SE Blok Nedir? Nasıl Çalışır? Çalışma Mekanizması?

SE Blok Nedir? Nasıl Çalışır? Çalışma Mekanizması?	1
SE Blok Nedir?	2
Temel Amaç Nedir? Nasıl Çalışır?	
SE Blok Asamaları Nedir?	

SF Blok Nedir?

- SE (Squeeze-and-Excitation) blok, derin öğrenme modellerinde kullanılan bir tür dikkat mekanizmasıdır.
- 2018 yılında tanıtılmış olup, özellikle ImageNet gibi büyük ölçekli veri setlerinde test edilmiştir.
- ImageNet veriseti üzerinde performansı %2.5 arttırmıştır.
- Bu blok, evrişimli sinir ağları (CNN'ler) gibi mimarilerde performansı artırmak için tasarlanmıştır.
- SE bloğunun belirgin özelliği, özellik haritalarının kanal düzeyinde dikkat mekanizmasıyla yeniden düzenlenmesidir.
- Farklı özellik kanalları arasındaki bağımlılıkları dikkate alır.
- Geleneksel dikkat mekanizmalarına kıyasla daha hafif bir yapıya sahiptir, bu da modelin daha hızlı çalışmasına ve daha az hesaplama gücü gerektirmesine olanak tanır, performansı arttırır.

Temel Amaç Nedir? Nasıl Çalışır?

- Farklı özellik kanallarının önemini belirleyerek özellik haritasının daha etkili bir şekilde oluşturulmasını sağlar.
- Konvolüsyon katmanında; her bir kanal aynı ağırlık(filtre) değeri ile çarpılarak output bulunur.
- 2D ağırlık her kanalla konvole edilir ve her kanala aynı davranılır.
- SE Blok ile her kanal içeriğine göre değerlendirilir.
- Bazı kanalların diğerlerine göre daha fazla bilgi içerdiği durumlarda, SE bloğu bu kanallara daha fazla ağırlık verebilir.
- SE Blok ile çıktı hesaplanırken her kanalın durumu dikkate alınır.
- Uyarlanabilir ağırlıklar kullanır.
- 3 aşamadan oluşur.

SE Blok Aşamaları Nedir?

1. Squeeze Phase(Sıkıştırma Aşaması):

- Her bir kanal tek bir değere sıkıştırılır.
- Her kanalın uzamsal boyutları için *global average pooling* yapılır.
- Giriş kanalında bulunan n boyuta göre 'n'x1 boyutlu vektör oluşur.

2. Excitation Phase(Uyarım Aşaması):

- Oluşan n boyutlu vektör 2 katmanlı feed-forward nöral ağa beslenir.
- Sıkıştırma aşamasında elde edilen n boyutlu vektör, 2 katmanlı feed-forward ağ (fully connected layer) ile işlenir.
- Bu ağ kanallar arasındaki ilişkiyi ve karmaşık bağımlılıkları yakalar.

- Ağ çıktısı n değer içeren n boyutlu ağırlık vektördür.
- n değerden-> n ağırlığa
- Değerler her kanal için öğrenilen önem ağırlıklarını temsil eder.
- İlk katmanda ->relu; ikinci katmanda-> sigmoid kullanılır.

3. Scale and Combine Phase(Ölçeklendirme ve Birleştirme Aşaması):

- Giriş tensörünü ölçeklendirmek için önceki aşamada elde edilen n boyutlu ağırlıklar kullanılır.
- Orjinal kanallara, uyarlanabilir ağırlıklar uygulanarak önemli özellikler vurgulanır.
- Bilgi bastırımı azalır.