



T.C.

SAKARYA ÜNİVERSİTESİ

BİLGİSAYAR VE BİLİŞİM BİLİMLERİ FAKÜLTESİ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

YAPAY ZEKA ÖDEV RAPORU

Colab Linki

<https://colab.research.google.com/drive/14d8n16XjYXRggdHKyrzfQ8IUS1pzYciR?usp=sharing>

Algoritma Adı: NEURAL STYLE TRANSFER

Dataset Adı: Çığlık tablosu ve Manzara Resmi

Örnek Adresi: <https://github.com/huseyinymnn/aidataset>

B201210034 - Hüseyin Yaman-1A

B211210052 –Mehmet Efe Göktepe- 1A

SAKARYA

Mayıs, 2024

Yapay Zeka

NEURAL-STYLE-TRANSFER NEDİR?

Bir görüntüden stilin başka bir görüntüye aktarılması, bir doku transferi sorunu olarak kabul edilebilir. Doku transferinde amaç, bir kaynak görüntüden bir doku sentezlemek iken, bu sentezlemeyi sınırlayarak bir hedef görüntünün anlamsal içeriğini korumaktır. Doku sentezi için, verilen bir kaynak dokusunun piksellerini yeniden örnekleme yaparak fotorealistik doğal dokuları sentezleyebilen güçlü bir parametrik olmayan algoritmalar yelpazesi bulunmaktadır. Neural-style-transfer algoritması, hedef görüntüden anlamsal görüntü içeriğini (örneğin, nesneler ve genel manzara) çıkartabilmeli ve ardından bir doku transfer prosedürünü kullanarak hedef görüntünün anlamsal içeriğini kaynak görüntünün stiliyle işlemelidir.

Neural Style Transfer (NST), bir kaynak görüntüsünden alınan içerik ve bir stil referansından alınan tarzı birleştirerek yeni bir görüntü oluşturmak için kullanılan bir derin öğrenme tekniğidir. Bu algoritma, birçok farklı alanda, özellikle sanat ve görsel tasarım alanlarında yaratıcı ve etkileyici sonuçlar elde etmek için kullanılır.

NST'nin çalışma prensibini daha ayrıntılı olarak anlamak için, adım adım nasıl işlediğine bir göz atalım:

1.Önceden Eğitilmiş Bir Sinir Ağı Kullanımı: NST'de genellikle önceden eğitilmiş bir derin sinir ağı modeli kullanılır. Bu model, genellikle görsel tanıma görevleri için eğitilmiş bir evrişimli sinir ağı (CNN) olabilir. Popüler seçenekler arasında VGG, ResNet veya Inception mimarileri bulunur.

2.İçerik ve Stil Temsili: İlk adım, kaynak görüntü ve stil referansı görüntüsünü önceden eğitilmiş bir sinir ağına geçirmektir. Kaynak görüntünün içeriği ve stil referansının tarzı, sinir ağının farklı katmanlarında bulunan özellik haritaları aracılığıyla temsil edilir.

3.İçerik Kaybı Hesaplama: İçerik kaybı, kaynak görüntünün özellik haritasının, stilize edilmiş görüntünün aynı özellik haritasına ne kadar benzediğini ölçer. Bu, kaynak görüntünün içeriğini korumak için kullanılır.

4.Stil Kaybı Hesaplama: Stil kaybı, stil referansının özellik haritalarının Gram matrislerinin benzerliklerini ölçerek hesaplanır. Bu, stilize edilmiş görüntünün istenen tarzı yakalamasını sağlar.

5.Toplam Varyans Kaybı Hesaplama: Toplam varyans kaybı, oluşturulan görüntünün pürüzsüz olmasını sağlamak için kullanılır. Bu kayıp, genellikle görüntünün komşu pikselleri arasındaki farklılıkları minimize ederek pürüzsüzlüğü teşvik eder.

6.Toplam Kayıp Hesaplama ve Optimizasyon: İçerik kaybı, stil kaybı ve toplam varyans kaybı bir araya getirilerek toplam kayıp hesaplanır. Ardından, toplam kaybı minimize etmek için bir optimizasyon algoritması kullanılarak, oluşturulan görüntü sürekli olarak güncellenir.

7.Sonuç Görüntüsü Oluşturma: Optimizasyon süreci tamamlandığında, sonuç olarak elde edilen görüntü, kaynak görüntünün içeriğini korurken stil referansının tarzını yansıtan yeni bir görüntü oluşturulur.

NST'nin en büyük avantajlarından biri, önceden eğitilmiş bir model kullanarak hızlı ve etkili bir şekilde sanatsal sonuçlar elde edebilmesidir. Bu, sanat eserlerini yeniden yaratmak, resimlere farklı tarzlar uygulamak veya yaratıcı görsel içerikler oluşturmak için kullanılabilecek güçlü bir araç haline gelir.

Örnek Dataset Input-Output Görüntüleri

Content input



Style Input



Output

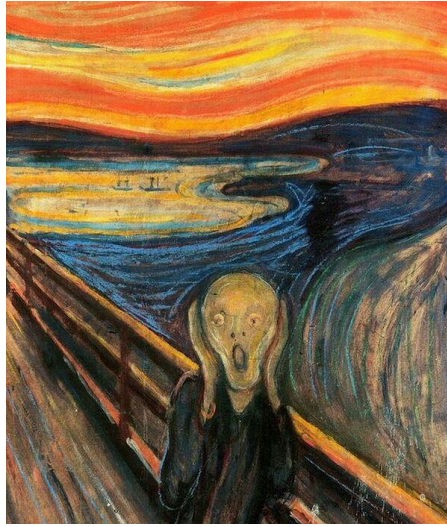


Uygulama Dataset İntut-Output Görüntüleri

Content input



Style Input



Output



İçerik Kaybı (Content Loss)

İçerik kaybı, kaynak görüntünün tarzın özünü korumasını sağlar. Bu, kaynak görüntünün bir özellik haritasının, stilize edilmiş görüntünün aynı özellik haritasına benzer olmasını sağlayan bir kayıp fonksiyonu kullanılarak hesaplanır.

Matematiksel olarak, içerik kaybı genellikle kaynak görüntüyle stilize edilmiş görüntü arasındaki farkın karelerinin toplamı olarak ifade edilir. Diyelim ki P kaynak görüntünün özellik haritası ve F stilize edilmiş görüntünün özellik haritası olsun. İçerik kaybı $L_{content}$ şu şekilde hesaplanabilir:

$$L_{content}(P, F) = \frac{1}{2} \sum (F - P)^2$$

Burada F ve P vektörlerini düzleştiririz ve farklarının karesini alırız.

Stil Kaybı (Style Loss)

Stil kaybı, bir stil referansından öğrenilen istatistiksel özelliklerin stilize edilmiş görüntüde korunmasını sağlar. Özellikle, stilize edilmiş görüntünün farklı ölçeklerdeki renk ve dokusal özelliklerini temsil eden Gram matrisleri kullanılarak stil kaybı hesaplanır.

Stil kaybı, stil referansının özellik haritasının Gram matrisi ile stilize edilmiş görüntünün özellik haritasının Gram matrisi arasındaki farkın karelerinin toplamı olarak hesaplanır.

Diyelim ki A stil referansının özellik haritası ve G stilize edilmiş görüntünün özellik haritasının Gram matrisi olsun. Stil kaybı L_{style} şu şekilde hesaplanabilir:

$$L_{style}(A, G) = \sum_l \frac{1}{E_l} \|L_{style}(A, G)\|_F^2$$

Burada E_l her bir ölçekteki stil kaybını temsil eder ve w_l ağırlıklandırma faktörüdür. Ölçekler arasında kayma miktarı E_l ifadesi ile belirtilir.

Toplam Varyans Kaybı (Total Variation Loss)

Bu kayıp, oluşturulan görüntünün pürüzsüz olmasını sağlar. Görüntünün komşu pikselleri arasındaki farklılıkları minimize ederek pürüzsüzlüğü teşvik eder.

Matematiksel olarak, toplam varyans kaybı, pikseller arasındaki farkları hesaplar ve bu farkların toplamını minimize etmeyi amaçlar.

Toplam varyans kaybı L_{TV} şu şekilde hesaplanabilir:

$$L_{TV}(I) = \sum_{i,j} |I_{i+1,j} - I_{i,j}| + |I_{i,j+1} - I_{i,j}|$$

Burada I oluşturulan görüntüyü temsil eder.

Toplam Kayıp (Total Loss)

Toplam kayıp, içerik kaybı, stil kaybı ve toplam varyans kaybının bir kombinasyonunu ifade eder. Toplam kayıp, bu üç kaybın ağırlıklı toplamıdır ve stil ve içerik arasındaki dengeyi sağlamak için kullanılır.

Toplam kayıp L_{total} şu şekilde hesaplanabilir:

$$L_{total} = \alpha L_{content} + \beta L_{style} + \gamma L_{TV}$$

Burada α, β ve γ ağırlıklandırma faktörleridir ve genellikle stil ve içerik arasındaki dengeyi sağlamak için ayarlanır.

Kaynakça:

https://keras.io/examples/generative/neural_style_transfer/

<https://krsanu555.medium.com/deep-learning-applications-neural-style-transfer-6f5bcb9df8d0>

<https://www.baeldung.com/cs/neural-style-transfer>

https://www.tensorflow.org/tutorials/generative/style_transfer?authuser=1&hl=tr

<https://medium.com/@ferlatti.aldo/neural-style-transfer-nst-theory-and-implementation-c26728cf969d>