Evaluation of Fabric Defect Detection Based on Transfer Learning with Pre-trained AlexNet
Önceden Eğitilmiş AlexNet ile Transfer Öğrenmeye Dayalı Kumaş Hata Tespitinin Değerlendirilmesi

Abdulkadir Şeker
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Cumhuriyet Üniversitesi
Sivas, Türkiye
aseker@cumhuriyet.edu.tr

***Abstract*—Deep learning methods are successful in many different domains such as image, natural language and signal processing. However, the number of samples affects success of deep learning algorithms significantly. Therefore, it is seen as a big challenge to obtain or produce lots of labeled data. A transfer learning method has been proposed to overcome this problem. Transfer learning aimed that using a pre-trained network instead of training it from scratch as the basis for new problem. In this paper, it is looked for a solution to fabric defect detection problem through transfer learning. The sale of defective fabrics damages both producers and customers. Accurate and rapid detection of fabric defects is a crucial problem for the textile industry. Since fabric has the features of unique own textures, it is a matter of curiosity how the transfer learning method will result in determining the fabric defect. In this study, using the AlexNet model trained with millions of images, the success rate of training from stratch to 75% was increased to 98% with transfer learning.**

***Index Terms*—deep learning, transfer learning, fabric defect, alexnet, CNN.**

***Özet*—Derin öğrenme yöntemleri görüntü, doğal dil, sinyal işleme gibi birçok farklı alanda başarılı sonuçlar vermektedir. Ancak derin öğrenme algoritmalarının başarısını örnek sayısı önemli oranda etkilemektedir. Bu yüzden çok miktarda etiketli veri bulmak veya üretmek büyük bir engel olarak görülmektedir. Bu problemin üstesinden gelmek için aktarım öğrenmesi yöntemi ortaya atılmıştır. Aktarım öğrenmesi, bir ağı sıfırdan eğitmek yerine, önceden eğitilmiş bir ağı yeni problemin temeli olarak kullanmayı amaçlamaktadır. Bu makalede, aktarım öğrenmesi ile kumaş hatası tespiti problemine çözüm aranmıştır. Hatalı kumaşların satılması hem üreticiye, hem de satın alan firmaya büyük zarar vermektedir. Kumaş hatasının doğru ve hızlı tespit edilmesi tekstil endüstrisi için önemli bir problemdir. Kumaşların özgün dokusuna ait özellikleri olduğundan, kumaş hatasının tespitinde aktarım öğrenmesi yönteminin nasıl sonuç vereceği merak konusudur. Milyonlarca görüntü ile eğitilmiş AlexNet modeli kullanılan bu çalışmada, sıfırdan eğitmedeki %75'lik başarı oranı, transfer öğrenmesi ile %98'e çıkarılmıştır.**

***Anahtar Kelimeler*—derin öğrenme, aktarım öğrenmesi, kumaş hatası, alexnet, CNN.**

978-1-5386-6878-8/18/$31.00 © 2018 IEEE

I. GIRIŞ

Kumaş hatası tespiti, endüstride oldukça önemli bir yere sahiptir. Üretilen kumaşlarda belli bir oranın üzerinde hata olması halinde, kumaşların hepsinin iade edilmesi gerekmektedir. Bu durum hem üreticiyi zarara sokmakta, hem de satın alan taraf için zaman kaybına neden olmaktadır. Bu hataların tespitinde, gelişen pazar hacmi ve üretim kapasitelerinin büyüklüğü sebebiyle insan görüsü ile tespit, büyük oranda zaman kaybına ve hata tespit oranının %70'lere düşmesine sebep olmaktadır [1]. Ayrıca bu işlemin doğrudan gözle yapılması halinde, çalışanlarda kalıcı sağlık problemlerine sebep olmaktadır. Tespitin otomatik olarak yapılması, işlemlerin doğruluğunu ve hızını artırmakta aynı zamanda bu işi yapan insanların sağlığı için bir tehditi ortadan kaldırmaktadır. Hataların tespitinde kumaş türüne, örgü ve dokuma tipine göre farklı çözümler geliştirilmektedir [2].

Makine öğrenmesinde problemin çözümü için doğru özniteliklerin/özelliklerin elde edilmesi gerekir. Derin öğrenme yaklaşımlarından önce bu işlem için ayrı çaba sarf etmek gerekiyordu. Derin öğrenme ile birlikte özellik çıkarımı otomatik olarak yapılır hale geldi. Görüntü işlemede özellikle sınıflandırma, nesne tanıma gibi problemlerin hepsi için aslında benzer özellikler kullanılmaktadır. Bu sebeple problemin çözümü için her ağı sıfırdan eğitmek yerine, önceden eğitilmiş modeller tercih edilebilir.

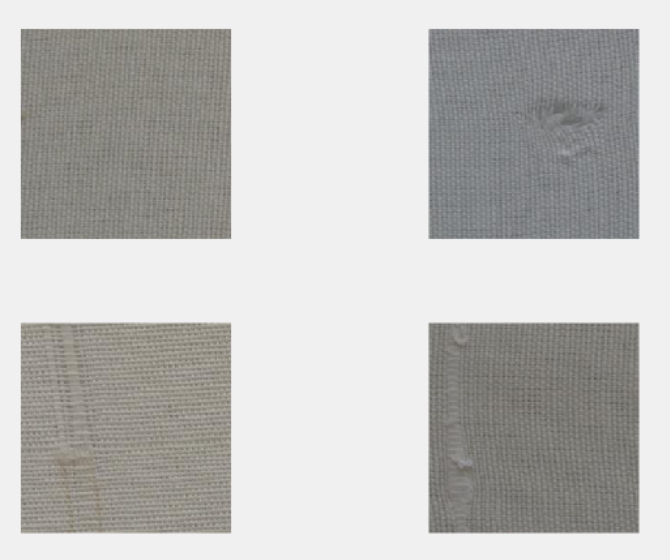
Kumaşlarda hata yakalamak için çeşitli yöntemler denenmiştir. Literatürde en başarılı sonuçları dalgacık dönüşümü ve türevleri ile oluşturulan modeller üretmektedir [3], [4]. Ancak kumaş hatası probleminde kullanılan ortak bir veri kümesi olmadığı için, nesnel bir karşılaştırma yapmak mümkün değildir.

Bu çalışmada kumaş hatası tespiti için derin öğrenme algoritmalarından Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN) [5], iki farklı yaklaşımla kullanılmıştır. İlkinde, CNN ağı bir kumaş veri kümesi ile sıfırdan eğitilirken, diğerinde önceden eğitilmiş AlexNet ağı ile aktarım öğrenmesi yöntemi kullanılmıştır.

II. Materyal ve Metod

A. Veri Kümesi

Bu çalışmada kendi oluşturduğumuz bir kumaş veri kümesi kullanılmıştır [6]. Öncelikle, yatak kumaşı imalatına ait hatalı/hatasız kumaş numuneleri alınmıştır. Bu örnekler dokuma türünde, beyaz renkli düz kumaşlardır. Ancak makine öğrenmesi için birbirinden farklı çok fazla örneğe ihtiyaç duyulduğundan veri çoğaltma yöntemi ile bu veri kümesi oluşturulmuştur. Bu işlem için eldeki kumaşların fotoğraflarından, bir yazılım ile aynı boyutlara sahip rastgele parça resimleri üretilmiştir. Şekil 1'de veri kümesine ait bazı örnekler gösterilmektedir. Kumaş örneklerinden de görüldüğü üzere kumaşlarda yırtık, düğüm, çift dikiş, yağ lekesi gibi hatalar bulunmaktadır. Veri kümesi 936'sı hatalı olmak üzere 3725 örnekten oluşturulmuştur.



Şekil 1. Kumaş parçalarından bazı örnekler.

B. Yöntem

Derin öğrenme uygulamalarında aktarım öğrenmesi (transfer learning) sıklıkla kullanılmaktadır [7]. Önceden eğitilmiş bir ağ, yeni bir öğrenme problemi için başlangıç noktası olabilir. Aktarım öğrenmesi ile bir ağın ince ayarlanması, sıfırdan kurulmasından ve eğitilmesinden daha kolay ve hızlıdır [8]. Aktarım öğrenmesinin en önemli artısı, önceden hazırlanmış ağın zaten zengin bir özellik kümesini öğrenmiş olmasıdır. Bu özellikler çok farklı problemlerde de işe yarayacaktır. Örneğin, milyonlarca görüntü üzerinde eğitilmiş bir ağ ile sadece yüzlerce görüntü barındıran bir veri kümesi üzerinde yeni bir sınıflandırma yapmak için yeniden eğitilebilir. Bu çalışmada aktarım öğrenmesi ve sıfırdan öğrenme yöntemleri karşılaştırılmıştır.

III. Uygulama

Bu çalışmanın amacı, önceden eğitilmiş modelin kumaş hatası tespiti problemindeki başarısını test etmektir. Bu amaçla, problem için bir derin öğrenme yaklaşımı iki farklı model ile kullanılmıştır. Özellikle nesne tanıma [9], görüntü sınıflandırma [10] gibi problemlerde oldukça yüksek doğrulukla çalışan CNN algoritması bu probleme de uygulanmıştır.

A. Sıfırdan eğitim

Çalışmada öncelikle CNN modeli, veri kümesinin kendisi ile sıfırdan eğitilmiştir. Verilerin %70'i eğitim için kullanılırken, geri kalanı da test için ayrılmıştır. Ağda birbiri ardına gelen konvolüsyon, maksimum havuzlama, ReLu, normalizasyon katmanları bulunmaktadır. Parametreler ve katmanlar, doğru kıyaslama yapılabilmesi için, bir sonraki bölümde denenen AlexNet modeli ile aynı seçilmiştir. Model toplam doğrulukta %74.87'lik bir skor vermiştir (Şekil 4). Bu deneme sonucunda, problemin çözümünde derin öğrenme algoritmaları için örnek sayısının yetersiz olduğu, ağı sıfırdan eğitmenin bu sayıda örnekle başarılı olmadığı görülmüştür.

```
ans =
  25x1 Layer array with layers:

     1   'data'     Image Input                   227x227x3 images with 'zerocenter' normalization
     2   'conv1'    Convolution                   96 11x11x3 convolutions with stride [4  4] and pa
     3   'relu1'    ReLU                          ReLU
     4   'norm1'    Cross Channel Normalization   cross channel normalization with 5 channels per e
     5   'pool1'    Max Pooling                   3x3 max pooling with stride [2  2] and padding [0
     6   'conv2'    Convolution                   256 5x5x48 convolutions with stride [1  1] and pa
     7   'relu2'    ReLU                          ReLU
     8   'norm2'    Cross Channel Normalization   cross channel normalization with 5 channels per e
     9   'pool2'    Max Pooling                   3x3 max pooling with stride [2  2] and padding [0
    10   'conv3'    Convolution                   384 3x3x256 convolutions with stride [1  1] and pa
    11   'relu3'    ReLU                          ReLU
    12   'conv4'    Convolution                   384 3x3x192 convolutions with stride [1  1] and pa
    13   'relu4'    ReLU                          ReLU
    14   'conv5'    Convolution                   256 3x3x192 convolutions with stride [1  1] and pa
    15   'relu5'    ReLU                          ReLU
    16   'pool5'    Max Pooling                   3x3 max pooling with stride [2  2] and padding [0
    17   'fc6'      Fully Connected               4096 fully connected layer
    18   'relu6'    ReLU                          ReLU
    19   'drop6'    Dropout                       50% dropout
    20   'fc7'      Fully Connected               4096 fully connected layer
    21   'relu7'    ReLU                          ReLU
    22   'drop7'    Dropout                       50% dropout
    23   'fc8'      Fully Connected               1000 fully connected layer
    24   'prob'     Softmax                       softmax
    25   'output'   Classification Output         crossentropyex with 'tench' and 999 other classes
```

Şekil 2. Alexnet ağının katmanları.

B. Önceden eğitilmiş model: AlexNet

İlk denemedeki düşük başarının nedeni olarak ağı eğitmek için eldeki örneklerin yetersiz olduğu görülmüştür. Bu nedenle önceden eğitilmiş modelden gelen özellikleri, kendi problemimize uygulayabilecek bir yöntem olan aktarım öğrenmesi kullanılmıştır. Ancak burada diğer çalışmalardan farklı olan şey kumaş verisi ile çalışmaktır. Önceden eğitilmiş Googlenet, Imagenet, Alexnet, gibi ağlar nesne görüntüleri ve sınıfları ile eğitilmiştir. Yapılan çalışmalar da genellikle az sayıda ve benzer sınıflandırmalar için yapılmıştır. Kumaş gibi dokusal niteliklere sahip görüntülerin kendine has özellikleri olmasının öğrenmeyi ne derece etkileyeceği merak konusudur [11] .

Çalışma aktarım öğrenmesi için, önceden eğitilmiş AlexNet modeli kullanılmıştır [10]. Bu model, ImageNet Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışmasında (ILSVRC) kullanılan ImageNet veritabanının [12] alt kümesinde eğitilmiştir. Model, bir milyondan fazla görüntü üzerinde eğitilmiş ve görüntüleri 1000 nesne kategorisine sınıflandırmıştır (klavye, fare, kalem, birçok hayvan, vs). Sonuç olarak, model çok

çeşitli görüntüler için zengin özellikler barındırmaktadır. Alexnet ağının sınıflandırma katmanlarına probleme özgü bir biçimde ince ayar yapılmıştır (Şekil 2'de 23. katmanda 1000 yerine 2 sınıf olarak düzenlendi.).

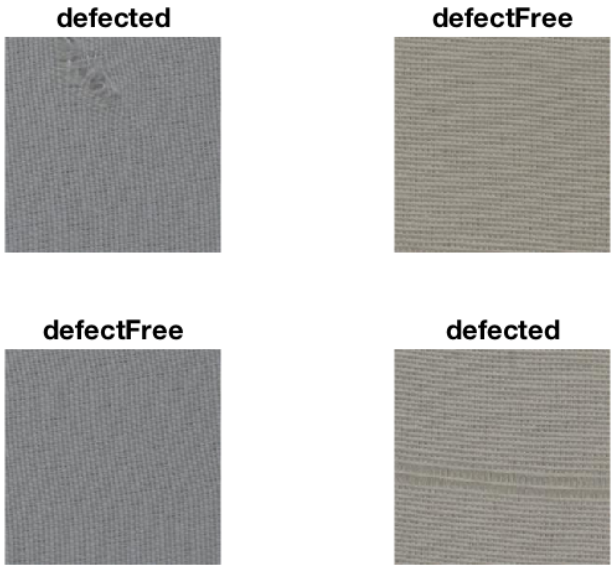
Büyük veriye sahip kümelere kıyasla az sayıda örnek olan durumlarda, giriş görüntülerine yansıtma, çevirme, döndürme, ölçeklendirme, kırpma, gürültü ekleme gibi işlemler uygulanmasına veri büyütme (data augmentation) adı verilmektedir [13]. Bu çalışmada da örnekler üzerinde farklı dönüştürmeler yapılmıştır. Veri kümesindeki görüntüler dikey eksene göre ters çevrilmiş ve 30 piksele kadar rastgele yatay ve dikey olarak döndürülmüştür. Bu işlemler de ağın aşırı yüklenmesini ve eğitim görüntülerinin tam ayrıntılarını ezberlemesini önlemeye yardımcı olmuştur. Ayrıca modelde, ezberlemeyi önlemek için dropout [14] yöntemi de kullanılmıştır.

Eğitim sonucunda, %98.75'lik skorla olağanüstü bir doğruluk oranı elde edilmiştir (Şekil 5).

IV. Sonuçlar

Bu çalışmanın en önemli sonucu, aktarım öğrenmesinin literatürde kullanılanlara göre çok farklı bir alanda denenmiş ve başarı elde edilmiş olmasıdır. Kumaş hatası problemi için veri kümesi oluşturmadaki zorluk göz önüne alındığında, bu yöntemle elde edilen başarının çok değerli olduğu düşünülmektedir.

Veri kümesinden rastgele seçilen örneklerle ne tür hataların doğru şekilde etiketlendiği Şekil 3'te verilmiştir. Örnekler incelendiğinde kenarlarda kalmış küçük hataların bile yakalandığı görülmektedir.



Şekil 3. Önceden eğitilmiş ağ ile etiketlenmiş bazı örnekler

V. Gelecek Çalışmalar

Bu çalışmada Alexnet modeli kullanılmıştır. Buna benzer, önceden eğitilmiş başka modellerin de bu problem üzerindeki başarısı araştırılacaktır. Bu doğrultuda kumaş özellliklerine ve hata tespit problemine en uygun model bulunmuş olacaktır. Veri kümesinin de farklı türde hatalar ile geliştirilmesi planlanmaktadır. Sık karşılaşılan hatalardan yeterli miktarda örnek elde edilirse, hata türlerine göre sınıflandırma yapmak da denenebilir. Ayrıca oluşturulan kumaş veri kümesi düzenlenip paylaşıma açılarak, bu konuda çalışan herkes için yöntemlerini nesnel bir şekilde değerlendirme imkanı sunulacaktır.

Kaynaklar

[1] Chi-Ho Chan and G. Pang, "Fabric defect detection by Fourier analysis," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 36, no. 5, pp. 1267–1276, 2000. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/871274/

[2] H. Y. Ngan, G. K. Pang, and N. H. Yung, "Automated fabric defect detection—a review," *Image and Vision Computing*, vol. 29, no. 7, pp. 442–458, 2011.

[3] Chi-Ho Chan and G. Pang, "Fabric defect detection by Fourier analysis," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 36, no. 5, pp. 1267–1276, 2000. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/871274/

[4] V. V. Karlekar, M. Biradar, and K. Bhangale, "Fabric defect detection using wavelet filter," in *Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA), 2015 International Conference on*. IEEE, 2015, pp. 712–715.

[5] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *nature*, vol. 521, no. 7553, p. 436, 2015.

[6] A. Seker and A. G. YUKSEK, "Stacked autoencoder method for fabric defect detection," *Sci. Sci. J*, vol. 38, no. 2, 2017.

[7] S. J. Pan and Q. Yang, "A survey on transfer learning," *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, vol. 22, no. 10, pp. 1345–1359, 2010.

[8] N. Tajbakhsh, J. Y. Shin, S. R. Gurudu, R. T. Hurst, C. B. Kendall, M. B. Gotway, and J. Liang, "Convolutional neural networks for medical image analysis: Full training or fine tuning?" *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 35, no. 5, pp. 1299–1312, 2016.

[9] C. Szegedy, A. Toshev, and D. Erhan, "Deep neural networks for object detection," in *Advances in neural information processing systems*, 2013, pp. 2553–2561.

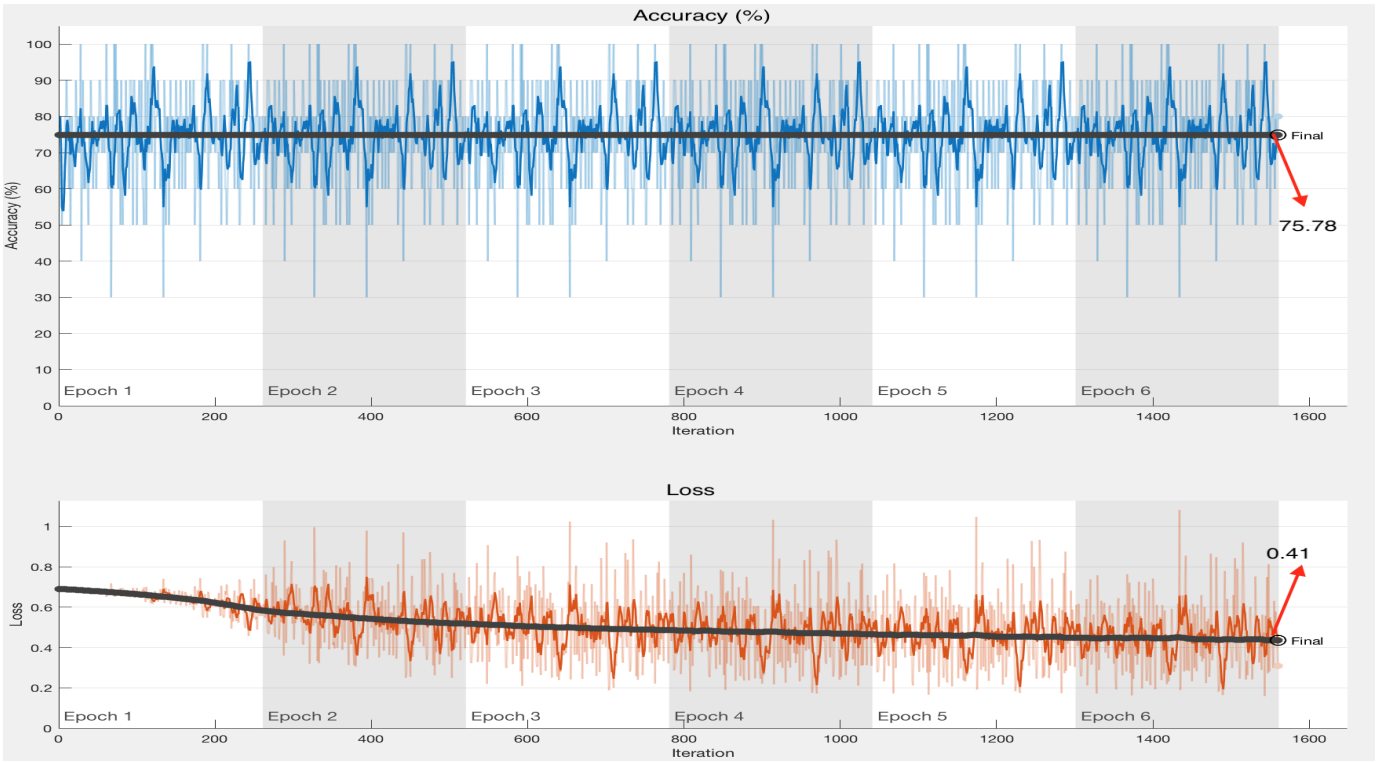
[10] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Advances in neural information processing systems*, 2012, pp. 1097–1105.

[11] R. M. Haralick, K. Shanmugam *et al.*, "Textural features for image classification," *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, no. 6, pp. 610–621, 1973.

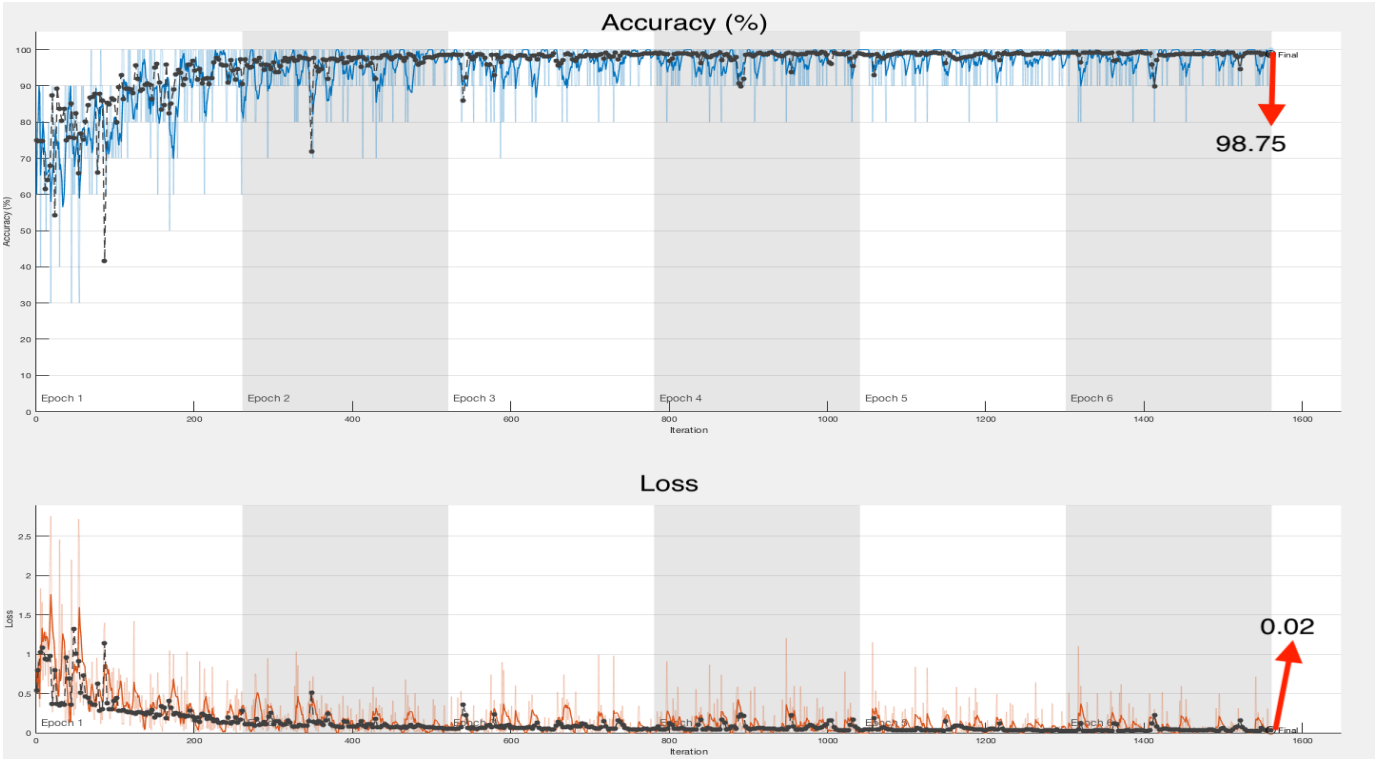
[12] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, "Imagenet: A large-scale hierarchical image database," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on*. IEEE, 2009, pp. 248–255.

[13] B. Raj, "Data Augmentation — How to use Deep Learning when you have Limited Data," 2018. [Online]. Available: https://bit.ly/2IvKw11

[14] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, "Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting," *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 15, no. 1, pp. 1929–1958, 2014.



Şekil 4. Sıfırdan eğitilmiş ağın doğruluk ve hata skorları.



Şekil 5. Önceden eğitilmiş ağın doğruluk ve hata skorları.