**Derin Öğrenmede ResNet: Mimarisi, Kullanım Alanları ve Başarıları**

**1. Giriş**

Derin öğrenme modelleri, artan veri setleri ve hesaplama gücü ile birlikte giderek daha derin hale gelmektedir. Ancak, geleneksel sinir ağları katman sayısı arttıkça performans sorunlarıyla karşılaşmaktadır. Bu sorunlardan en önemlisi, **gradyan kaybolması** ve **gradyan patlaması** problemleridir. 2015 yılında **Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren ve Jian Sun** tarafından önerilen **ResNet (Residual Network)** mimarisi, bu problemleri çözmek için geliştirilmiş ve **derin ağların daha stabil bir şekilde eğitilmesini** sağlamıştır [1].

ResNet’in temel yeniliği, **residual bağlantılar** kullanarak derin ağların daha verimli çalışmasını sağlamaktır. Bu bağlantılar, her katmanın çıktısının doğrudan bir sonraki katmana eklenmesiyle oluşur. Böylece, derin ağlarda **bilgi kaybı önlenir** ve **gradyan akışı korunur**. ResNet mimarisi, günümüzde **görüntü sınıflandırma, nesne tespiti ve segmentasyon** gibi çeşitli bilgisayarla görü uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır.

**2. ResNet Kullanımı**

ResNet, farklı alanlarda yaygın olarak kullanılan güçlü bir sinir ağı mimarisidir. Özellikle **görüntü sınıflandırma, nesne tespiti ve segmentasyon** gibi bilgisayarla görü problemlerinde yüksek doğruluk oranları sunmaktadır.

**2.1 ResNet’in Görüntü Sınıflandırmada Kullanımı**

ResNet, **ImageNet** gibi büyük veri setlerinde görüntü sınıflandırma problemleri için üstün performans göstermektedir. Bu modelin başlıca kullanım yöntemleri şunlardır:

* **Önceden Eğitilmiş Model Kullanımı:** TensorFlow ve PyTorch gibi kütüphaneler, ResNet’in önceden eğitilmiş versiyonlarını sunmaktadır. **Transfer öğrenme** yöntemi ile bu modeller, farklı veri kümelerine adapte edilebilir.
* **Özel Veri Seti ile Eğitme:** ResNet, sıfırdan eğitilebilir veya son katmanları değiştirilerek belirli bir problem için optimize edilebilir.
* **Özellik Çıkarımı:** Derin katmanları sayesinde yüksek seviyeli özellikler çıkarabilir. Bu yöntem, özellikle **medikal görüntü analizi ve sahne tanıma** gibi alanlarda tercih edilmektedir.

**2.2 ResNet ile Nesne Tespiti ve Segmentasyon**

ResNet, **Faster R-CNN, Mask R-CNN ve YOLO** gibi popüler nesne tespiti ve segmentasyon modellerinde temel bileşen olarak kullanılmaktadır. Bu uygulamalardaki başlıca avantajları şunlardır:

* **Derin Özellik Haritaları:** ResNet, çok katmanlı yapısı sayesinde **daha detaylı ve anlamlı özellik haritaları** oluşturur.
* **Verimli Hesaplama:** Residual bağlantılar sayesinde **eğitim süreci stabil hale gelir** ve **hesaplama maliyeti düşer**.
* **Transfer Öğrenme Desteği:** ResNet, **farklı veri setleri ve uygulamalar** için kolayca adapte edilebilir.

Örneğin, **Mask R-CNN** modeli, ResNet’i arka plan mimarisi olarak kullanarak **piksel bazlı nesne segmentasyonu** yapabilmektedir. Bu yaklaşım, **otonom araçlar, tıbbi görüntüleme ve yüz tanıma** gibi alanlarda büyük avantajlar sağlamaktadır [2].

**3. ResNet’in Avantajları**

ResNet, geleneksel sinir ağı mimarilerine kıyasla birçok avantaja sahiptir:

* **Daha Derin Ağlar Eğitme Yeteneği:** Residual bağlantılar sayesinde **çok derin ağlar** stabil bir şekilde eğitilebilir.
* **Gradyan Kaybolma Problemini Önleme:** ResNet’in residual bağlantıları, **gradyanların korunmasını** sağlayarak modelin daha hızlı ve stabil öğrenmesini destekler.
* **Transfer Öğrenmeye Uygunluk:** Önceden eğitilmiş ResNet modelleri, transfer öğrenme yöntemiyle **farklı problemler için kolayca adapte edilebilir**.
* **Yüksek Performans:** ResNet, **ImageNet ve COCO** gibi büyük veri setlerinde **yüksek doğruluk oranları** elde etmiş ve **görüntü sınıflandırma, nesne tespiti ve segmentasyon** gibi birçok bilgisayarla görü uygulamasında temel mimari olarak kullanılmaktadır.

**4. ResNet’in Başarıları**

ResNet, derin öğrenme alanında birçok önemli başarı elde etmiştir.

**4.1 ImageNet Yarışması (ILSVRC 2015) ve ResNet’in Başarısı**

2015 yılında **ImageNet Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışması (ILSVRC)** kapsamında ResNet-152 modeli, **sadece %3,57 hata oranı** ile **birincilik kazanmıştır** [3]. Bu oran, insan seviyesindeki hata oranına oldukça yakındır ve derin öğrenme modellerinin performansındaki önemli bir artışı temsil etmektedir.

**4.2 Derin Öğrenmede Yapısal Gelişmeler**

ResNet’in başarısı, **daha derin ağların eğitilmesini** mümkün kılmış ve **VGGNet gibi önceki derin öğrenme modellerine kıyasla daha yüksek doğruluk oranları** elde edilmesini sağlamıştır. **Residual bağlantılar**, günümüzde birçok modern modelin temel bileşeni haline gelmiştir.

**4.3 Endüstride Kullanım Alanları**

ResNet, akademik başarısının yanı sıra **endüstride de yaygın olarak kullanılmaktadır**. Özellikle:

* **Otonom Araçlar:** ResNet, nesne tespiti ve segmentasyon için **otonom araçlarda yaygın olarak kullanılmaktadır**.
* **Tıbbi Görüntüleme:** ResNet, **MR ve röntgen görüntülerinin analizinde** kullanılmaktadır.
* **Yüz Tanıma Sistemleri:** ResNet tabanlı modeller, yüz tanıma uygulamalarında **daha yüksek doğruluk oranları sunmaktadır**.

**5. Sonuç**

ResNet, **derin sinir ağlarının eğitilmesinde karşılaşılan temel problemleri** çözerek **modern bilgisayarla görü uygulamalarında devrim niteliğinde bir gelişme sağlamıştır**. Özellikle **residual bağlantılar**, günümüzde derin öğrenme modellerinin **daha stabil ve verimli bir şekilde eğitilmesini** mümkün kılmıştır.

ResNet’in başarısı, **görüntü sınıflandırma, nesne tespiti ve segmentasyon** gibi birçok alanda kendini kanıtlamış ve akademik dünyada olduğu kadar endüstride de büyük yankı uyandırmıştır. Günümüzde ResNet, **yapay zeka tabanlı sistemlerin temel yapı taşlarından biri olmaya devam etmektedir**.

**Kaynaklar**

[1] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). *Deep Residual Learning for Image Recognition*. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 770-778. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90

[2] Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2017). *Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 39(6), 1137-1149. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031

[3] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., ... & Fei-Fei, L. (2015). *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*. International Journal of Computer Vision, 115(3), 211-252. https://doi.org/10.1007/s11263-015-0816-y

[4] (Cireşan et al., 2011; He et al., 2016; Huang et al., 2017; Krizhevsky et al., 2017; Mustafa Serdar Konca, 2024; Redmon, 2016; Szegedy et al., 2016)