



딥러닝 기법을 이용한 머신 비전 기술 최근 응용 동향

1. 서론

머신 비전 시스템은 결함 검사, 분류, 인식 등의 응용 분야에서 수동 검사자를 대체하여 반복적으로 고정도의 검사를 수행할 수 있어서 널리 연구되고 적용 되어 왔다^[1]. 그간의 많은 연구의 결과로 머신 비전 기술은 획기적으로 발전되어 왔으나, 그럼에도 불구하고 아직 많은 응용 분야에 있어서는 머신 비전 시스템이 전적으로 수동검사자를 대신하지 못하여 수동 검사가 이루어 지고 있다^[1]. 머신 비전 기술을 자동 검사가 적용되지 못하고 있는 경우들은 대부분 수동 검사자가 관찰하는 품질 평가를 수학적으로 모델링하여 알고리즘을 설계하기가 어려운 경우들이다^[2]. 예를 들면, 머신 비전을 통한 과일의 품질 평가의 경우 수동 검사자는 무의식적으로 매우 다양한 속성들을 고려하여 평가하지만 이를 적절히 계량적으로 설명하는 것은 쉽지 않은 일이다^[2].

최근 주목 받고 있는 머신 러닝 기술은 수동 검사자의 판단 형태를 학습할 수 있어서 기존 머신 비전 기술이 적용되기 어려웠던 응용 분야에서, 적용이 활발히 연구되고 있다^[3-4]. 뿐만 아니라, 머신 비전의 주요 응용 분야인 결함 검출, 분류, 인식등의 분야는 주관적인 검사자의 검사 성능과 유사한 결과를 생성하는 자동 검사 장비의 필요성이 크기 때문에, 이러한 응용 분야에서 인간의 학습 과정을 모사하는 머신 러닝 기법의 적용은 기존 기법보다 좋은 성능을 발휘할 가능성이 커서 널리 연구되고 있다^[5-7].

본고에서는 최근의 머신러닝 기법을 적용한 머신 비전 기술의 연구 동향을 소개한다. 이를 위하여, 제품 결함 검사, 시설 안전검사 등의 품질 검사에의 응용 사례들을 조사하였다. 이에 더불어서 전통적인 머신 비전의 영역과는 약간 벗어 나지만 의료 영상을 이용한 진단에의 연구 결과들을 조사한 결과도 추가한다. 의료 영상을 이용한 질병 진단은 그



김 정 태
이화여자대학교 전자공학과



조 희 연
이화여자대학교 전자공학과



최 은 정
이화여자대학교 전자공학과



주요한 기술적 문제가 영상을 이용한 결함 검출과 유사한 부분이 많고 머신러닝 기술을 효과적으로 적용할 수 있는 분야로 판단된다.

II. 관련연구

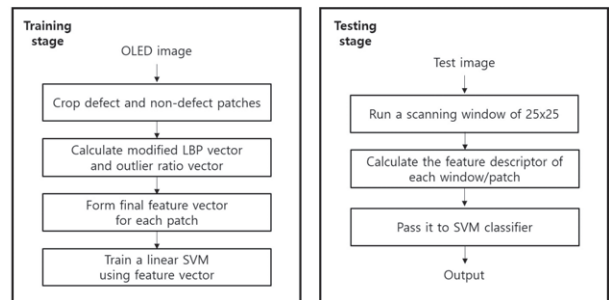
1. 품질 검사

기존의 제조 공정상에서 발생하는 결함 검출 방법은 대부분 작업자가 직접 관찰 수행하는 수동적 방법이었다. 이러한 방법은 작업자의 상태 및 판단 능력에 따라 정확도가 크게 변하고 많은 시간이 소요되므로 자동적으로 결함을 검출할 수 있는 방법이 필요하다. 그러나 이러한 결함들은 크기와 형태가 다양하여 자동화 하기 어렵는데, 이를 해결하기 위하여 최근에는 머신러닝과 딥러닝 기술을 응용한 방법들이 다양한 분야에서 활발하게 연구되고 있다.

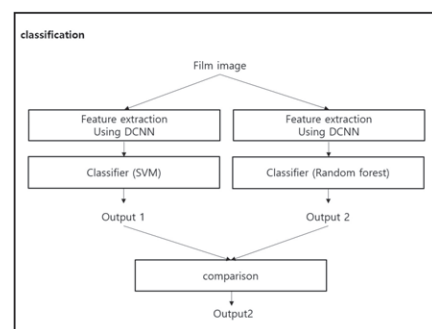
1.1 제품 검사

Organic Light Emitting Diode (OLED) 는 유기 화합물 층으로 이루어진 LED 반도체 소자 중 하나로 최근 LCD 를 대체할 차세대 디스플레이로 각광받고 있으며 많은 기업들이 연구 중에 있다. 그러나 OLED 패널은 복잡한 제조과정을 거치기 때문에 다양한 종류의 결함들이 생길 수 있는데, 이러한 결함은 크기가 크고 높은 대비를 가지는 macro 결함과 크기가 작고 검출하기 어려운 micro 결함으로 나누어진다. 이는 local inlier-outlier ratio 와 modified Local Binary Patterns (LBP) 기법을 사용하여 특징을 추출하고, 추출된 특징을 이용하여 Support Vector Machine (SVM) 을 학습시켜 검출 및 분류할 수 있다^[3].

제조 공정상에서 발생하는 결함을 검출하고 분류하는 것은 제품의 신뢰성을 확보하고 공정의 문제점을 파악하여 품질을 향상시키는데 중요한 역할을 한다. 필름 결함은 사람의 눈으로도 비교적 쉽게 검출될 수 있으나, 결함의 종류를 파악하는 것은 어려운 일이므로 이를 분류하기 위한 방법들이 연구되고 있다. 필름 결함을 분류하기 위한 방법에는 결함의 종류를 크게 5가지로 나누고 이를 분



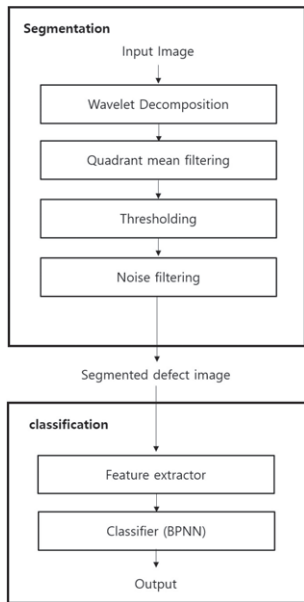
〈그림 1〉 OLED 패널 검사 플로우 차트



〈그림 2〉 OLED 필름 결함 검출 플로우 차트

류하기 위하여 adaptive 한 특징을 추출할 수 있는 Deep Convolutional Neural Networks (DCNN) 를 학습시킨 후 랜덤 포레스트를 분류기로 사용하는 방법이 있다. 이는 DCNN 과 랜덤 포레스트를 각각 적용했을 때 보다 더 높은 정확도를 보였으며 영상처리와 학습 과정에서 소요되는 연산 시간을 단축시키기 위하여 GPU 를 사용하였다^[4].

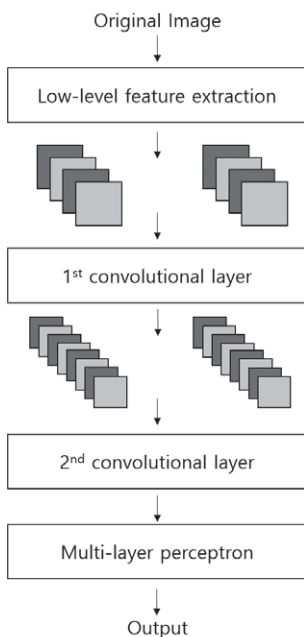
직물 (fabric) 생산 공정에서의 결함을 검출하고 분류하는 작업은 품질 관리에 있어서 중요하다. 이러한 결함을 검출 및 분류하는 것에 관한 연구에는 정형화 하기 어려운 직물 결함을 분류하기 위하여 먼저 영상을 같은 크기로 나누고 결함이 있는 샘플과 결함이 없는 샘플로 나누어 트레이닝 데이터 셋을 획득한 후 딥러닝 기술 중 하나인 Fisher Criterion based Stacked Denoising Autoencoder (FCSDA) 를 적용시키는 방법이 있다^[5]. 또 다른 방법으로는 결함을 종류별로 나누고 웨이블릿 변환에 기반한 thresholding 방법과 Back-Propagation Neural Network (BPNN) 를 결합하여 분류하는 방법이 있다^[6].



〈그림 3〉 직물 결함 검출 플로우 차트

1.2 사회기반시설 검사

사회기반시설은 다수의 사회 구성원에게 편의와 복지 및 공익을 제공하는 시설물로 인명의安危에 직결되는 점에서 안전성 확보가 필수적이다. 사회기반시설은 다양한 요인에 의해 부식되기도 하는데 특히 터널에서 흔히 발생한다. 터널 검사에 관한 연구에는 먼저



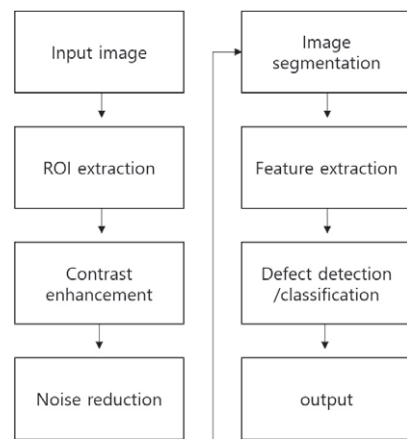
〈그림 4〉 터널 검사 플로우 차트

single monocular 카메라를 이용하여 획득한 영상을 통해 Edge, Entropy, HOG 와 같은 low-level 특징을 추출한 후, 추출된 특징을 사용하여 Convolutional Neural Networks (CNN) 을 학습시켜 더 복잡한 high level 특징을 추출하고 그 후 다층 신경망을 적용하여 최종적으로 결함을 검출하는 방법이 있다^[7].

금속 표면 (metal surface) 결함 검출에 관한 연구들 중에는 모바일 플랫폼으로부터 레일 결함을 검출하는 것이 있는데, 영상을 획득하는 상황이나 결함의 형태 변화에 따라 정확도가 달라진다. 레일 결함은 탈선 사고로 이어질 위험이 있으므로 조기에 발견되어야 하는데 이는 photometric 스테레오 영상을 사용하여 다양한 특징들을 추출할 수 있는 CNN 과 Unsupervised Layer-wise Pre-training 과 같은 정규화 기법을 결합한 방법을 적용하여 검출할 수 있다^[8].

1.3 기타

용접 (weld) 은 금속, 유리, 플라스틱 등을 열과 압력으로 접합하는 기술로써 두 물질 사이의 원자간 결합을 이루어 접합한다. 용접 검사는 선박업, 항공기 공업 등 많은 분야에서 신뢰성과 안정성을 확보하는데 중요한 역할을 하므로 정확하게 결함을 검출하는 기술이 필요하다. 용접 결함의 종류는 용접부에 작은 구멍이 산재되어 있는 형태, 실모양의 균열이 형성되어 있는 형태 등 다양한데 이러한 결함을 검출 및 분류하는 방법에는 용접 방사선



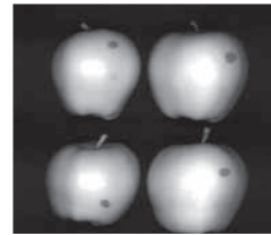
〈그림 5〉 용접 결함 검출 플로우 차트



사진들을 사용하여 세그먼트 된 물체의 기하학적인 특징을 추출한 후, 추출된 특징들에 SVM, Neural Network, K-Nearest Neighbor (K-NN) 분류기를 적용하는 것이 있다⁹⁾.

목재의 웅이 (knots) 는 나무가 자라는 동안 자연의 영향이나 생물의 피해를 받아 생기는 결함으로 목재가 갈라지거나 뒤틀리는 현상의 원인이 될 수 있다. 이러한 웅이는 목재 강도에 영향을 미치며 구조적인 약점으로 작용하므로 조기에 검출 되어야 한다. 웅이는 RGB 영상에서 SURF 기법으로 특징을 추출하고, 추출된 특징을 이용하여 Bag of Words (BoW) 기법을 적용한 후 SVM 을 학습시키는 방법¹⁰⁾, small non-overlapping 영역에 대해 텍스처와 색상 단서들이 포함된 다차원의 특징들을 이용하여 비지도학습 기법 중 하나인 군집화를 이용하는 방법 등을 통해 검출 및 분류할 수 있다¹¹⁾.

앞에서 언급한 것 외에도 최근에는 과일의 결함을 검출 및 분류하기 위하여 머신러닝을 적용하기도 한다. 과일은 수확, 운송, 판매 과정을 거치면서 결함이 생기거나 곰팡이에 의해서 결함이 생기는데, 곰팡이에 의해 생긴 감귤류의 결함을 검출하기 위해 기존에는 자외선을 이용하여 작업자가 직접 관찰 수행하였다. 그러나 자외선이 작업자에게 해롭기도 하고 결함의 종류를 파악하는데 어려움이 있어 최근에는 하이퍼스펙트럴 비전 시스템을 이용하여 특징을 추출하고, 추출된 특징에 Neural Networks 와 Decision Trees 를 적용하여 결함을 검출 및 분류하는 방



〈그림 7〉 하이퍼스펙트럴 영상 예시^[14]

[출처 : 대한 전자공학회 논문지 Intaek Kim, Se Myung Hwang, HeSong Lian Band selection for Hyperspectral Images Analysis 2004]

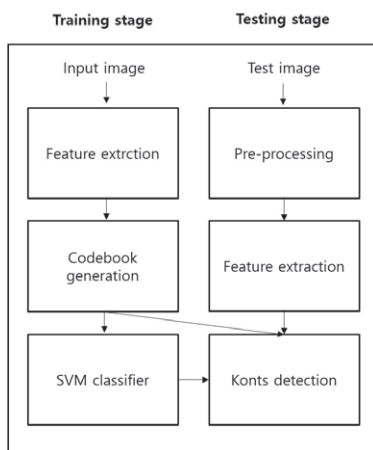
법이 있다^[12]. 망고는 외부환경에 민감하여 쉽게 brown spot 이 생기는데 이를 검출하기 위해서 하이퍼스펙트럴 비전 시스템을 이용하여 얻은 영상에 특징을 추출 후 K-NN 을 적용하는 방법이 있다^[13].

2. 영상 기반 진단

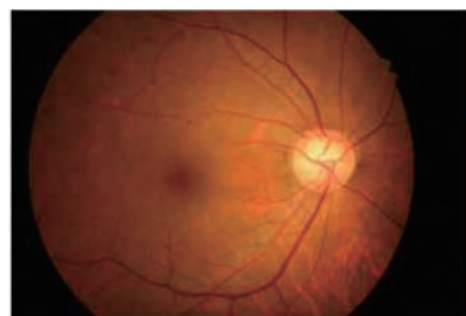
영상 기반 진단은 Computer-Aided Diagnosis (CAD) 의 분야 중 하나로 의료 영상을 바탕으로 진단 수행을 돕는 것을 일컫으며, 이 중 머신러닝을 적용한 분야에는 안저 영상, 뇌 자기공명영상, 흉부 컴퓨터 단층 촬영, 유방 조영술 등이 있다.

안저 영상은 안저의 사진을 촬영한 영상으로 당뇨병성 황반 부종, 노인황반변성 등의 진단에 활용된다.

당뇨병성 황반 부종은 당뇨병의 합병증이 망막에 나타나는 당뇨병성 망막병증의 징후로 안저 영상에서 황반에 생긴 부종을 검출하여 진단에 활용할 수 있다. 머신러닝을 사용한 방법으로는 황반 영역의 패치에 대해 CNN 을 적용하여 황반의 부종을 검출한 흑백 패치 영상을 생성한 뒤, 안저 영상과 함께 CNN 의 입력 으로 주어 어떤 패턴



〈그림 6〉 목재 웅이 검출 플로우 차트



〈그림 8〉 안저 영상 예시^[15]

[출처 : 대한 전자공학회 논문지 오지은, et al. 안저영상을 이용한 망막신경 섬유층 결손의 자동 검출, 2014.]

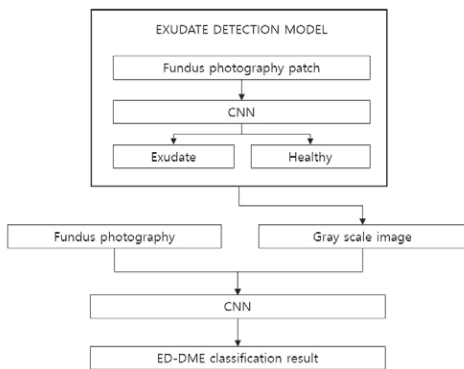
을 찾아야하는지에 대한 정보를 주는 방식으로 진행된 방법이 있다^[16]. 또 안저 영상을 통해 황반의 변성된 정도에 따라 영상을 분류하여 노인 황반 변성 진단에 활용하는 경우도 있는데, 노인 황반 변성 진단에 머신 러닝을 활용한 방법은 pre-trained deep neural network model 을 사용한 방법이 있다^[17].

뇌 자기공명영상은 자기공명영상 기기를 이용하여 뇌의 질환을 진단하기 위해 찍은 영상으로 머신러닝을 활용하여 알츠하이머 진단에 응용한 연구가 있다. 알츠하이머 진단에 머신러닝을 활용한 방법에는 건강한 뇌와 알츠하이머 병을 가진 뇌의 차이점에 대한 특징을 갖는 eigen brain set 을 생성한 뒤, SVM 을 이용하여 진단하는 방식과^[18], stacked auto-encoders 와 softmax output layer 를 포함한 딥러닝 아키텍처로 자기공명영상 데이터를 이용한 사전 학습을 통해 특징을 추출해 진단하는 방식이 있다^[19]. 또한, 자기공명영상에서 추출한 패치를 함께 Deep Boltzmann Machine (DBM) 의 입

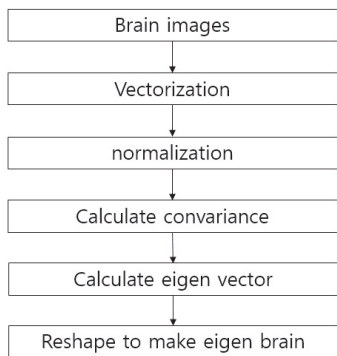
력으로 이용하여 진단하는 방식^[20], Deep Polynomial Network (DPN), Stacked DPN (S-DPN), Multi-Modality S-DPN (MM-S-DPN) 의 알고리즘을 적용한 결과를 비교한 방법^[21], 위치 변화에 강인한 Hu Moment Invariants (HMI) 특징을 추출한 뒤, non-parallel hyperplane 을 얻을 수 있는 Twin Support Vector Machine (TSVM) 과 Generalised Eigenvalue Proximal SVM (GEPSVM) 를 적용하여 분류 결과의 정확도를 비교한 방법도 있다^[22].

유방 조영 사진은 유방 조영술을 통해 얻는 사진으로 유방 전용 X 선 영상이다. 유방 조영 사진에서 미세석회를 검출하여 유방암을 진단하는 방식에 머신러닝이 응용되기도 하는데, 이 분야에는 미세석회 후보군을 판별하는 classification network 부분과 미세석회 후보군에서 미세석회의 위치를 찾는 localization network 부분으로 나누어 진단하는 방식^[23], 그리고 stacked denoising autoencoder model 을 이용하여 진단하는 방식이 있다^[24].

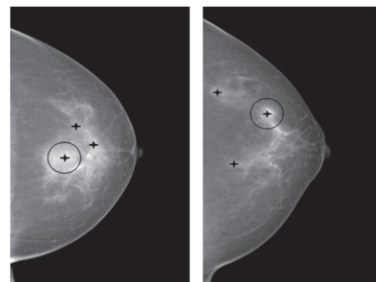
이 외에도 흉부 컴퓨터 단층 촬영이나 X 선 영상을 이용하여 흉부 질환을 검출하거나, 폐결절을 진단하는 데 응용되기도 한다. pre-trained CNN model 에서 추출



〈그림 9〉 당뇨병성 황반 부종 검출 플로우 차트

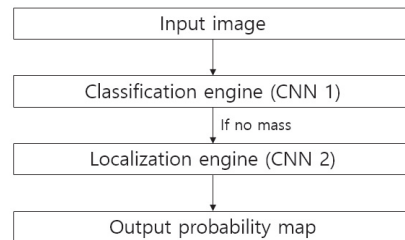


〈그림 10〉 뇌 자기공명영상을 이용한 알츠하이머 진단 플로우차트



〈그림 11〉 유방암 조영 사진의 미세석회 검출 영상^[25]

[출처 : 대한 전자공학회 논문지 천민수, 박준영, and 김원하, 치밀 유방영상에서 mass형 유방암 자동 검출, 2006.]



〈그림 12〉 유방암 진단 플로우차트



하는 특징, Generalized Search Tree (GiST), Bag of Visual Words (BoVW) 특징을 추출한 후 결합하여 SVM 으로 분류하는 방법으로 흉부 x 선 영상에서 흉부 질환을 검출하기도 하고^[26], 결절이 발생할 확률이 높은 위치에 대해 Volumes Of Interest (VOI) 를 생성하여 결절이 존재하는 VOI 인지 결절이 존재하지 않는 양성의 VOI 인지 검출하여 폐결절을 진단하기도 한다^[27].

3. 문자 및 교통 표지판 인식

숫자 인식은 우편번호 인식, 금융기관의 수표분류, 분류 자동화 등 여러 분야에서 응용되고 있으며 최근에는 CNN 모델을 적용한 방법들이 많이 연구되고 있다. 그 중에는 Discriminative Cascade CNN 을 이용한 방법^[28], CNN 과 SVM 을 결합하여 사용한 방법^[29], Multi-Column Deep Neural Networks (MCDNN) 를 이용한 방법^[30], DCNN 을 이용한 방법^[31-33] 등이 있다. 문자 인식 분야에서는 DCNN 을 이용한 방법^[34], Chinese character 대상으로 하여 Modified Quadratic Discriminant Function - Convolutional Neural Networks (MQDF-CNN) 를 이용한 방법^[35], MCDNN 을 이용한 방법^[30], 차량 번호판 인식을 위해 Reinforcement Learning (RL) 을 사용한 방법^[36] 등이 있다.

교통 표지판은 도로의 위험사항이나 규제사항에 관하여 운전자에게 안내 해줌으로써 사고 위험을 줄이는 역할을 한다. 교통 표지판 인식 분야에서는 MCDNN 을 이용한 방법^[30], DCNN 을 이용한 방법^[38-39], feed forward CNN 과 다층 신경망을 사용한 방법^[40] 등이 있다.

III. 기타

앞서 설명한 분야 외에도 머신 러닝 기법을 적용한 vision 분야들이 있다. 사회적 상호작용 중 하나인 표정을 인식하거나 인간과 컴퓨터 간의 상호작용에 관한 연구인 Human Computer Interaction (HCI) 의 일환으로 게임이나 로봇 컨트롤을 위한 손 제스처 인식 분야에 활용되기도 한다^[41-44]. 또한 생체 인식 기술로 활용되기도



〈그림 13〉 필기체 숫자의 예시^[37]

[출처 : 대한 전자공학회 논문지 SungHyeon, Y. and L. Gyemin. 회전변환을 이용한 필기체 숫자인식의 성능 향상 연구. 2015]



There are three dogs on the steps

〈그림 14〉 Image Description 예시

하는데 얼굴 인식을 위해 얼굴 영상의 특징을 추출할 때 머신 러닝을 활용하기도 한다^[45]. 또 영상내의 각 물체 혹은 대상을 인식하고 영상에서 나타나는 대상 간의 관계를 인지하는 영상 모사 분야에 머신 러닝이 활용되어 태그와 같이 짧은 단어로 주석을 출력하기도 하고^[46], 한 문장으로 이루어진 간단한 설명을 출력하기도 하고^[47-48], 여러 문장으로 이루어진 긴 설명을 출력하기도 한다^[49-50].

이 외에도 생물학 분야에 머신 러닝을 활용하여 세포의 형질을 인식하여 분류하거나^[51], 유채와 같은 씨앗의 형질을 인식하여 분류하는 연구가 있다^[52].

참고 문헌

- [1] Beyerer, J., F.P. León, and C. Frese, Machine Vision: Automated Visual Inspection: Theory, Practice and Applications, 2015: Springer.
- [2] Turek, Fred D. (March 2007). "Introduction to Neural Net Machine Vision". Vision Systems Design, 12 (3).
- [3] Sindagi, V.A. and S. Srivastava. OLED panel defect detection using local inlier-outlier ratios and modified LBP. in Machine Vision Applications (MVA), 2015 14th IAPR International Conference on, 2015. IEEE.
- [4] Ando, H., et al. Improvements of Classification Accuracy of Film Defects by Using GPU-accelerated Image Processing and Machine Learning Frameworks. in Nicograph International



- (Nicolnt), 2016. 2016. IEEE.
- [5] Li, Y., W. Zhao, and J. Pan, Deformable Patterned Fabric Defect Detection With Fisher Criterion-Based Deep Learning.
- [6] Wong, W.K., et al., Stitching defect detection and classification using wavelet transform and BP neural network, *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): p. 3845–3856.
- [7] Makantasis, K., et al. Deep convolutional neural networks for efficient vision based tunnel inspection, in *Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP)*, 2015 IEEE International Conference on, 2015, IEEE.
- [8] Soukup, D. and R. Huber-Mörk, Convolutional Neural Networks for Steel Surface Defect Detection from Photometric Stereo Images, in *Advances in Visual Computing: 10th International Symposium, ISVC 2014, Las Vegas, NV, USA, December 8–10, 2014, Proceedings, Part I*, G. Bebis, et al., Editors, 2014, Springer International Publishing: Cham, p. 668–677.
- [9] Valavanis, I. and D. Kosmopoulos, Multiclass defect detection and classification in weld radiographic images using geometric and texture features, *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(12): p. 7606–7614.
- [10] Hittawe, M.M., D. Sidibé, and F. Mériaudeau, Bag of words representation and SVM classifier for timber knots detection on color images, in *Machine Vision Applications (MVA)*, 2015 14th IAPR International Conference on, 2015, IEEE.
- [11] Niskanen, M., O. Silvén, and H. Kauppinen, Color and texture based wood inspection with non-supervised clustering, in *Proceedings of the scandinavian Conference on image analysis*, 2001.
- [12] Gómez-Sanchis, J., et al., Detecting rottenness caused by *Penicillium* genus fungi in citrus fruits using machine learning techniques, *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(1): p. 780–785.
- [13] Rivera, N.V., et al., Early detection of mechanical damage in mango using NIR hyperspectral images and machine learning, *Biosystems Engineering*, 2014, 122: p. 91–98.
- [14] Intaek, K., H. Se Myung, and L. HeSong, 2004. THE INSTITUTE OF ELECTRONICS ENGINEERS OF KOREA.
- [15] 오지은, et al. 안저영상을 이용한 망막신경섬유층 결손의 자동 검출, 2014. 대한전자공학회.
- [16] Perdomo, O., et al., A Novel Machine Learning Model Based on Exudate Localization to Detect Diabetic Macular Edema, 2016.
- [17] Burlina, P., et al. Detection of age-related macular degeneration via deep learning, in *Biomedical Imaging (ISBI)*, 2016 IEEE 13th International Symposium on, 2016, IEEE.
- [18] Zhang, Y., et al., Detection of subjects and brain regions related to Alzheimer’s disease using 3D MRI scans based on eigenbrain and machine learning, *Frontiers in computational neuroscience*, 2015, 9: p. 66.
- [19] Liu, S., et al. Early diagnosis of Alzheimer’s Disease with deep learning, in *2014 IEEE 11th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, 2014, IEEE.
- [20] Suk, H.-I., et al., Hierarchical feature representation and multimodal fusion with deep learning for AD/MCI diagnosis, *NeuroImage*, 2014, 101: p. 569–582.
- [21] Yuan, L., Z. Zhang, and X. Tao. The development and prospect of surface defect detection based on vision measurement method, in *Intelligent Control and Automation (WCICA)*, 2016 12th World Congress on, 2016, IEEE.
- [22] Zhang, Y., et al., Pathological brain detection in MRI scanning via Hu moment invariants and machine learning, *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 2016: p. 1–14.
- [23] Ertosun, M.G. and D.L. Rubin, Probabilistic visual search for masses within mammography images using deep learning, in *Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, 2015 IEEE International Conference on, 2015, IEEE.
- [24] Wang, J., et al., Discrimination of Breast Cancer with Microcalcifications on Mammography by Deep Learning, *Scientific reports*, 2016, 6: p. 27327.
- [25] 천민수, 박준영, and 김원하, 치밀 유방영상에서 mass형 유방암 자동 검출, *전자공학회논문지-SC*, 2006, 43(5): p. 80–88.
- [26] Bar, Y., et al. Chest pathology detection using deep learning with non-medical training, in *2015 IEEE 12th International*



- Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), 2015, IEEE.
- [27] Gruetzemacher, R. and A. Gupta, Using Deep Learning for Pulmonary Nodule Detection & Diagnosis, 2016.
- [28] Pan, S., et al. A discriminative cascade CNN model for offline handwritten digit recognition, in Machine Vision Applications (MVA), 2015 14th IAPR International Conference on, 2015, IEEE.
- [29] Niu, X.-X. and C.Y. Suen, A novel hybrid CNN-SVM classifier for recognizing handwritten digits, Pattern Recognition, 2012, 45(4): p. 1318-1325.
- [30] Cireşan, D., U. Meier, and J. Schmidhuber. Multi-column deep neural networks for image classification, in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on, 2012, IEEE.
- [31] Goodfellow, I.J., et al., Multi-digit number recognition from street view imagery using deep convolutional neural networks, arXiv preprint arXiv:1312.6082, 2013.
- [32] Popko, E. and I. Weinstein. Fuzzy Logic Module of Convolutional Neural Network for Handwritten Digits Recognition, in Journal of Physics: Conference Series, 2016. IOP Publishing.
- [33] Sermanet, P., S. Chintala, and Y. LeCun. Convolutional neural networks applied to house numbers digit classification, in Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on, 2012, IEEE.
- [34] Ciresan, D.C., et al. Convolutional neural network committees for handwritten character classification, in 2011 International Conference on Document Analysis and Recognition, 2011, IEEE.
- [35] Wang, Y., et al. An MQDF-CNN Hybrid Model for Offline Handwritten Chinese Character Recognition, in Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR), 2014 14th International Conference on, 2014, IEEE.
- [36] Abtahi, F., Z. Zhu, and A.M. Burry. A deep reinforcement learning approach to character segmentation of license plate images, in Machine Vision Applications (MVA), 2015 14th IAPR International Conference on, 2015, IEEE.
- [37] SungHyeon, Y. and L. Gyemin. 회전변환을 이용한 필기체 숫자인식의 성능 향상 연구. 2015, THE INSTITUTE OF ELECTRONICS ENGINEERS OF KOREA.
- [38] Sermanet, P. and Y. LeCun. Traffic sign recognition with multi-scale convolutional networks, in Neural Networks (IJCNN), The 2011 International Joint Conference on, 2011, IEEE.
- [39] Stallkamp, J., et al., Man vs. computer: Benchmarking machine learning algorithms for traffic sign recognition, Neural networks, 2012, 32: p. 323-332.
- [40] Cireşan, D., et al. A committee of neural networks for traffic sign classification, in Neural Networks (IJCNN), The 2011 International Joint Conference on, 2011, IEEE.
- [41] Chaudhary, A., et al., Intelligent approaches to interact with machines using hand gesture recognition in natural way: a survey, arXiv preprint arXiv:1303.2292, 2013.
- [42] Zabulis, X., H. Baltzakis, and A. Argyros, Vision-based hand gesture recognition for human-computer interaction, The Universal Access Handbook, LEA, 2009: p. 34,1-34,30.
- [43] Li, W., et al. A deep-learning approach to facial expression recognition with candid images, in Machine Vision Applications (MVA), 2015 14th IAPR International Conference on, 2015, IEEE.
- [44] Liu, M., et al. Au-aware deep networks for facial expression recognition, in Automatic Face and Gesture Recognition (FG), 2013 10th IEEE International Conference and Workshops on, 2013, IEEE.
- [45] Sun, Y., X. Wang, and X. Tang. Deep learning face representation from predicting 10,000 classes, in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014.
- [46] Gong, Y., et al., Deep convolutional ranking for multilabel image annotation, arXiv preprint arXiv:1312.4894, 2013.
- [47] Xu, K., et al., Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention, arXiv preprint arXiv:1502.03044, 2015, 2(3): p. 5.
- [48] Karpathy, A. and L. Fei-Fei. Deep visual-semantic



alignments for generating image descriptions, in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.

- [49] Chengjian, S., S. Zhu, and Z. Shi. Image annotation via deep neural network, in Machine Vision Applications (MVA), 2015 14th IAPR International Conference on, 2015. IEEE.
- [50] Kulkarni, G., et al., Babytalk: Understanding and generating simple image descriptions, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013. 35(12): p. 2891–2903.
- [51] Sommer, C. and D.W. Gerlich, Machine learning in cell biology – teaching computers to recognize phenotypes, J Cell Sci, 2013, 126(24): p. 5529–5539.
- [52] Kurtulmuş, F. and H. Ünal, Discriminating rapeseed varieties using computer vision and machine learning. Expert Systems with Applications, 2015. 42(4): p. 1880–1891.



김 정 태

- 1985년 서울대학교 제어계측공학 학사
- 1989년 서울대학교 제어계측공학 석사
- 2004년 The University of Michigan, Ann Arbor, Electrical Engineering and Computer Science, Ph.D
- 2004년~현재 이화여자대학교 전자공학과 교수

〈관심분야〉
디지털 신호처리, 머신러닝, 머신비전



조 희 연

- 2016년 2월 이화여자대학교 전자공학과 학사
- 2016년 3월~현재 이화여자대학교 전자공학과 석사 재학중

〈관심분야〉
디지털 신호처리, 머신러닝, 머신비전



최 은 정

- 2016년 2월 이화여자대학교 전자공학과 학사
- 2016년 3월~현재 이화여자대학교 전자공학과 석사 재학중

〈관심분야〉
디지털 신호처리, 머신러닝, 머신비전