**Sanat Stilini Konvolüsyonel Sinir Ağları Kullanarak Tanımlama….**

Özdenur UÇAR Alperen ÇAKIROĞLU Farukcan ŞORAY

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

Kocaeli Üniversitesi

[ozdenuru@gmail](mailto:ozdenuru@gmail), alperenckroglu204@gmail.com,

*Özet*

# Giriş

Stil, sanat tarihi disiplininin merkezindedir. “Stil” kelimesi, örneğin Rembrandt’ın resim stili gibi birinin yaptığı bir şeyi veya yöntemi ifade etmek için kullanılırken ayrıca, İzlenimci stil veya Yüksek Rönesans stili gibi benzer bir özellik tipolojisine sahip çalışma gruplarını da ifade eder. Sanat araştırmalarında, sanat eserlerini stile göre sınıflandırmak her zaman zorlu bir iş olmuştur. Bu problem, özellikle sanat giderek dijitalleştirildiği için sanat kataloglaması için önemli bir gerekliliktir. En kapsamlı veri kümelerinden biri olan Wikiart'ta 2.500 sanatçı tarafından yaklaşık 150.000 eser bulunmaktadır. Artsy, tüm sanat eserlerini çevrimiçi olarak kolayca erişilebilir kılmak amacıyla büyüyen bir koleksiyona sahiptir [1]. Bu koleksiyonlar büyüdükçe, yeni dijitalleştirilmiş sanat eserlerini etkili bir şekilde etiketleyebilmek ve tanımlayabilmek giderek önem kazanmaktadır. Bu tarz bir problemi çözerken sanat eserinin kime ait olduğunu çözmek dahi yeterli gelmez çünkü bir stilin tanımlanması sadece nesne veya yüz tespitini gerektirmez; sanatçılar çok çeşitli nesneleri ve sahneleri resmedebilirler. Şekil 1’de Picasso’ya ait iki farklı stilde eser gösterilmiştir.



Şekil 1: Resimlerin her ikisi de Pablo Picasso tarafından oluşturulmuştur, ancak çok farklı stil ve içeriklere sahiptirler [2].

Bir sanat uzmanına duyulan ihtiyacı önlemek için, bu işlemi bir makinede otomatik olarak yapmak avantajlıdır. Bu tür bir görev, son zamanlarda derin öğrenme tekniklerinin kullanıldığı görüntü sınıflandırma alanına girmektedir. Bilgisayarlarda hesaplama gücünün artması ile birlikte derin öğrenme modelleri zamanla geliştirlmiştir ve makineler için zor olan birçok problem başarıyla çözülmüştür. Onları çözmedeki ana engel, makinelerin veriler arasındaki farklılıkları öğrenmesine ve çıkarsamalarına yardımcı olacak büyük miktarda verinin iyi bir temsilini bulmaktır. Derin öğrenme yaklaşımlarını kullanarak, derin öğrenme sistemlerinin geniş bir alanda en modern hale gelmesine neden olan uygun veri sunumları oluşturmak mümkündür.

Derin öğrenmenin ortaya çıkmasından önce, görüntüleri temsil etmeye yönelik geleneksel yaklaşımlar, resim özelliklerinin çıkarma yöntemleriyle elde edildiği özellik çantası (bag of feature (BoF)) [3] adlı bir teknik kullanılıyordu. Bu yaklaşımın ana dezavantajı, sürecin en iyi özellikleri seçmeyi ve bunları birleştirmek ve geliştirmek için olası yolları bulmayı içermesidir. Ek olarak, sanat tarzı tanıma gibi uygulamaya özgü bir problemde bu genellikle uzmanlık bilgisi gerektirir. 2012 ImageNet çalışmasında [4], bir tür derin öğrenme modeli olan Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN), görüntü tanıma görevlerinde önemli sonuçlar vererek bu alanda büyük bir gelişim göstermiştir. Model, her biri girdinin yalnızca küçük bölümlerini işleyen yerel alıcı alanlara sahip evrişimli katmanlara dayanmaktadır. Özellik çıkarımını otomatik bir işlem olarak yapan, geri yayılım kullanarak ağırlıklarını değiştirerek özellikler üretir. Bu özellikler, CNN'leri görüntü verileri için uygun hale getirir ve geleneksel yaklaşımlara kıyasla daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Bazı stiller tarihsel etkilerden dolayı bazı özellikleri paylaşabilir. Dahası, aynı stile mensup olan farklı sanatçılar, stildeki ince farklılıkları oluşturan farklı boyama yöntemlerine sahiptir. Bu durum sanat stilleri arasındaki farkları belirlerken çeşitli zorluklara neden olur. Konvolüsyonel Sinir Ağlarını sanat tarzı tanıma probleminin bir parçası olarak uygulamak bu sorunu çözebilir ve herhangi bir özel alan uzmanlığı gerektirmez. Bununla birlikte, CNN'lerin kullanılması, modelin karmaşıklığı, en önemlisi, birkaç zorluk getirmektedir. Sonuç olarak, genellikle uzun eğitim süresi ile gerekli hesaplama gücü arasında bir denge vardır. Karmaşıklık, CNN'lerin bazı yönlerinin tam olarak anlaşılmamasının da nedenidir. Bir CNN modeli tasarlanırken belirli kurallar kabul edilmiştir, ancak ortaya çıkan mimarinin belirli bir sorun için yeterli olacağını garanti etmemektedir. Ayrıca, bir CNN'nin sınıflandırma etkinliği, girdi verilerinin temsil edilmesinden etkilenir. Ön işleme ve verilerin artırılması gibi yöntemler tahminleri iyileştirebilir. Çok az teorik altyapıya sahip olduklarından, en iyi uygulamalar çoğunlukla deneysel olarak bulunmuştur.

Bu çalışmada da CNN mimarisinin bir çeşiti olan CaffeNet yapısı kullanılmıştır. Bölüm 2’de bir sanat eserinin stilini belirlemek üzerine yapılan çalışmalara, Bölüm 3’de bu çalışmada kullanılan verisetinin genel açıklasına ve gerçeklenen CNN mimarisine, bölüm 4’te ise elde edilen sonuçlara ve performans değerlendirmelerine yer verilmiştir.

# İlgili Çalışmalar

New York Metropolitan Müzesi yakın zamanda indekslenmeye hazır olacak 375.000'den fazla kamuya açık sanat eseri resmi yayınmıştır (2008) bununla birlikte, sanatsal resimlerin indekslenmesi, tipik olarak sanatsal olmayan görüntüleri indekslemek için kullanılan içeriğin açıklamasına ek olarak, resmin görsel stilinin açıklamasını gerektirir. Birçok akademik araştırma makalesi, mevcut makine öğrenmesi yaklaşımları ile stil tanıma sorununu ele almıştır. Örneğin Florea ve ark. [5] popüler sınıflandırma özelliklerinin (gradyanlar, uzamsal zarflar, ayırt edici renk isimleri vb.) farklı sınıflandırma algoritmalarıyla (SVM, Random Forest vb.) farklı kombinasyonlarının performansını değerlendirmiştir. Veri kümesinin boyutuna ve öngörülebilecek sınırlı sayıda etikete rağmen (toplamda sadece 12 sanat akımı), birkaç stilin tahminlemesi yapılabilirken bu tekniklerin stil ayırt etmek için zor olduğunu gözlemlediler. Ayrıca, daha fazla özellik eklemenin, muhtemelen boyutsallık sorunu nedeniyle modellerin doğruluğunu iyileştirmediğini de göstermektedir. 2014 yılında Karayev ve ark. [6] otomatik stil tanıma için tasarlanan sistemlerin çoğunun el yapımı özelliklere dayandığı ve derin konvolüsyonel sinir ağı (CNN) kullanılarak otomatik olarak çıkarılan özelliklerle eğitilmiş doğrusal bir sınıflandırıcı kullanarak daha geniş bir görsel stil çeşitliliğini tanıdığı gözlendi. Kullandıkları CNN, AlexNet'tir (Alex Krizhevsky) [7] ve sanatsal olmayan fotoğraflardaki nesneleri tanımak için ImageNet'te eğitilmiştir. Daha yakın zamanda 2016 yılında Tan ve ark. [8] aynı sinir ağının bir varyasyonunu kullanarak sorunu ele almış ve ilk kez tam otomatik bir prosedürle 25 stilde % 54,5 doğrulukla en iyi performansı elde etmeyi başarmıştır. Daha sonra 2017 yılında Lecoutre ve ark. [9] tarafından

Wikiart veri setinde ve benzer bir deneysel protokol kullanarak % 62'nin üzerinde bir doğruluk değeri elde etmişleridir. Bu önemli gelişme, aşağıda açıklanan iki önemli katkıdan kaynaklanmaktadır. Öncelikle, nesne tanıma görevlerinde daha etkili olduğu kanıtlanmış Artık Sinir Ağlarının(Residual Neural Network (ResNet)), sanat tarzı tanımada da büyük performans sağladığını göstermiştir. İkincisi, ImageNet'te önceden eğitilmiş modellerden en iyi performansı elde etmek için daha derin bir yeniden eğitim prosedürünün gerekli olduğunu göstermişlerdir.

# Problem tanımı ve metodoloji

* 1. Dataset
  2. Nöron Ağları Mimarisi

# Deneyler ve Sonuçlar

# Referanslar

1. Artsy. <https://www.artsy.net/about/the-art-genome-project>. (Ziyaret Tarihi : 12/05/2019).
2. N. Viswanathan, “Artist Identification with Convolutional Neural Networks,” pp. 2–9, 2017.
3. Stephen O’Hara and Bruce A Draper. Introduction to the bag of features paradigm for image classification and retrieval. arXiv preprint arXiv:1101.3354, 2011.
4. Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In Advances in neural information processing systems, pages 1097–1105, 2012.
5. Corneliu Florea, R˘azvan Condorovici, Constantin Vertan, Raluca Butnaru, Laura Florea, and Ruxandra Vrˆanceanu. Pandora: Description of a painting database for art movement recognition with baselines and perspectives. In Proceedings of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2016.
6. Sergey Karayev, Matthew Trentacoste, Helen Han, Aseem Agarwala, Trevor Darrell, Aaron Hertzmann, and Holger Winnemoeller. Recognizing image style. In Proceedings of the British Machine Vision Conference. BMVA Press, 2014.
7. Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In Advances in neural information processing systems, pages 1097–1105, 2012.
8. Wei Ren Tan, Chee Seng Chan, Hern´an E Aguirre, and Kiyoshi Tanaka. Ceci n’est pas une pipe: A deep convolutional network for fine-art paintings classification. In Image Processing (ICIP), 2016 IEEE International Conference on, pages 3703–3707. IEEE, 2016.
9. A. Lecoutre, B. Negrevergne, F. Yger, Y.-K. Noh, and M.-L. Zhang, “Recognizing Art Style Automatically in painting with deep learning,” Proc. Mach. Learn. Res., vol. 77, pp. 327–342,2017.