**A. Görevler**

**Görev Seçimi:** Deep learning konusuna dair bilgi tamamlama ve soru yanıtlama görevleri.

1. **Bilgi Tamamlama:** "Derin öğrenmenin görüntü işleme alanındaki etkileri..."
2. **Soru Yanıtlama:** "Derin öğrenmede overfitting nedir ve nasıl önlenir?"

**B. Temel Modeli Kullanarak Görevleri Deneyin**

Önce bu görevleri herhangi bir prompting metodu uygulamadan temel model üzerinde deneyin.

**Model:** Chat GPT kullanarak yapılmıştır.

* **Bilgi Tamamlama:**

**Girdi:** Derin öğrenmenin görüntü işleme alanındaki etkileri..

**Çıktı:**

Derin öğrenme, görüntü işleme alanında devrim niteliğinde bir etki yarattı ve birçok geleneksel görüntü işleme yöntemine kıyasla çok daha güçlü performanslar elde etmeyi sağladı. İşte derin öğrenmenin görüntü işleme üzerindeki başlıca etkileri:

**1. Özellik Öğrenimi ve Derin Sinir Ağları**

Geleneksel görüntü işleme yöntemlerinde özellik çıkarımı çoğunlukla manuel olarak yapılırken, derin öğrenme sayesinde özellikler otomatik olarak öğrenilebiliyor. Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN'ler), görüntülerdeki kenarlar, köşeler ve daha karmaşık yapılar gibi önemli özellikleri otomatik olarak çıkarabiliyor.

Özellikle CNN'ler, görüntülerdeki mekansal bağımlılıkları öğrenmede oldukça etkilidir. Katman katman daha karmaşık özellikler öğrenerek görüntülerin anlamlandırılmasını sağlıyor.

**2. Nesne Tanıma ve Sınıflandırma**

Derin öğrenme modelleri, nesne tanıma ve sınıflandırma gibi görevlerde yüksek doğruluk oranları sunuyor. ImageNet gibi büyük veri setleri üzerinde eğitilen modeller, günlük nesneleri insan seviyesinde tanıyabiliyor.

Özellikle YOLO (You Only Look Once), Mask R-CNN gibi modeller, nesne tespiti, segmentasyon ve sınırlandırma gibi görevleri hızla ve yüksek doğrulukla gerçekleştirebiliyor.

**3. Görüntü Bölütleme (Segmentation)**

Derin öğrenme ile her bir pikselin sınıflandırılması (semantic segmentation) veya nesne sınırlarının belirlenmesi (instance segmentation) mümkün hale geldi. Bu, özellikle otonom araçlar, tıbbi görüntüleme ve uydu görüntü analizi gibi alanlarda büyük avantaj sağlıyor.

Mask R-CNN gibi derin öğrenme modelleri, karmaşık nesnelerin detaylı sınırlarını belirleyebilmekte oldukça başarılıdır.

**4. Yüz Tanıma ve Güvenlik Uygulamaları**

Derin öğrenme tabanlı yüz tanıma sistemleri, yüksek doğrulukla kimlik tespiti yapabiliyor. Özellikle güvenlik ve biyometrik tanımlama alanlarında yaygın olarak kullanılıyor.

Bu sistemler, yüz özelliklerini öğrenerek yaş, cinsiyet, duygu analizi gibi detaylı bilgiler çıkarabiliyor.

**5. Görüntü Üretimi ve Düzenleme**

Derin öğrenme, Generative Adversarial Networks (GAN) gibi modellerle görüntü üretiminde de çığır açtı. Bu sayede gerçekçi görüntüler üretilebiliyor, düşük çözünürlüklü görüntüler iyileştirilebiliyor veya kayıp kısımlar tamamlanabiliyor.

Deepfake gibi teknolojilerle yüzlerin, seslerin ve hatta hareketlerin gerçekçi bir şekilde değiştirilmesi mümkün hale geldi.

**6. Otonom Araçlar ve Gerçek Zamanlı Görüntü İşleme**

Otonom araçlar için çevredeki nesnelerin, yayaların ve diğer araçların gerçek zamanlı olarak tanınması oldukça önemlidir. Derin öğrenme, araç içi kameralarla elde edilen görüntülerin işlenmesinde hızlı ve güvenilir çözümler sunar.

Gerçek zamanlı nesne tanıma ve yol tespiti, sürücüsüz araçların çevreyi algılamasında kritik bir rol oynar.

**7. Tıbbi Görüntüleme**

Derin öğrenme, MR ve CT taramaları gibi tıbbi görüntülerin analizinde hastalık teşhisi ve tedavi süreçlerinde kullanılıyor. Derin öğrenme modelleri, tümör tespiti, organ segmentasyonu ve diğer hastalık teşhislerinde insan uzmanlarına yardımcı olacak düzeyde başarılı sonuçlar verebiliyor.

Derin öğrenme, özellikle doktorların zaman kazanmasına ve daha hassas teşhisler koymasına yardımcı oluyor.

**Sonuç**

Derin öğrenme, görüntü işleme alanında sadece doğruluğu artırmakla kalmamış, aynı zamanda birçok görevin otomatikleştirilmesine ve gerçek zamanlı uygulamaların gelişmesine katkı sağlamıştır. Geniş veri setleri ve yüksek hesaplama gücüyle desteklenen derin öğrenme modelleri, görüntü işleme alanında hızla gelişmeye devam ediyor.

* **Soru Yanıtlama:**

**Girdi:**

Derin öğrenmede overfitting nedir ve nasıl önlenir?

**Çıktı:.**

Overfitting, derin öğrenme modellerinin eğitim verisine çok fazla uyum sağladığı, ancak test veya yeni verilere iyi genelleme yapamadığı bir durumdur. Model, eğitim verisindeki gürültü veya rastlantısal örüntülere fazlasıyla uyum sağladığında, bu veride yüksek doğruluk oranına sahip olur. Ancak, model yeni veriler üzerinde test edildiğinde, doğruluğu düşer çünkü gerçek dünya verisinde eğitim verisindeki rastlantısal özellikler bulunmaz.

**Overfitting'i Önleme Yöntemleri**

* 1. **Daha Fazla Veri Toplama:**
     + Eğitim verisinin hacmini artırmak, modelin genel örüntüleri öğrenmesine yardımcı olabilir ve verideki gürültüye aşırı uyum sağlamasını engelleyebilir.
  2. **Veri Artırma (Data Augmentation):**
     + Veri artırma teknikleriyle eğitim verisi üzerinde dönme, ölçekleme, kırpma, yansıma gibi işlemler yaparak yapay olarak daha fazla veri oluşturulabilir. Bu yöntem, özellikle görüntü verisi için kullanılır.
  3. **Basit Model Seçimi:**
     + Aşırı karmaşık modeller (çok fazla katman veya nöron içeren) overfitting’e yatkındır. Daha basit model yapıları genelleme yeteneğini artırabilir.
  4. **Düzenleme (Regularization):**
     + **L1 ve L2 Düzenleme:** Ağırlık değerlerini cezalandırarak modelin çok karmaşık hale gelmesini engeller. Bu sayede daha genel bir model elde edilir.
     + **Dropout:** Her eğitim adımında belirli nöronları rastgele devre dışı bırakır, böylece modelin belirli özelliklere aşırı bağımlı olmasını önler.
  5. **Erken Durdurma (Early Stopping):**
     + Model eğitilirken doğrulama verisinin performansı izlenir. Model doğrulama verisi üzerinde gelişme göstermediğinde, eğitim süreci durdurulur. Bu yöntem modelin gereksiz yere eğitilerek aşırı uyum sağlamasını önler.
  6. **Çapraz Doğrulama (Cross-Validation):**
     + Veriyi birden çok parçaya bölerek modelin performansını test edebilir ve genelleme kabiliyetini artırabilirsiniz. K-katmanlı çapraz doğrulama en yaygın kullanılan yöntemdir.
  7. **Model Düzenleme Teknikleri:**
     + **Bayesci Optimizasyon** veya **Grid Search** ile hiperparametre optimizasyonu yapılarak modelin daha iyi genelleme yapması sağlanabilir.

Overfitting’in önlenmesi için bu yöntemlerin bir veya birkaçının bir arada kullanılması modelin performansını artırabilir ve daha güvenilir sonuçlar elde edilmesini sağlar.

**C. Basit Prompting Metodunu Uygulama**

Şimdi aynı görevleri daha basit bir prompting yöntemiyle yapalım.

**Prompting Metodu:**

* **Bilgi Tamamlama:**

**Girdi:** Derin öğrenmenin görüntü işleme alanındaki etkilerini açıklayınız. Özellikle nesne tanıma ve sınıflandırma gibi konularda detay verin.

**Çıktı:**

Derin öğrenme, görüntü işleme alanında devrim yaratmış bir teknolojidir ve özellikle nesne tanıma ve sınıflandırma gibi konularda büyük ilerlemeler sağlamıştır. Derin öğrenme yöntemleri, özellikle yapay sinir ağlarını (Deep Neural Networks - DNN) ve daha özel yapıları (örneğin, konvolüsyonel sinir ağları, CNN) kullanarak bu alandaki karmaşık problemleri çözmede büyük başarı elde etmiştir.

Nesne Tanıma ve Sınıflandırma

Nesne tanıma ve sınıflandırma, bir görüntüdeki nesneleri tanımlamak ve bunları belirli kategorilere ayırmak için yapılan işlemlerdir. Derin öğrenme, bu süreçleri önemli ölçüde geliştirmiştir.

1. Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN)

CNN'ler, derin öğrenmenin görüntü işleme alanındaki en yaygın kullanılan yapılarıdır. CNN'ler, görüntüleri analiz ederken farklı seviyelerde özellikler öğrenebilir. Bu, her seviyedeki ağ katmanlarının belirli özellikleri (kenarlar, şekiller, dokular gibi) öğrenmesini sağlar. Örneğin:

* İlk katmanlar kenarları tanırken, daha derin katmanlar karmaşık şekiller ve nesneleri tanıyabilir.
* CNN'lerin katmanları sayesinde, ağlar sadece pikselleri değil, daha yüksek seviyedeki özellikleri de öğrenebilir, bu da nesne tanıma ve sınıflandırmada yüksek doğruluk sağlar.

2. Transfer Öğrenme

Derin öğrenme modelleri, büyük veri kümelerinde eğitim alarak çok güçlü özellikler öğrenir. Ancak, özellikle küçük veri setleriyle çalışırken, transfer öğrenme yöntemi kullanılır. Bu yöntem, önceden eğitilmiş bir modelin öğrenilen özelliklerini yeni bir görev için kullanmak anlamına gelir. Bu, daha az veriyle daha etkili nesne tanıma ve sınıflandırma işlemleri yapılmasına olanak tanır.

3. YOLO (You Only Look Once)

YOLO, nesne tanıma konusunda kullanılan en popüler derin öğrenme modellerinden biridir. YOLO, görüntüyü bir kerede (tek bir geçişle) analiz ederek her bir nesnenin konumunu ve sınıfını tahmin eder. Bu hızlı ve etkili yöntem, gerçek zamanlı nesne tanıma uygulamalarında yaygın olarak kullanılır.

4. R-CNN (Region-based CNN)

R-CNN, nesne tanıma için ilk derin öğrenme yöntemlerinden biridir. Bu model, önce görüntüdeki potansiyel nesne bölgelerini (bölgesel öneriler) belirler ve ardından her bir öneriyi CNN ile analiz eder. R-CNN ve türevleri (Fast R-CNN, Faster R-CNN) nesne tanımada başarılı olmuştur, ancak YOLO gibi yeni modeller daha hızlı ve verimli sonuçlar sunmaktadır.

5. Nesne Sınıflandırma

Nesne sınıflandırma, bir nesnenin kategorisini belirlemek için kullanılır. Derin öğrenme, her bir nesnenin özelliklerini öğrenerek doğru bir sınıflandırma yapabilir. Bu süreç, özellikle sınıflandırma için etiketlenmiş büyük veri setlerinin kullanılmasıyla daha doğru hale gelir. Örneğin, ImageNet gibi veri setleriyle eğitilmiş modeller, binlerce farklı kategoriyi doğru bir şekilde sınıflandırabilir.

6. Veri Çoğaltma (Data Augmentation)

Veri çoğaltma, eğitim verisinin çeşitliliğini artırmak için kullanılan bir tekniktir. Bu yöntem, resimleri döndürme, ölçekleme, renkleri değiştirme gibi işlemlerle veri setini zenginleştirir. Derin öğrenme modellerinin daha genelleştirilmiş sonuçlar verebilmesi için bu tür veri artırma teknikleri önemlidir.

Sonuç

Derin öğrenme, görüntü işleme alanında nesne tanıma ve sınıflandırma gibi zorlu görevleri yüksek doğrulukla yerine getirebilme yeteneği sağlamıştır. CNN’ler ve diğer özel ağ yapıları sayesinde, bu alanlarda önemli ilerlemeler kaydedilmiştir. Ayrıca, transfer öğrenme ve veri çoğaltma gibi yöntemler, bu teknolojilerin daha verimli ve pratik hale gelmesini sağlamaktadır.

* **Soru Yanıtlama:**

**Girdi:** Overfitting nedir? Derin öğrenme modelinde overfitting’i önlemek için hangi teknikler kullanılır? Kısa ve net bir şekilde açıklayınız.

**Çıktı:**

**Overfitting**, bir modelin eğitim verilerine çok fazla uyum sağlaması ve bu nedenle yeni, görülmemiş verilerle kötü performans göstermesidir. Model, eğitim setindeki gürültüyü ve rastlantısal desenleri öğrenir, bu da genelleme yeteneğini zayıflatır.

**Overfitting'i önlemek için kullanılan teknikler**:

**Veri artırma (Data Augmentation)**: Eğitim verisini çeşitlendirerek modelin daha genel bir şekilde öğrenmesini sağlamak.

**Erken durdurma (Early Stopping)**: Eğitim sırasında modelin doğruluğu test seti üzerinde düşmeye başlarsa, eğitim sürecini durdurmak.

**Düzenlileştirme (Regularization)**: L1 veya L2 düzenlileştirme kullanarak modelin karmaşıklığını sınırlamak.

**Düşük öğrenme hızı (Low Learning Rate)**: Öğrenme oranını düşük tutarak modelin daha küçük adımlarla öğrenmesini sağlamak.

**Dropout**: Eğitim sırasında ağdaki bazı nöronları rastgele "kapatarak" aşırı uyumu engellemek.

**Küçük model yapıları (Smaller Models)**: Çok büyük ve karmaşık modellerin yerine daha küçük, daha basit modeller kullanmak.

**D. Gelişmiş Prompting Metodunu Uygulama**

Şimdi gelişmiş prompting tekniklerini kullanarak yönlendirici açıklamalar ve daha detaylı talimatlar ekleyin.

* **Bilgi Tamamlama:**

**Girdi:** Lütfen derin öğrenmenin görüntü işleme alanındaki etkilerini ayrıntılı bir şekilde anlatınız. Nesne tanıma, görüntü sınıflandırma, segmentasyon ve yüz tanıma konularındaki katkılarını örneklerle açıklayın.

**Çıktı:**

Derin öğrenme, görüntü işleme alanında devrim niteliğinde bir değişim yaratmıştır. Özellikle derin sinir ağları (deep neural networks) ve konvolüsyonel sinir ağları (CNN'ler), görüntü işleme tekniklerinin doğruluğunu ve etkinliğini önemli ölçüde artırmıştır. Bu teknolojilerin etkisi, nesne tanıma, görüntü sınıflandırma, segmentasyon ve yüz tanıma gibi bir dizi uygulamada kendini göstermektedir.

**1. Nesne Tanıma (Object Detection)**

Nesne tanıma, bir görüntüdeki farklı nesneleri tespit etme sürecidir. Derin öğrenme, özellikle **YOLO** (You Only Look Once) ve **SSD** (Single Shot Multibox Detector) gibi modellerle bu alanda önemli ilerlemeler kaydetmiştir.

**Örnek:** Bir güvenlik kamerası görüntüsünde derin öğrenme kullanarak araçların, insanların veya belirli nesnelerin tespiti yapılabilir. YOLO gibi bir model, bu nesneleri tanıyıp konumlarını belirler, hatta her bir nesnenin türünü de sınıflandırabilir.

**Katkılar:** Derin öğrenme, çok yüksek doğrulukla nesneleri gerçek zamanlı olarak tanıyabilmektedir. Ayrıca, daha karmaşık görüntülerde bile (örneğin, düşük çözünürlük veya bulanık görüntülerde) nesneleri doğru şekilde tespit edebilme yeteneği sunar.

**2. Görüntü Sınıflandırma (Image Classification)**

Görüntü sınıflandırma, bir görüntüyü belirli bir kategoriye atamak için kullanılır. Derin öğrenme algoritmaları, özellikle CNN'ler, bu sorunu çözmede çok etkilidir. CNN'ler, görüntüdeki önemli özellikleri (kenarlar, şekiller, renkler) öğrenerek daha yüksek doğruluk sağlar.

**Örnek:** Bir fotoğrafın, kedi, köpek veya kuş gibi sınıflara ayrılması. Bu, özellikle sosyal medya platformlarında içerik önerileri veya sağlık alanında hastalık teşhisi için kullanılır.

**Katkılar:** Derin öğrenme modelleri, manuel özellik mühendisliği gerektirmeden, otomatik olarak görüntülerin içindeki anlamlı özellikleri öğrenebilir. Ayrıca, daha geniş veri setleriyle eğitilerek genelleme yeteneklerini artırabilirler.

**3. Görüntü Segmentasyonu (Image Segmentation)**

Görüntü segmentasyonu, bir görüntüyü bölgelere ayırma işlemidir. Bu, genellikle her bir pikselin sınıflandırılmasını içerir. Derin öğrenme, özellikle **U-Net** gibi ağlar kullanılarak, görüntüdeki her pikseli doğru şekilde etiketlemekte çok etkilidir.

**Örnek:** Tıbbi görüntülemede, bir tümörün sınırlarını ayırmak için segmentasyon yapılabilir. U-Net gibi modeller, hücresel düzeyde analizler yaparak, tümörlerin vücut içindeki yerlerini hassas şekilde belirleyebilir.

**Katkılar:** Derin öğrenme segmentasyonu, özellikle medikal alanda ve otonom araçlar gibi uygulamalarda yüksek doğruluk sağlar. Bu, önemli detayların kaybolmadan tanınmasını sağlar.

**4. Yüz Tanıma (Face Recognition)**

Yüz tanıma, bir kişinin kimliğini tanımlamak için kullanılan bir teknolojidir. Derin öğrenme, özellikle **Siamese Network**ve **FaceNet** gibi modellerle bu alanda çok başarılıdır. Bu modeller, yüzlerin geometrik ve dokusal özelliklerini öğrenerek yüksek doğrulukla tanıma yapar.

* + - * + **Örnek:** Telefonlar, bilgisayarlar veya güvenlik sistemlerinde yüz tanıma kullanılarak bir kişinin kimliği doğrulanabilir. Ayrıca, sosyal medya platformlarında kişilerin etiketlenmesi için de yüz tanıma algoritmaları yaygın olarak kullanılır.
        + **Katkılar:** Derin öğrenme, aydınlatma koşullarındaki değişiklikler, farklı açıdan çekilmiş yüzler veya yaşlanma gibi faktörlerden bağımsız olarak yüksek doğrulukla yüzleri tanıyabilmektedir.

**Derin Öğrenmenin Görüntü İşlemeye Etkileri:**

* + - 1. **Otomatik Özellik Öğrenme:** Geleneksel görüntü işleme teknikleri, genellikle el ile özellik mühendisliği gerektirirken, derin öğrenme yöntemleri, veriden otomatik olarak özellikler öğrenebilir.
      2. **Büyük Veri ve Genelleme:** Derin öğrenme, büyük veri setlerinde eğitilerek daha yüksek doğruluk ve genelleme yeteneği sağlar. Bu, modelin farklı koşullar altında doğru sonuçlar vermesini sağlar.
      3. **Çok Katmanlı Ağlar:** Derin öğrenme, çok katmanlı sinir ağları kullanarak karmaşık verileri daha iyi öğrenebilir. Görüntülerdeki ince detayları yakalamada bu katmanlar çok önemlidir.

Sonuç olarak, derin öğrenme, görüntü işleme alanında devrim yaratmış ve birçok uygulamada daha önce mümkün olmayan doğruluk ve hızda sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır. Bu alandaki gelişmeler, sağlık, güvenlik, otomotiv ve eğlence gibi birçok sektörde büyük etkilere yol açmaktadır.

Soru Yanıtlama:

**Girdi:**

Derin öğrenmede overfitting’in etkilerini ve bu sorunu önlemek için kullanılan teknikleri detaylandırın. Overfitting’in sonuçları ve veri artırma ile regularization gibi çözümlerin nasıl çalıştığını örneklerle açıklayın."

**Çıktı:**

Derin öğrenmede overfitting, modelin eğitim verilerine fazla uyum sağlaması durumu olarak tanımlanır. Bu, modelin eğitim setindeki gürültüye veya rastlantısal desenlere fazla odaklanarak, test verileri veya gerçek dünya verisi üzerinde kötü performans göstermesine neden olabilir. Overfitting, özellikle karmaşık modellerle ve sınırlı verilerle çalışırken sıkça karşılaşılan bir sorundur.

**Overfitting’in Sonuçları**

**Genelleme Gücünün Azalması**: Overfitting, modelin eğitim verisine çok fazla uyum sağlamasına neden olur. Bu, modelin test verileri veya gerçek dünya verisi üzerinde düşük performans göstermesine yol açar. Yani, model "öğrendiği" kalıplar yalnızca eğitim verisine özgüdür ve bu kalıplar test verisinde geçerli olmayabilir.

**Modelin Aşırı Karmaşık Olması**: Modelin parametre sayısı çok fazla olduğunda ve yeterli eğitim verisi olmadığında, model aşırı karmaşık hale gelir ve bu da overfitting'e yol açar.

**Düşük Doğruluk**: Eğitim verisi üzerindeki doğruluk çok yüksek olsa da, test verisi üzerindeki doğruluk düşük olabilir. Bu durum, modelin eğitim verisine aşırı uyum sağlamasından kaynaklanır.

**Overfitting’i Önlemek İçin Kullanılan Teknikler**

**1. Veri Artırma (Data Augmentation)**

Veri artırma, modelin daha fazla veri ile eğitilmesini sağlamak amacıyla eğitim setine yapay veriler eklemeyi içerir. Bu, modelin genelleme yeteneğini artırarak overfitting’i azaltır.

**Nasıl Çalışır?**: Görüntü verisi için, resimleri döndürmek, yansıtmak, kırpmak, parlaklık, kontrast gibi özellikleri değiştirmek gibi teknikler kullanılabilir. Bu, modelin sadece özgün verilere değil, aynı zamanda verinin farklı varyasyonlarına da uyum sağlamasını teşvik eder.

**Örnek**: Bir yüz tanıma modelinin eğitildiği veri setinde, her bir yüzün farklı açılardan, ışık koşullarında veya pozisyonlarda olduğu yeni veriler eklenebilir. Bu şekilde, model sadece tek bir yüz görüntüsüne odaklanmak yerine, çeşitli yüz varyasyonlarını öğrenir.

**2. Regularization (Düzenleme)**

Regularization, modelin karmaşıklığını kontrol altında tutarak overfitting’i engellemeye yönelik tekniklerin genel adıdır. İki yaygın regularization tekniği şunlardır:

* + - **L2 Regularization (Ridge Regression)**: Modelin ağırlıklarının karelerinin toplamına ceza ekler. Bu, ağırlıkların büyüklüğünü kontrol altında tutarak, modelin daha basit ve genelleyici olmasını sağlar.
      * **Nasıl Çalışır?**: Modelin öğrenme sürecine, ağırlıkların büyüklüğüne dair bir ceza eklenir. Bu ceza, modelin daha küçük ve genelleştirilmiş ağırlıklar öğrenmesini teşvik eder.
      * **Örnek**: Bir regresyon modelinde, eğitim sırasında büyük ağırlıklara sahip parametreler, ceza terimi eklenerek sınırlandırılır. Bu sayede model aşırı karmaşık hale gelmeden öğrenmesini sürdürür.
  + **Dropout**: Eğitim sırasında, her iterasyonda bazı nöronlar rastgele devre dışı bırakılır. Bu, modelin belirli nöronlara aşırı bağımlı hale gelmesini engeller.
    - * **Nasıl Çalışır?**: Dropout, modelin her katmanında belirli nöronları geçici olarak devre dışı bırakarak, diğer nöronların daha fazla katkı sağlamasını sağlar. Bu, modelin daha robust hale gelmesine ve genel performansın artmasına yardımcı olur.
      * **Örnek**: Eğer bir sinir ağı modelinde dropout oranı %50 ise, her eğitim adımında her ikinci nöronun devre dışı bırakılması sağlanır. Bu sayede model, her nöronun bağımsız olarak katkı sağlamasını öğrenir.

**3. Erken Durdurma (Early Stopping)**

Erken durdurma, modelin doğruluk kaybı (loss) belirli bir eşiğe ulaşana kadar eğitilmesini sağlar. Eğer doğruluk kaybı bir süre iyileşmezse, eğitim durdurulur. Bu teknik, overfitting’i önlemeye yardımcı olur çünkü modelin eğitim verisine aşırı uyum sağlamasını engeller.

**Nasıl Çalışır?**: Eğitim sırasında modelin doğruluğu veya kaybı izlenir. Eğer doğruluk kaybı belirli bir sayıda epoch boyunca iyileşmezse, eğitim durdurulur. Bu, modelin gereksiz yere daha fazla öğrenmesini ve aşırı uyum sağlamasını engeller.

**Örnek**: Bir modelin doğruluk kaybı, 5 ardışık epoch boyunca iyileşmezse, erken durdurma uygulanarak eğitim süreci sonlandırılır.

**4. Modelin Karmaşıklığını Azaltma**

Modelin parametre sayısını azaltarak, overfitting riski azaltılabilir. Bu, modelin daha basit hale gelmesini sağlar ve daha az veri ile daha iyi genelleme yapılmasına olanak tanır.

* + - * + **Nasıl Çalışır?**: Modelin derinliği veya katman sayısı azaltılabilir. Ayrıca, her katmandaki nöron sayısı da azaltılabilir.
        + **Örnek**: Bir derin öğrenme modelinde, çok katmanlı bir sinir ağı yerine daha az katman kullanarak daha basit bir model tasarlanabilir.

**Özet**

Overfitting, derin öğrenmede önemli bir sorundur ve genellikle modelin aşırı karmaşık hale gelmesi veya eğitim verisine aşırı uyum sağlamasından kaynaklanır. Overfitting’i önlemek için veri artırma, regularization, erken durdurma ve modelin karmaşıklığını azaltma gibi teknikler kullanılır. Bu teknikler, modelin genelleme gücünü artırır ve daha doğru tahminler yapmasını sağlar.

**E. Sonuçları Kıyaslayın**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Görev** | **Temel Model** | **Basit Prompting** | **Gelişmiş Prompting** |
| Bilgi Tamamlama | Kısa ve genel yanıt | Daha kapsamlı, ancak yüzeysel | Detaylı, derinlemesine ve örneklerle destekli |
| Soru Yanıtlama | Basit yanıt | Çözümler sunulmuş ancak genel | Teknik detaylar ve örneklerle zenginleştirilmiş |