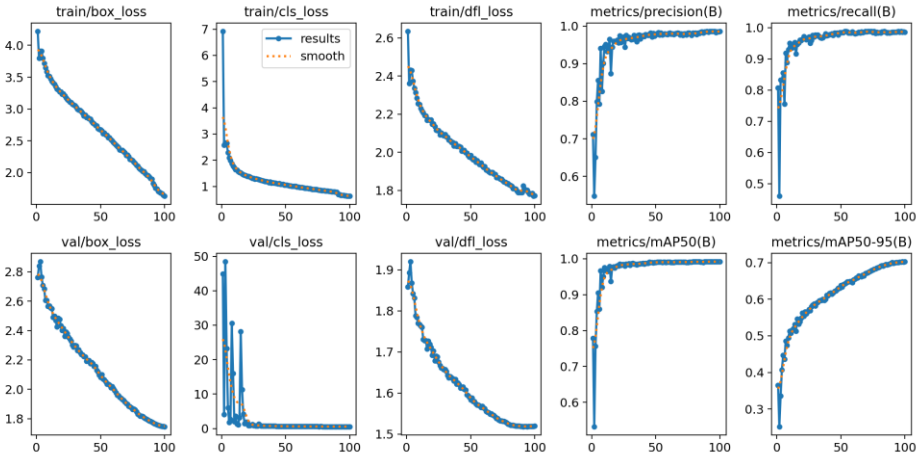
Tüm modellerin performans metrikleri, lokalizasyon doğruluğunu en iyi temsil eden mAP@50:95 değerine göre Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6. mAP@50:95 değerine göre sıralanmış performans sonuçları

Model	Ölçek	Optimize Edici	mAP@50 (%)	mAP@50:95 (%)	Kesinlik (%)	Duyarlılık (%)	Süre (dk)
YOLOv10	Medium	SGD	99.19	70.30	98.60	98.63	160.0
YOLOv11	Medium	SGD	99.18	69.02	98.45	99.11	158.3
YOLOv10	Small	SGD	99.11	67.45	98.45	98.74	104.5
YOLOv11	Small	SGD	99.18	65.88	98.23	98.85	86.5
YOLOv10	Medium	Adamax	98.28	63.68	97.94	97.67	168.6
YOLOv10	Nano	SGD	98.79	63.36	97.95	98.66	75.3
YOLOv11	Medium	Adamax	98.71	62.24	98.12	98.32	164.8
YOLOv11	Nano	SGD	98.99	61.78	97.55	98.41	67.4
YOLOv10	Small	Adamax	98.85	61.46	97.54	98.25	102.7
YOLOv10	Nano	Adamax	98.64	60.13	98.13	98.12	75.8
YOLOv11	Small	Adamax	98.50	60.26	98.08	98.28	86.0
YOLOv11	Nano	Adamax	98.66	58.05	97.31	98.39	68.8

Tablo 6'ya göre en yüksek performansa, %70.30 mAP@50:95, %99.19 mAP@50, %98.60 kesinlik ve %98.63 duyarlılık değerleri ile YOLOv10-Medium modeli SGD optimizasyonu ulaşmıştır. En düşük performansı ise YOLOv11-Nano modeli Adamax optimizasyonu ile sergilemiş olup mAP@50:95 değeri %58.05 olarak hesaplanmıştır. Eğitim süreleri 67.4 dakika (YOLOv11-Nano+SGD) ile 168.6 dakika (YOLOv10-Medium+Adamax) arasında değişmektedir. Tüm modellerin mAP@50 değerlerinin %98'in üzerinde olması, uygulanan yöntemlerin PCB kusur tespiti için genel algılama başarısının yüksek olduğunu

göstermektedir. Tüm konfigürasyonlar arasında en yüksek performansı elde eden YOLOv10-Medium + SGD modelinin eğitim süreci Şekil 2'de detaylı olarak analiz edilmiştir. Bu yöntem ile %70.30 mAP@50:95 değeri elde etmiş ve eğitim toplam 160.0 dakika sürmüştür.



Şekil 2. YOLOv10-Medium + SGD eğitim metrikleri

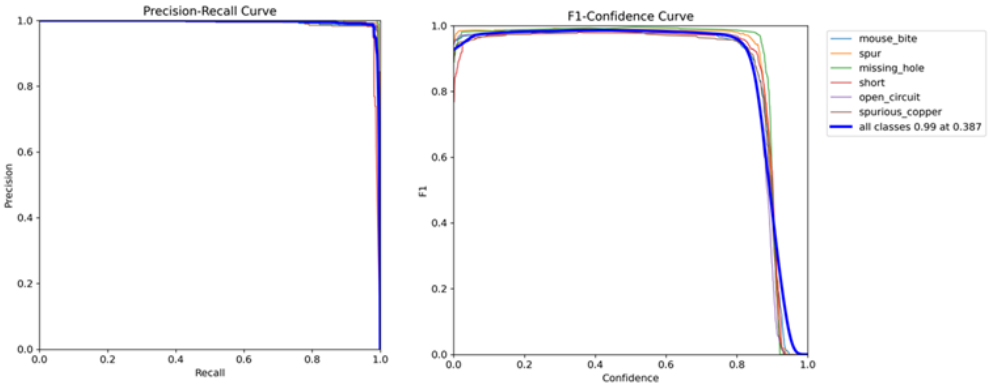
Şekil 2'de YOLOv10-Medium + SGD modelinin eğitim sürecindeki metrik değişimleri gösterilmektedir. Kutu kaybı (box loss), sınıflandırma kaybı (classification loss) ve dağılım odaklı kayıp (Distribution Focal Loss, DFL loss) değerleri epoch'lar boyunca tutarlı şekilde azaldığı görülmektedir. Kayıp fonksiyonlarındaki bu düşüş, modelin eğitim verisi üzerinde başarılı bir şekilde öğrenme gerçekleştirdiğini göstermektedir. Kesinlik, duyarlılık ve mAP değerlerinin tutarlı şekilde arttığı ve yaklaşık 80. epoch'ta plato noktasına ulaştığı gözlemlenmektedir. Şekil 3'te ise YOLOv10-Medium + SGD için kesinlik-duyarlılık ve F1-güven eğrileri verilmiştir.

Kesinlik-duyarlılık eğrisi, modelin farklı güven eşik değerlerinde kesinlik ve duyarlılık arasındaki dengeyi göstermektedir. Eğrinin sol üst köşeye yakın olması, modelin hem yüksek kesinlik hem de yüksek duyarlılık elde ettiğini göstermektedir. Bu, modelin hem kusurları doğru tespit ettiğini hem de kusurları kaçırmadığını göstermektedir. F1-güven eğrisi, farklı güven eşik değerlerinde F1 skorunun değişimini göstermektedir. F1 skoru, kesinlik ve duyarlılık değerinin harmonik ortalaması olup, her iki metriğin dengeli bir şekilde yüksek olmasını gerektirir. Grafikteki tepe noktası, optimal güven eşiğini işaret etmekte ve bu değer yaklaşık 0.4-0.5 aralığında bulunmaktadır. En yüksek performansı elde eden YOLOv10-Medium + SGD modeline ait karışıklık matrisi Şekil 4'te sunulmaktadır. Karışıklık matrisi incelendiğinde, diyagonal üzerindeki değerlerin 0.98–1.00 aralığında olduğu görülmektedir. Eksik Delik (missing_hole) sınıfında 1.00 doğruluk elde edilirken, fare ısırığı (mouse_bite), çapak (spur), açık devre (open_circuit) ve yapay bakır (spurious_copper) sınıflarında yaklaşık 0.99 düzeyinde doğru sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. Kısa devre (short) sınıfında ise bu değer 0.98 olarak gözlemlenmiştir. Bu sınıflandırma başarısının yanı sıra, lokalizasyon performansındaki sınıf bazlı farklılıkları daha ayrıntılı incelemek amacıyla en başarılı model konfigürasyonuna ait sınıf bazlı AP@50 ve AP@50:95 değerleri Tablo 7'de sunulmuştur.

Tablo 7. En başarılı model konfigürasyonunun sınıf bazlı performans metrikleri

Kusur Sınıfı	AP@50 (%)	AP@50:95(%))
fare ısırığı (mouse_bite)	86.17	63.44
çapak (spur)	84.34	59.53
eksik delik (missing_hole)	81.99	60.21
kısa devre (short)	85.46	60.13
açık devre (open_circuit)	84.50	58.50
yapay bakır (spurious_copper)	84.48	58.47

YOLOv10 ve YOLOv11 modellerinin ortalama performansları Tablo 8'de karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır. Tablo 8'de görüldüğü gibi, YOLOv10 model ailesi mAP@50:95 metriğinde ortalama %1.53 daha yüksek performans sergilemiştir. YOLOv10'un bu üstünlüğü, NMS-free mimarisinin sınır kutusu tahminlerinde daha hassas sonuçlar üretmesiyle açıklanabilmektedir. Öte yandan, YOLOv11 duyarlılık metriğinde hafif bir avantaj sağlamış ve eğitim süresi ortalama 9.2 dakika daha kısa olmuştur.

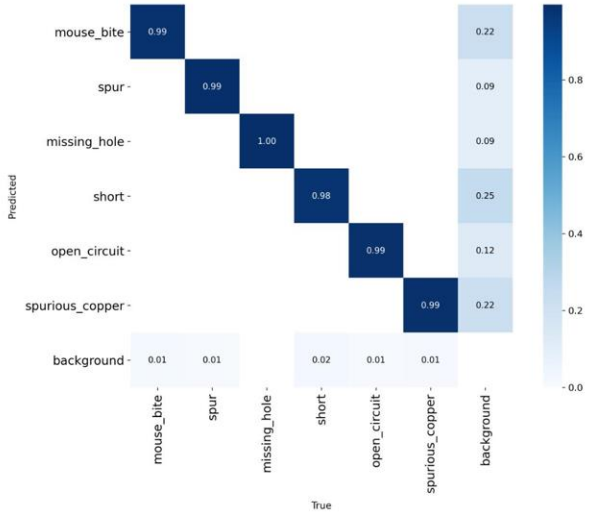


a) b)

Şekil 3. YOLOv10-Medium + SGD için eğriler a) Kesinlik-Duyarlılık, b) F1-Güven

Tablo 8. Model mimarisi bazında ortalama performans karşılaştırması

Model	n	Ort. mAP@50 (%)	Ort. mAP@50:95 (%)	Ort. Kesinlik (%)	Ort. Duyarlılık (%)	Ort. Süre (dk)
YOLOv10	6	98.81	64.40	98.10	98.34	114.5
YOLOv11	6	98.87	62.87	97.96	98.56	105.3
Fark	-	-0.06	+1.53	+0.15	-0.22	+9.2



Şekil 4. YOLOv10-Medium + SGD için karışıklık matrisi

Deneylerde YOLOv10 ve YOLOv11'in Nano, Small ve Medium olmak üzere üç farklı ölçeği kullanılmıştır. Model ölçeklerinin performans ve eğitim süresi üzerindeki etkisi Tablo 9'da analiz edilmektedir.

Tablo 9. Model ölçeği bazında ortalama performans ve verimlilik analizi

Ölçek	n	Ort. mAP@50:95 (%)	Ort. Eğitim Süresi (dk)	Verimlilik
Nano	4	60.83	71.8	0.847
Small	4	63.76	94.9	0.672
Medium	4	66.31	162.9	0.407

Tablo 9'da görüldüğü gibi, Nano'dan Medium'a geçişte mAP@50:95 değerinde +5.48 artış gözlemlenirken, eğitim süresi 71.8 dakikadan 162.9 dakikaya yükselmiştir. Verimlilik oranı ölçek büyüdükçe azalmaktadır, bu durum azalan getiri (diminishing returns) etkisini ortaya koymaktadır. Tabloda modellerin verimliliği, mAP@50:95 değeri ile eğitim süresi arasındaki oran kullanılarak değerlendirilmiştir. Kaynak kısıtlı ortamlarda Nano modeller uygun bir alternatif sunarken, maksimum doğruluk gerektiğinde Medium modeller tercih edilebilir.

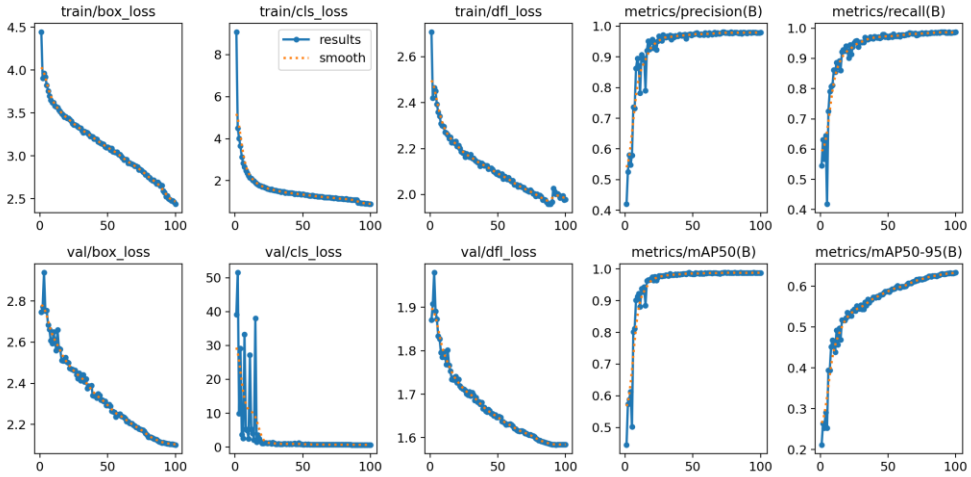
Önerilen yöntemin etkinliğini değerlendirmek için SGD ve Adamax optimizasyon algoritmalarının karşılaştırmalı analizi yapılmıştır. Bu analizlere ait sonuçlar Tablo 10'da sunulmaktadır. Tablo 10'da görülebileceği üzere, SGD algoritması tüm metriklerde Adamax'a göre üstün performans sergilemiştir. mAP@50:95'te %5.33'lik fark, kesinlik değerinde %0.35'lik fark ve duyarlılık değerinde %0.56'lik fark gözlemlenmiştir. SGD'nin momentum desteği sayesinde daha stabil gradyan güncellemeleri yapması ve yerel minimumlardan daha etkin kaçması, bu performans farkının başlıca nedenleri olarak değerlendirilebilmektedir.

Tablo 10. Optimizer bazında ortalama performans karşılaştırması

Optimizer	n	Ort. mAP@50:95 (%)	Ort. Kesinlik (%)	Ort. Duyarlılık (%)
SGD	6	66.30	98.20	98.73
Adamax	6	60.97	97.85	98.17
Fark	-	+5.33	+0.35	+0.56

Tüm modellerin eğitim süreçleri 100 epoch boyunca izlenmiş olup, kayıp fonksiyonları ve performans metrikleri epoch bazında kaydedilmiştir. Şekil 5'te YOLOv10-Nano + SGD modelinin eğitim metrikleri sunulmaktadır.

Eğitim süreçlerinin genel analizi incelendiğinde, tüm modellerde box_loss, cls_loss ve dfl_loss değerlerinin ilk 20-30 epoch içinde hızla düştüğü, ardından kararlı bir seviyeye ulaştığı gözlemlenmiştir. Bu durum, seçilen hiperparametrelerin ve öğrenme oranı stratejisinin uygunluğunu göstermektedir. Kesinlik, Duyarlılık ve mAP değerleri eğitim ilerledikçe sürekli artış göstermiş, özellikle mAP@50:95 metriğinde 40. epoch'tan sonra plato eğilimi gözlemlenmiştir. Bu gözlem, erken durdurma stratejilerinin uygulanabileceğine işaret etmektedir. Eğitim süreleri açısından değerlendirildiğinde, Nano modeller ortalama 71.8 dakikada eğitimi tamamlarken, Medium modeller 162.9 dakika sürmüştür. Kaynak kısıtlı ortamlarda Nano modeller, düşük parametre sayısı (2.7M) ile kabul edilebilir performans (%63.36 mAP@50:95) sunmaktadır.



Şekil 5. YOLOv10-Nano + SGD Eğitim Metrikleri

Modellerin gerçek zamanlı performanslarını değerlendirmek amacıyla çıkarım süresi, FPS ve model parametre sayıları Tablo 11'de sunulmuştur. Elde edilen sonuçlar, Nano, Small ve Medium ölçekli modellerin farklı hesaplama maliyetlerine bağlı olarak farklı gecikme ve hız performansları sergilediğini göstermektedir. Nano ölçekli modeller en düşük çıkarım süresi ve en yüksek FPS değerlerine ulaşırken, model boyutu arttıkça çıkarım süresinde artış ve FPS değerinde azalma gözlemlenmiştir. Bununla birlikte tüm model varyantlarının gerçek zamanlı endüstriyel uygulamalar için yaygın olarak kabul edilen 30 FPS eşiğinin üzerinde çalıştığı görülmektedir.

Tablo 11. YOLOv10 ve YOLOv11 modellerinin gerçek zamanlı çıkarım performansı

Model	Parametre (M)	Çıkarım Süresi (ms)	FPS
YOLOv11-Nano	2,6	6.0	166
YOLOv11-Small	9,4	9.8	102
YOLOv11-Medium	20,1	14.7	68
YOLOv10-Nano	2,7	5.4	185
YOLOv10-Small	8,0	8.9	112
YOLOv10-Medium	25,8	13.2	75

En yüksek doğruluk değerine YOLOv10-Medium-SGD (%70.30 mAP@50:95) konfigürasyonu ile ulaşılmış olsa da, bu model yüksek parametre sayısı ve hesaplama yüküne sahiptir. Sonuç olarak, doğruluk gereksiniminin öncelikli olduğu kritik kalite kontrol uygulamalarında Medium ölçekli modeller tercih edilebilirken kaynak kısıtlarının bulunduğu, gerçek zamanlı çalışma gerektiren ve donanım maliyetinin optimize edilmesi gereken standart üretim hatlarında, daha düşük parametre sayısına (8.0M–9.4M) ve yüksek çıkarım hızına (>100 FPS) sahip Small varyantlarının daha dengeli bir çözüm sunduğu değerlendirilmektedir.

TARTIŞMA

Deneysel sonuçlar, YOLOv10 model ailesinin mAP@50:95 metriğinde ortalama %1.53 daha yüksek performans sergilediğini ortaya koymaktadır. Bu fark, YOLOv10'un NMS-free mimarisinin sınır kutusu tahminlerinde daha hassas sonuçlar üretmesiyle açıklanabilmektedir. NMS-free yaklaşım, geleneksel Non-Maximum Suppression işleminin eşik değerlerine bağlı kayıplarını ortadan kaldırarak, özellikle sıkışık alanlardaki kusurların daha doğru lokalizasyonunu sağlamaktadır.

YOLOv11'in duyarlılık metriğinde gösterdiği hafif üstünlük, bu mimarinin anchor-free algılama yaklaşımının farklı boyut ve orandaki kusurları daha iyi yakalamasıyla ilişkilendirilebilmektedir. Özellikle çapak

ve fare ısırığı gibi düzensiz şekilli kusurların tespitinde YOLOv11'in daha esnek olduğu gözlemlenmektedir.

Model ölçeği analizi, Medium modellerin Nano modellere göre %9.0 daha yüksek doğruluk sağladığını, ancak eğitim süresinin 2.27 kat arttığını göstermiştir.

Verimlilik oranı ölçek büyüdükçe azalmakta, bu durum azalan getiri etkisini ortaya koymaktadır. Small modeller, bu dengeyi sağlayan optimal seçenek olarak değerlendirilebilmektedir.

SGD optimizasyonunun Adamax'a göre ortalama %5.33 daha yüksek mAP@50:95 performansı sağlaması, bu çalışmanın en önemli bulgularından biridir. Momentum destekli SGD'nin PCB kusur tespitinde daha etkili genelleme yaptığı, Adamax'ın ise daha hızlı yakınsama sağlamasına rağmen yerel minimumlarda takılma eğiliminde olduğu görülmektedir.

Önerilen çalışmada YOLOv10 ve YOLOv11 model ailelerinin PCB kusur tespitindeki etkinliğini değerlendirmek amacıyla kapsamlı karşılaştırmalı deneyler gerçekleştirilmiştir. Her iki model ailesi için Nano, Small ve Medium ölçekleri SGD ve Adamax optimizatörleri ile test edilmiş olup sonuçlar Tablo 12-14'te sunulmaktadır.

Tablo 12 incelendiğinde, YOLOv10 model ailesinin tüm konfigürasyonlarında %97'nin üzerinde Kesinlik ve Duyarlılık değerlerine ulaştığı görülmektedir. YOLOv10-Medium modelinin SGD optimizatörü ile en yüksek mAP@50:95 performansını (%70.3) sergilediği tespit edilmiştir. Bu konfigürasyon, Nano modeline kıyasla mAP@50:95 metriğinde %6.9 puanlık bir iyileşme sağlamıştır. SGD optimizatörünün tüm ölçeklerde Adamax'a göre tutarlı bir şekilde daha yüksek mAP@50:95 performansı gösterdiği belirlenmiştir.

Tablo 12. YOLOv10 model ailesinin performans karşılaştırması

Model	Optimizer	Kesinlik	Duyarlılık	mAP@50	mAP@50:95
YOLOv10-N	SGD	0.979	0.987	0.988	0.634
YOLOv10-N	Adamax	0.981	0.981	0.986	0.601
YOLOv10-S	SGD	0.984	0.987	0.991	0.674
YOLOv10-S	Adamax	0.975	0.982	0.989	0.615
YOLOv10-M	SGD	0.986	0.986	0.992	0.703
YOLOv10-M	Adamax	0.979	0.977	0.983	0.637

Tablo 13, YOLOv11 model ailesinin performans sonuçlarını sunmaktadır. YOLOv11 modelleri de benzer şekilde %97'nin üzerinde Kesinlik ve Duyarlılık değerlerine ulaşmıştır. YOLOv11-Medium + SGD kombinasyonu %69.0 mAP@50:95 ile YOLOv11 ailesi içinde en iyi sonucu elde etmiştir. Bu değer, YOLOv10-Medium + SGD'nin %70.3 değerinin %1.3 puan altında kalmaktadır. Ancak YOLOv11 modelleri eğitim süresi açısından ortalama %9.8 daha hızlı yakınsamaktadır.

Tablo 13. YOLOv11 model ailesinin performans karşılaştırması

Model	Optimizer	Kesinlik	Duyarlılık	mAP@50	mAP@50:95
YOLOv11-N	SGD	0.975	0.984	0.990	0.618
YOLOv11-N	Adamax	0.973	0.984	0.987	0.580
YOLOv11-S	SGD	0.982	0.989	0.992	0.659
YOLOv11-S	Adamax	0.981	0.983	0.985	0.603
YOLOv11-M	SGD	0.984	0.991	0.992	0.690
YOLOv11-M	Adamax	0.981	0.983	0.987	0.622

Tablo 14'te her iki model ailesinin SGD optimizatörü ile elde edilen sonuçları karşılaştırılmaktadır. Tüm modeller %97'nin üzerinde Kesinlik ve %98'in üzerinde Duyarlılık değerlerine ulaşmıştır. mAP@50 metriğinde tüm modeller %98.8-99.2 aralığında yüksek performans sergilemiştir. Ancak mAP@50:95 metriğinde modeller arasında belirgin farklılıklar gözlemlenmiştir. YOLOv10-M + SGD konfigürasyonu %70.3 mAP@50:95 ile çalışmadaki en yüksek doğruluk oranını elde etmiştir.

Tablo 14. Model aileleri arası karşılaştırma (En iyi konfigürasyonlar - SGD)

Model	Eğitim (dk)	Kesinlik	Duyarlılık	mAP@50	mAP@50:95
YOLOv10-N + SGD	75.3	0.979	0.987	0.988	0.634
YOLOv10-S + SGD	104.5	0.984	0.987	0.991	0.674
YOLOv10-M + SGD	160.0	0.986	0.986	0.992	0.703
YOLOv11-N + SGD	67.4	0.975	0.984	0.990	0.618
YOLOv11-S + SGD	86.5	0.982	0.989	0.992	0.659
YOLOv11-M + SGD	158.3	0.984	0.991	0.992	0.690

Deneysel sonuçlar, tüm modellerin mAP@50 değerlerinin yüksek olmasına karşın, mAP@50:95 değerlerinde belirgin bir düşüş gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bu durum, modellerin kusurları genel hatlarıyla tespit etmede başarılı olduğunu, ancak daha katı IoU (Intersection over Union) eşiklerinde, yani tahmin edilen sınır kutusunun gerçek konum ve boyutu ile yüksek örtüşme sağlaması gereken durumlarda sınırlı performans gösterdiğini göstermektedir. Endüstriyel kalite kontrol uygulamalarında yalnızca kusurun tespit edilmesi değil, konumunun doğru ve hassas biçimde belirlenmesi de önemlidir. Bu nedenle, mAP@50:95 düşüşü, küçük kusurların boyutlandırılmasında ve konumlandırılmasında hata riski olduğunu göstermektedir.

Çalışmada tüm modeller için ortak epoch sayısı, batch boyutu, giriş çözünürlüğü ve erken durdurma kriteri kullanılmıştır. Bu sayede modeller aynı deneysel koşullar altında değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, kullanılan sabit eğitim konfigürasyonu altındaki göreli model ve optimizer performanslarını yansıtmaktadır. Bu nedenle çalışmada raporlanan bulgular, belirli deneysel koşullar altında gözlenen performans davranışları çerçevesinde değerlendirilmelidir. Gelecek çalışmalarda, her model mimarisi ve optimizer kombinasyonu için hiperparametre optimizasyonuna dayalı daha kapsamlı deneysel analizlerin gerçekleştirilmesi planlanmaktadır.

SONUÇ

Bu çalışmada, baskı devre kartlarındaki (PCB) küçük ölçekli kusurların tespitinde en uygun model-optimizasyon kombinasyonunu belirlemeye yönelik bir yaklaşım sunulmuştur. Deneysel analizler, YOLOv10 ve YOLOv11'in farklı ölçek ve optimizasyon konfigürasyonları üzerinde gerçekleştirilmiş ve en yüksek doğruluk değerine %70.30 mAP@50:95 değeri ile YOLOv10-Medium-SGD ile ulaşılmıştır. YOLOv10 ailesi YOLOv11'e göre ortalama %1.53 daha yüksek mAP@50:95 performansı sergilemiştir. YOLOv11 duyarlılık metriğinde %99.11 değeri ile en yüksek değeri elde ederek avantaj sağlamıştır. Optimizasyon algoritmaları temelinde incelediğinde ise SGD optimizasyonunun Adamax'a göre %5.33 daha etkili olduğu gözlemlenmiştir. Tüm modeller %98'in üzerinde mAP@50 değerleri ile güvenilir performans sergilemiştir.

Sonuç olarak bu çalışmada elde edilen değerler, önerilen yöntemlerin PCB yüzey kusur tanıma alanında verimli, güvenilir ve uyarlanabilir bir çözüm sunduğunu göstermektedir. Gelecek çalışmalarda, daha büyük ölçekli modellerin (Large, Extra-Large) değerlendirilmesi, farklı optimizasyon algoritmalarının (Adam, AdamW, Lion) test edilmesi, veri artırma tekniklerinin sistematik analizi ve gerçek zamanlı üretim hattı entegrasyonu planlanmaktadır.

KAYNAKÇA

[1] Saberironaghi A., Ren J., El-Gindy M., Defect detection methods for industrial products using deep learning techniques: A review, Algorithms, 16(2), 2023, p.95.

[2] Zheng X., Zheng S., Kong Y. ve Chen J. Recent advances in surface defect inspection of industrial products using deep learning techniques, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 113(1), p. 35-58, 2021.

[3] Chaudhary V., Dave I. R., Upla K. P., Automatic visual inspection of printed circuit board for defect detection and classification, 2017 International Conference on Wireless Communications, 2017.

[4] Khanam R., Hussain M., Hill R., Allen P., A comprehensive review of convolutional neural networks for defect detection in industrial applications, IEEE Access, 2024.

[5] Qi S., Yang J., Zhong Z., A review on industrial surface defect detection based on deep learning technology, 2020 3rd International Conference on Machine Learning and Machine Intelligence, p.24-30,2020.

[6] Chen X., Wu Y., He X., Ming W., A comprehensive review of deep learning-based PCB defect detection, IEEE Access, 11, p.139017-139038 2023.

[7] Du B., Wan F., Lei G., Xu L., Xu C., Xiong Y., YOLO-MBBi: PCB surface defect detection method based on enhanced YOLOv5, Electronics, 12(13), p.2821, 2023.

[8] Xiao G., Hou S., Zhou H., PCB defect detection algorithm based on CDI-YOLO, Scientific Reports, 14(1), p.7351. 2024.

[9] Zhou W., Li C., Ye Z., He Q., Ming Z., Chen J., Xiao Z., An efficient tiny defect detection method for PCB with improved YOLO through a compression training strategy, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 73, p.1-14, 2024.

[10] Zhang H., Li Y., Kayes D. M. S., Song Z., Wang Y., Research on PCB defect detection algorithm based on LPCB-YOLO, Frontiers in Physics, 12, p.1472584, 2025.

[11] Yuan M., Zhou Y., Ren X., Zhi H., Zhang J., Chen H., YOLO-HMC: An improved method for PCB surface defect detection, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 73, p.1-11, 2024.

[12] Budak İ., Bal S., Korkmaz H., PCB üretiminde çok sınıflı kusur tespiti için yolo tabanlı derin öğrenme modeli, Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Ve Mühendislik Bilimleri Dergisi, 25(4), p.816-826, 2025.

[13] Ding R., Dai L., Li G., Liu, H., TDD-net: a tiny defect detection network for printed circuit boards, CAAI Transactions on Intelligence Technology, 4(2), p.110-116, 2019

[14] Wang J., Ma L., Li Z., Cao Y., Zhang H., SSHP-YOLO: A high precision printed circuit board (PCB) defect detection algorithm with a small sample, Electronics, 14(2), p. 217, 2025.

[15] Yang H., Dong J., Wang C., Lian Z., Chang, H., PCES-YOLO: High-Precision PCB Detection via Pre-Convolution Receptive Field Enhancement and Geometry-Perception Feature Fusion, Applied Sciences, 15(13), p. 7588, 2025.

[16] Elter N., PCB Defect Dataset, https://www.kaggle.com/datasets/norbertelter/pcb-defect-dataset, Erişim Tarihi: 10.02.2026.

[17] Allgaier J., Pryss R., Cross-Validation Visualized: A Narrative Guide to Advanced Methods, Machine Learning and Knowledge Extraction, 6(2), p.1378-1388, 2024.

[18] Wang A., Chen H., Liu L., Chen K., Lin Z., Han J., YOLOv10: Real-time end-to-end object detection, Advances in Neural Information Processing Systems, 37, 2024.

[19] He L. H., Zhou Y. Z., Liu L., Cao W., Ma J. H., Research on object detection and recognition in remote sensing images based on YOLOv11, Scientific Reports, 15(1), p.14032, 2025.

[20] Mao M., Hong M., YOLO object detection for real-time defect inspection: A review of YOLOv1 to YOLOv11, Sensors, 25(7), p.2270, 2025.

[21] Diwan T., Anirudh G., Tembhurne J. V., Object detection using YOLO: Challenges, architectural successors, datasets and applications, Multimedia Tools and Applications, 82(6), p.9243-9275, 2023.

[22] Liu C., Tao Y., Liang J., Li K., Chen Y., Object detection based on YOLO network, 2018 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference, p.799-803, 2018.

[23] Tan F. G., Yüksel A. S., Aydemir E., Ersoy M., Derin öğrenme teknikleri ile nesne tespiti ve takibi üzerine bir inceleme, Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, 25, p.159-171, 2021.