Convolutional Neural Network를 이용한 불량원두 검출 시스템

김호중* · 조태훈*

*한국기술교육대학교

Detection of Coffee Bean Defects using Convolutional Neural Networks

Ho-Joong Kim* and Tai-Hoon Cho*

*Korea University of Technology and Education

E-mail : hjhjhjof@naver.com

요 약

전 세계적으로 커피시장이 커짐에 따라서 커피에 대한 사람들의 관심도 또한 커지고 있는 추세이다. 이러한 추세 속에서 사람들의 입맛이 더욱 고급스러워지고 커피의 맛을 결정하는 커피 원두가 중요시 되고 있다. 하지만 현재는 불량원두를 사람이 직접 보고 검출을 하고 있는데, 이는 커피 원두에 대한 전문적 지식이 있는 사람만이 할 수가 있는 작업이다. 따라서 본 논문에서는 기계학습을 이용한 불량원두 검출 시스템을 제안한다. 이 시스템에서는 불량 원두의 종류 중 큰 비율을 차지하는 원두의 모양과 Insect Damage에 대한 불량 검출에 중점을 두었다. 기계학습의 방법으로 Convolutional Neural Network를 사용하였고, 원두의 모양을 검출할 신경망과 Insect Damage를 검출할 신경망 두 개로 구성되어 있다. Insect Damage에 대한 불량을 검출할 때에는 카메라의 노출시간을 길게 하여 원두의 어두운 구멍을 더 돋보이게 하여 데이터를 만들어 신경망을 구축하였다. 이 시스템의 개발로 인하여 사람이 직접 불량 원두를 검출하는 작업을 자동화 시스템으로 전환할 수 있는 시발점이 될 수 있을 것이고, 현재는 원두의 모양과 Insect Damage의 유무만을 중점으로 검출을 하고 있기 때문에, 추후에 다른 여러 가지의 불량에 대해 검출할 수 있는 연구가 필요하다.

ABSTRACT

People's interests in coffee are increasing with the expansion of coffee market. In this trend, people's taste becomes more luxurious and coffee bean's quality is considered to be very important. Currently, bean defects are mainly detected by experienced specialists. In this paper, a detection system of bean defects using machine learning is presented. This system concentrates on detecting two main defect types : bean's shape and insect damage. Convolutional Neural Networks are used for machine learning. The neural networks are comprised of two neural networks. The first neural network detects defects in the bean's shape, and the second one detects the bean's insect damage. The development of this system could be a starting point for automated coffee bean defects detection. Later, further research is needed to detect other bean defect types.

키워드

Machine Learning, Convolutional Neural Networks, Defected bean, Insect Damage

Ⅰ. 서 론

최근 들어 커피시장이 매우 커지고 있는 추세이다. 이러한 추세에서 커피를 애용하는 사람들이 많아지고 있고 사람들의 입맛 또한 까다로워지고 예민해지고 있다. 사람마다 애용하는 매장이 있지만 매장마다 커피의 맛이 조금씩 다르고, 심지어 같은 매장이라고 해도 커피 맛이 조금씩 다른 경우가 있다. 커피 맛의 차이는 커피 원두로부터 오게 된다. 현재는 불량 원두를 커피에 대해 잘 아는 전문가가 직접 보고 걸러내는 작업을 하고 있는 실정이다. 이 작업은 전문가의 컨디션이나 환경에 따라서 제대로 이루어지지 않을 수 있고 시간이 오래 걸릴 수 있다. 그럼으로써 불량 원두를 제대로 걸러내지 못하고 소비자에게 판매하는 경우가 생기게 된다. 여기에서 같은 커피라도 맛의 차이가 나게 되는 것이다. 이 문제점을 해결하기

위해서 불량 원두를 자동으로 검출할 수 있는 시스템을 구축하려 했다. 따라서 본 논문에서는 Convolutional Neural Network[1,2]를 이용한 불량 원두 검출 시스템을 제안한다. 간단히 설명하면 이 시스템은 각각의 원두를 Convolutional Neural Network에 학습시켜 불량 여부를 판단할 수 있는 시스템이다. 또 새로운 원두 영상을 얻었다면 그 영상에 대해서도 추가적으로 학습을 시킬 수 있고 테스트해 볼 수도 있다. 더 자세한 내용은 이후에 다루기로 하겠다.

Ⅱ. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network는 multi-layer neural network[3]의 한 종류이며, 다른 neural network와 같이 BackPropagation algorithm을 통해 학습이 된다. 차이점으로는 일반 neural network와 시스템의 구성이 다르다. Convolutional Neural Network는 간단한 전처리를 통해 픽셀 이미지로부터 곧바로 시각적 패턴을 인식하도록 제작되었다. Convolutional Neural Network는 가변성이 큰 패턴을 인식할 수 있고 영상의 찌그러뜨림이나 기하학적인 변화에 강건하다. 또 Convolutional Neural Network는 일반 neural network와 달리 weight를 공유하기 때문에 “shared weight Neural Network”라고도 불린다.[4] Convolutional Neural Network는 일반 neural network와 달리 spatial topology를 잘 잡아내기 때문에 시각적인 분석 작업에 알맞다. 일반적인 Convolutional Neural Network는 두 개의 convolution layer와 두 개의 fully connected layer로 구성 되어있다. convolution layer는 feature extractor의 역할을 하고, fully connected layer는 classifier의 역할을 한다. <그림 1>은 Convolutional Neural Network 구조의 한 예이다. 이 구조는 손글씨 0부터 9까지를 인식하는 Convolutional Neural Network의 구조이다. 이 구조에서는 feature map의 개수는 5개, 50개로 되어있는데 feature map의 개수를 5개, 50개 이하로 잡으면 성능이 떨어지고, 이 이상으로 잡으면 성능이 더 좋아지지 않기 때문에 5개, 50개로 잡은 것이다.

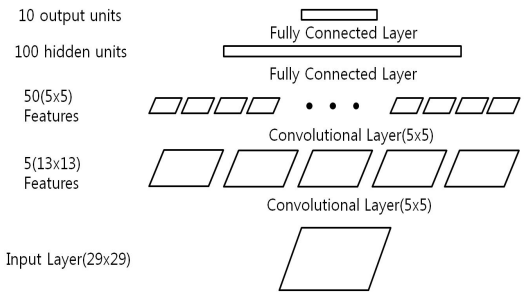

그림 1. Convolutional Neural Network의 구조 예

Ⅲ. 불량 원두 검출 시스템

본 시스템은 불량 원두의 여러 가지 종류 중에서 모양이 이상한 불량 원두와 Insect Damage(벌레가 원두를 파먹은 것) 불량 원두에 중점을 두어 검출하는 시스템이다. 이 두 가지를 검출하기 위해서 본 시스템은 모양에 대한 Neural Network(이하 Shape Neural Network)와 Insect Damage에 대한 Neural Network(이하 Insect Damage Neural Network), 즉 두 개의 Neural Network로 구성 되어 있다. 원두에 대해 검출하는 과정은 아래의 <그림 2>과 같다.

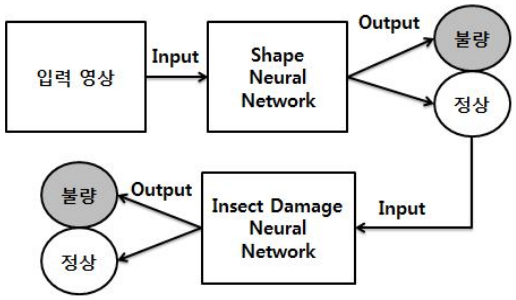

그림 2. 불량 원두 검출 과정

입력영상은 USB 카메라를 이용하여 <그림 3>와 같은 영상을 얻어 사용한다.

그림 3. 입력 영상

이와 같은 입력 영상을 Blob Labeling 알고리즘[5]을 이용하여 한 장의 영상을 110x110 크기인 각각의 원두 영상으로 나눈다.(<그림 4> 첫 번째 영상) 이렇게 나뉜 각각의 원두 영상으로 부터 불량 유무의 결과가 나오게 되는 것이다.

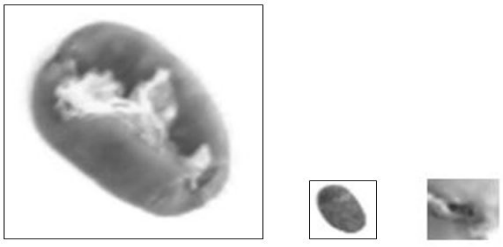

그림 4. 입력되는 원두의 영상 예

본 시스템의 실제 모습은 <그림 5>와 같고, 프로그램의 캡쳐 화면은 <그림 6>와 같다.

그림 5. 시스템 실제 모습

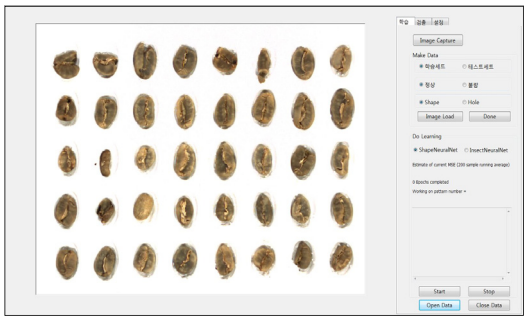

그림 6. 프로그램의 모습

앞서 설명했듯이 이 시스템은 두 개의 Convolutional Neural Network로 구성이 되어있다. 최초에는 하나의 Convolutional Neural Network로 검출을 하려고 했었다. 하지만 하나의 Convolutional Neural Network로 하면 모양에 대해서는 검출이 잘 되지만, Insect Damage에 대한 불량을 거의 검출하지 못한다는 문제점이 발생했었다. 그래서 하나의 Convolutional Neural Network를 더 추가시켜 해결을 한 것이다.

Shape Neural Network는 5개의 Layer로 구성이 되어있으며 첫 번째 Layer는 입력 Layer, 두 번째 Layer는 6개의 feature map, 세 번째 Layer는 50개의 feature map, 네 번째 Layer는 100개의 hidden unit, 마지막 Layer는 output unit으로써 두 개의 feature map으로 되어있다. 마지막 Layer의 결과에 따라서 원두의 불량 여부가 결정되는 것이다. 앞서 Blob Labeling 알고리즘으로 나눈 110x110영상을 28x28 크기로 Resize한 영상이(<그림4> 두 번째 영상) Shape Neural Network의 입력이 된다. 입력영상이 들어오게 되면 학습시켜놓은 weight를 가지고 결과 값을 구하게 된다. Shape에 대한 불량 원두의 예로는 <그림 7>의 첫 번째 영상과 같다.

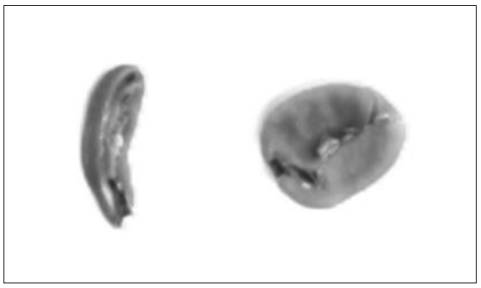

그림 7. 불량 원두의 예

Insect Damage Neural Network는 앞서 설명한 Shape Neural Network와 구조가 같다. 차이점으로는 입력영상이 <그림 4>의 세 번째 영상과 같이 기존의 원두 영상을 사용하지 않는다는 것이다. 이 영상은 110x110 영상에서 가장 어두운 부분을 찾아내어 그 부분을 중심으로 28x28만큼의 영상을 추출한 것이다.(어두운 부분을 좀 더 효과적으로 추출하기 위해서 카메라 자체의 노출정도를 증가시켰다.) 이 부분은 Insect Damage의 특징을 이용한 것인데 Insect Damage의 특징은 벌레가 원두를 파먹었기 때문에 구멍이 생기고, 그 구멍 주위가 썩어서 다른 곳에 비해 어둡다는 것이다. 간혹 정상원두 중에서도 구멍처럼 생긴 것이 있는데 그 구멍 주위는 썩은 것이 아니기 때문에 상대적으로 더 밝다. 이러한 특징을 살려 Insect Damage Neural Network를 구성하였다. Insect Damage에 대한 불량 원두의 예로는 <그림 7>의 두 번째 영상과 같다.

Ⅳ. 실험 결과

본 시스템은 Window 7(64bit), Microsoft Visual Studio 2010의 환경에서 개발되었으며, USB 카메라는 IMAGINGSOURCE 社의 'DFK 31BU03'을 사용하였다. 카메라의 해상도는 1024*768이고 FOV(Field of view)는 너비 12.4cm, 높이 9.3cm이다. 렌즈는 초점거리가 25mm인 렌즈를 사용하였다.

Shape Neural Network에 대한 영상의 개수 및 에러율은 <표 1>과 같다.

표 1. Shape Neural Network에 사용된 데이터 및 에러율

Shape	학습 세트	테스트 세트	학습 횟수	에러율
정상	6732개	3024개	34	8%
불량	3456개	1872개		
총	10188개	4896개		

Insect Damage Neural Network에 대한 영상의 개수 및 에러율은 <표 2>와 같다.

표 2. Insect Damage Neural Network에 사용된 데이터 및 에러율

Insect Damage	학습 세트	테스트 세트	학습 횟수	에러율
정상	7200개	3600개	64	14%
불량	3600개	1800개		
총	10800개	5400개		

Shape Neural Network 와 Insect Damage Neural Network 모두 학습을 시킬 경우는 각각의 학습세트인 10188개, 10800개를 사용하여 학습을 시켰고, 학습 횟수는 에러율이 눈에 띄게 낮아지지 않을 때까지 한 횟수이다. 학습은 데이터를 확장하여 추가적으로 시킬 수 있다. 각각의 에러율은 학습세트를 기반으로 학습시킨 결과를 통해 테스트세트에 대해 검출 테스트를 했을 경우의 에러율이다. 결과를 보면 Shape에 대한 검출보다 Insect Damage에 대한 검출이 잘 안 되는 것을 확인할 수 있는데 이 점은 추후에 보완해야할 것이다.

V. 결 론

본 논문에서는 불량 원두를 검출하는 방법에 대해 Convolutional Neural Network를 제안하였다. 제안된 방법으로 불량 원두 중에서 대표적인 불량 두 가지를 검출할 수 있었다. 하지만 앞서 말한 것처럼 Insect Damage에 대한 보완이 필요하고 다른 종류의 불량에 대한 검출도 추가적으로 필요하다. 이러한 점이 보완이 된다면 현재 전문가가 하고 있는 불량 원두 검출을 자동화시킬 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition,“, Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, Nov. 1998.

[2] Patrice Y. Simard, Dave Steinkraus, John Platt, “Best Practices for Convolutional Neural Networks Applied to Visual Document Analysis,“ , External Link International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), IEEE Computer Society, Los Alamitos, pp. 958-962, 2003.

[3] Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork, “Pattern Classification”, 1973.

[4] http://www.codeproject.com/Articles/16650/Neural-Network-for-Recognition-of-Handwritten-Digi

[5] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck, “Machine Vision”, McGraw-Hill, Inc., 1995.