

합성곱 신경망(Convolutional Neural Network)을 활용한 지능형 아토피피부염 중증도 진단 모델 개발

윤재웅* · 전재현** · 방철환*** · 박영민**** · 김영주***** · 오성민***** · 정준호***** · 이석준***** · 이지현*****

〈요 약〉

제4차 산업혁명의 등장과 경제성장으로 인한 ‘국민 삶의 질 향상’ 요구 증대로 인해 의료서비스의 질과 의료비용에 대한 국민들의 요구수준이 향상되고 있으며, 이로 인해 인공지능이 의료현장에 도입되고 있다. 하지만 인공지능이 의료분야에 활용된 사례를 살펴보면 ‘삶의 질’에 직접적인 영향을 끼치는 만성피부질환에 활용된 사례는 부족한 실정이며, 만성피부질환 중 대표적 질병인 아토피피부염은 정성적 진단 방법으로 인해 진단의 객관성을 확보할 수 없다는 한계가 존재한다.

본 연구에서는 아토피피부염의 객관적 중증도 평가 방법을 마련하여 아토피피부염 환자의 삶의 질을 향상시키고자 다음과 같은 연구를 수행하였다. 첫째, 가톨릭대학교 의과대학 성모병원의 데이터베이스로부터 아토피피부염 환자의 이미지 데이터를 수집했으며, 수집된 이미지 데이터에 대한 정제 및 라벨링 작업을 수행하여 모델 학습과 검증에 적합한 데이터를 확보했다. 둘째, 지능형 아토피피부염 중증도 진단 모형에 적합한 이미지 인식 알고리즘을 파악하기 위해 다양한 CNN 알고리즘들을 병변별 학습용 데이터로 학습시키고, 검증용 데이터를 활용하여 해당 모델의 이미지 인식 정확도를 측정했다. 실증분석 결과 홍반(Erythema)의 경우 ‘ResNet V1 101’, 긁은 정도(Excoriation)의 경우 ‘ResNet V2 50’이 90% 이상의 정확도를 기록하였으며, 태선화(Lichenification)의 경우 학습용 데이터 부족의 한계로 인해 두 병변보다 낮은 89%의 정확도를 보였다. 해당 결과를 통해 이미지 인식 알고리즘이 단순한 사물 인식 분야뿐만 아니라 전문적 지식이 요구되는 분야에도 높은 성능을 나타낸다는 것을 실증적으로 입증했으며, 본 연구는 실제 아토피피부염 환자의 이미지 데이터를 활용했다는 측면에서 실제 임상환경에서 활용성이 높을 것으로 사료된다.

핵심주제어: Convolutional Neural Network, 아토피피부염, 딥러닝, 이미지 인식 알고리즘

논문접수일: 2017년 09월 11일 수정일: 2017년 10월 25일 게재확정일: 2017년 10월 30일

- * 광운대학교 경영학부 석사과정(주저자), yjw8860@kw.ac.kr
- ** 광운대학교 경영학부 석사과정(공동저자), jaeheon@kw.ac.kr
- *** 가톨릭대학교 의과대학 서울성모병원 피부과 임상강사(공동저자), mrbangga@catholic.ac.kr
- **** 가톨릭대학교 의과대학 서울성모병원 피부과 교수(공동저자), yymmpark6301@hotmail.com
- ***** 광운대학교 의료기기개발센터 센터장(공동저자), elordgold@gmail.com
- ***** 광운대학교 의료기기개발센터 연구원(공동저자), smoh2000@gmail.com
- ***** 구미전자정보기술원 전자의료기술연구본부 융합의료기기연구센터 센터장(공동교신저자), gwaja721@gmail.com
- ***** 광운대학교 경영학부 교수(공동교신저자), sjlee@kw.ac.kr
- ***** 가톨릭대학교 의과대학 서울성모병원 피부과 임상조교수(공동교신저자), ejee@catholic.ac.kr

I. 서 론

지난 2016년 1월 다보스 포럼(World Economic Forum)에서 발표된 『The Future of Jobs』 보고서에서 ‘제4차 산업혁명’이라는 화두가 제시되었다. 동 보고서에 따르면 사이버물리 시스템에 기반을 둔 제4차 산업혁명은 전 세계의 산업구조 및 시장경제 모델에 큰 영향을 미칠 것으로 전망된다. 특히 제4차 산업혁명의 기술적 변화 동인에 해당하는 인공지능에 대한 연구 및 활용이 전 세계적으로 활발히 진행되고 있으며, 2016년 3월 이세돌과 알파고의 대결은 ‘초지능화’ 사회의 시작을 알리는 단초가 되었다.

제4차 산업혁명의 등장과 경제성장으로 인한 ‘국민 삶의 질 향상’ 요구 증대로 인해 의료서비스의 질과 의료비용에 대한 국민들의 요구수준이 향상되었으며, 이로 인해 국내외적으로 인공지능이 의료 현장에 일부 도입되고 있다. 일례로 IBM의 암 치료용 AI 왓슨(Watson)은 이미 의료 현장에 도입되어 암 진단 정확도가 96%로 임상 전문의보다 정확하다는 평가를 받고 있으며, 국내 벤처기업 루닛(Lunit)은 유방 엑스레이, 조직 검사 데이터 판독에 딥러닝(Deep learning) 기술을 활용한 의료영상 진단서비스 시스템을 개발하여 의료영상처리 학회(Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention)에서 개최한 Assesment Challenge 2016에서 Microsoft Research Asia, IBM Research Zurich를 제치고 유방암 진단 분야에서 1위를 기록했다.

전술된 의료분야 인공지능 도입 사례를 살펴보면 인간의 생명과 직결된 질병인 ‘암’에 초점을 두고 있음을 알 수 있으며, 선행연구 조사 결과 인공지능을 만성피부질환 분야에 도입한 사례는 극히 드문 것으로 나타났다. 이순희 외(2009)에서는 ‘인간 삶의 질 향상’이라는 측면에서 만성피부질환에 대한 의료서비스 질 향상이

사회적 이슈로 대두되고 있음을 밝혔으며, 만성 피부질환의 대표적 질병인 아토피피부염은 환자의 수면 부족, 친구들의 놀림, 스포츠 참여의 어려움, 자신감 결여 및 우울 등 신체적, 사회적, 정신적 측면에서 다양한 삶의 질 저하를 가져온다(Lewis & Finlay, 1995)는 연구가 발표되고 있다. 또한, 아토피피부염이 삶의 질에 미치는 영향은 당뇨, 신장 질환, 간질 등의 기타 만성질환보다 더 큰 것으로 보고되었으며(Lewis, 2006), 소아 아토피피부염 환자의 경우, 환자 본인의 삶의 질뿐만 아니라 환자 부모의 삶의 질 또한 아토피피부염으로 인해 크게 저하되는 것으로 밝혀졌다(Ho et al., 2010).

아토피피부염이 삶의 질에 막대한 영향을 미치는 것으로 조사됨에 따라 아토피피부염 유병률에 관한 다양한 역학조사가 이루어졌다. 2016년 OECD 발표 자료에 따르면 스위스, 덴마크, 헝가리, 노르웨이와 같은 유럽국가에서 수행된 역학조사에서는 국가마다 15~20%의 유병률이 보고되었으며, 일본에서는 설문지를 활용한 역학조사 결과 14%, 신체 검진에 의한 역학조사 결과 12.7%의 유병률을 나타냈다. 우리나라의 경우, 아토피피부염 유병률이 꾸준히 증가하는 추세이며 2015년에 발표된 국민건강보험공단(2009~2014)자료를 분석한 연구에 따르면 1,000명당 19명이 아토피피부염인 것으로 조사되었다(Kim et al., 2016).

아토피피부염의 중증도 평가방법에는 SCORAD(the severity SCORing of Atopic Dermatitis index), ADSI(The Atopic Dermatitis Severity Index), SSS(Costa's Simple Scoring System), EASI(The Eczema Area and Severity Index), POEM(Patient-Oriented Eczema Measure) 등 몇몇의 평가방법이 존재한다. 하지만, 다양한 아토피피부염 중증도 평가방법의 존재는 적절하고 객관적인 평가방법을 마련하기 어렵다는 반증으

로 해석될 수 있다(손병국과 최인화, 2008). 또한, 현재 아토피피부염 중증도에 대한 진단은 의사들의 사진과 환자를 대상으로 수행된 설문 결과에 의존하게 되어 병변별, 병변 부위별 중증도에 대한 객관적인 진단을 수행할 수 없다는 한계가 존재하며, 아토피피부염의 호전과 악화에 대한 객관적 점수화가 어려워 의사와 환자간의 인식차이를 낳을 수 있다. 이는 의사-환자 관계(rapport) 형성에 악영향을 주며 치료 순응도를 떨어뜨리게 된다. 따라서 객관성이 확보되지 않은 진단 방법의 문제점을 해결하고 의료 서비스의 질을 향상시킴으로써 아토피 환자의 삶의 질을 높이기 위한 아토피피부염 중증도 평가방법에 대한 새로운 접근이 필요하다.

또한, 본 연구의 목적을 달성한다면 국내 의료기기 산업 발전에 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 의료기기 산업은 기술개발 환경과 시장규모가 급변하고 있으며(정명애, 2009; 최병돈 외, 2012; 김용현 외, 2016; 윤재웅 외, 2016), 산업의 존속과 발전을 위해 세계시장에서 경쟁 가능한 수준의 의료기기 기술과 품질이 요구된다(박종찬 외, 2006; Jun, 2012; 전재현 외, 2016). 한국산업기술평가관리원(2013)에 따르면 최근 세계 의료기기 기술은 미국이 세계 최고 기술수준을 보유하고 있으며, 우리나라의 의료기기 기술 수준은 미국보다 2.1년 뒤쳐진 4위를 기록한 것으로 나타났다.

이에 따라 국내 의료기기 산업의 경쟁력 향상을 위한 다양한 연구(이강빈, 2010; 신미화와 이영훈, 2011; 엄광열과 고희렬, 2012; 장영재와 양동현, 2013; 라공우와 홍길중, 2014; 이유아와 정윤세, 2015; 이창섭 외, 2017)가 수행되었으며, 특히 AHP와 Fuzzy-AHP를 활용하여 미래 유망 의료기기를 선정한 이창섭 외(2017)에서는 IT등의 최신 기술과 융합되어 작용하는 의료기기 기술인 ‘첨단 의료기기’를 미래 유망 의료기기로

선정했다. 따라서 최근 주목받는 딥 러닝 기법을 통해 아토피피부염 중증도를 객관적으로 평가하여 의료기기에 적용한다면 실제 임상 환경에서의 활용성이 높을 뿐만 아니라 국내 의료기기 산업의 발전에도 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구는 가톨릭대학교 의과대학 서울성모병원 연구윤리심의위원회(Institutional review board)의 승인을 받아 수행되었으며, 정량적인 아토피피부염 중증도 평가방법을 마련하기 위해 이미 지 인식 알고리즘인 CNN을 활용한 지능형 아토피 중증도 진단 모델을 제안하고자 한다. 이를 위해 다음과 같은 연구 절차를 수행된다.

첫째, 가톨릭대학교 의과대학 서울성모병원의 DB로부터 아토피 환자의 이미지 데이터가 수집되며, 수집된 이미지 데이터에서 환자 신체 부위별로 병변(예: 홍반(이하 Erythema), 긁은 정도(이하 Excoriation), 태선화(이하 Lichenification)) 이미지들을 추출하여 모델 학습과 검증에 적합한 학습용 데이터와 검증용 데이터를 확보한다.

둘째, 지능형 아토피피부염 중증도 진단 모형에 적합한 이미지 인식 알고리즘을 파악하기 위해 다양한 CNN 알고리즘들을 병변별 학습용 데이터로 학습시키고, 검증용 데이터를 활용하여 해당 모델의 이미지 인식 정확도를 측정한다.

전술된 연구 절차를 수행한 결과는 다음과 같다. 아토피 병변 Erythema의 경우 ‘ResNet V1 101’, Excoriation의 경우 ‘ResNet V2 50’이 90% 이상의 정확도를 기록하였으며, Lichenification의 경우 학습용 데이터 부족의 한계로 인해 두 병변보다 낮은 89%의 정확도를 보였다.

본 연구의 의의는 다음과 같다. 첫째, 실제 아토피 환자의 이미지 데이터를 활용하여 지능형 아토피피부염 중증도 진단 모형을 개발했으므로, 본 연구에서 개발된 모형은 실제 임상 환경에서의 활용성이 높을 것으로 기대된다. 둘째, 다양

한 이미지 인식 알고리즘을 아토피피부염에 적용한 결과 병변별 중증도 진단 정확도가 90% 이상으로 측정되었으며, 해당 결과를 통해 이미지 인식 알고리즘이 단순한 사물 인식 분야뿐만 아니라 전문적 지식이 요구되는 아토피피부염 중증도 진단 분야에도 높은 성능을 나타낸다는 것을 본 연구에서 실증적으로 입증했다.

II. 선행연구 고찰

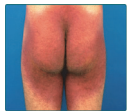



1. 아토피 관련 선행 연구

아토피피부염이란 피부의 만성 재발성 염증성 질환으로써 주로 영유아시기에 많이 발생하며, 나이가 들어감에 따라 유병률 및 질환의 강도가 감소하는 유전적 소인이 있는 질환으로써 알레르기 천식, 알레르기 비염, 알레르기 결막염, 담마진의 가족력 및 개인병력을 가진 경우가 많다(김정원, 1993). 사춘기를 포함한 성인기 아토피

피부염 환자는 활발한 사회활동을 수행하는 연령층으로써, 증상호전의 기회가 상대적으로 적으며 노년기까지 아토피피부염이 지속될 수 있다는 문제점들을 가지고 있다(최혜정 외, 2004; 권지에 외, 2004).

Hanfin & Rajka(1980)가 제시한 진단기준은 아토피피부염 진단의 표준으로 간주되고 있으나, 인종마다 증상에 대한 판단이 조금씩 다르고 실제 국내의 여러 연구에서도 차이가 발생하고 있어 한국인에게 적합한 진단 기준의 필요성이 대두되고 있다(박영민 외, 1994; 이동원 외, 1997). Hanifin & Rajka(1980)가 제시한 아토피피부염 진단기준의 한계를 극복하기 위해 다양한 연구가 이루어졌으며, 각 연구에 대한 설명은 다음과 같다. Hanifin(1989)는 국지적인 병변에서의 아토피피부염 중증도 점수화에 관한 연구를 수행하였으며, Seymour et al. (1987), Costa et al. (1989), Sowden et al. (1991)은 병변의 넓이와 극심한 정도를 고려하여 아토피피부염 중증도 점수화에 관한 연구를 수행하였다.

<표 1> 아토피피부염 병변별, 중증도별 이미지 데이터 예시

병변	정의	예시
Erythema	홍반이란 피부의 발적(redness)과 충혈(hyperemia)을 의미함. 정상적인 피부색을 나타나게 하는 진피유두부 모세혈관이나 유두하 정맥총 등의 작은 혈관들의 혈류증가나 주변조직의 변화로 인한 작은 혈관의 가시도 변화로 발생함.	
Papulation	구진(papule)은 경계가 뚜렷한 융기이며 크기는 대개 직경 0.5 cm 미만이고 끝이 뾰족하거나 둥근 형태를 나타냄.	
Excoriation	긁은상처(Excoriation)는 여러 가려움질환에서 가려움증을 해소하기 위해 손톱으로 긁은 후나 기계적 외상, 지속적인 마찰 등에 의해 생기며, 크기와 형태는 다양하나 일반적으로 점상 또는 작은 선상병태로 나타난다.	
Lichenification	태선화(Lichenification)는 표피 전체와 진피의 일부가 가죽처럼 두꺼워지는 현상으로 피부는 광택을 잃고 유연성이 없어지며 딱딱해지고 피부의 주름이 뚜렷해진다. 만성단순태선, 아토피피부염, 결절가려움발진 등의 만성가려움증피부질환에서 흔히 볼 수 있다.	

한편, 아토피피부염 진단기준으로 널리 사용되는 The Scoring of Atopic Dermatitis(SCORAD)은 많은 연구들에 의해 검증된 아토피피부염 진단 기준이지만, 병변에 대한 중증도 진단 시 증상의 징후와 평가를 혼합하여 활용한다는 문제점과 주로 소아 환자에 치우친 진단 기준이라는 한계가 존재한다(Stalder et al., 1993). SCORAD의 한계점을 극복하기 위해 Hanifin et al. (2001)은 건선 환자의 치료 반응을 평가하는데 널리 사용된 Psoriasis Area and Severity Index(Fredriksson & Pettersson, 1978)를 수정하여 설계된 The Eczema Area and Severity Index(이하 EASI)를 고안하였으며 아토피피부염 진단에 널리 활용되고 있다.

EASI에서는 Erythema, Papulation, Excoriation, Lichenification과 같은 병변의 중증도를 측정하게 되며 각 병변의 정의 및 예시(Goldsmith et al., 2012)는 앞의 <표 1>과 같다.

한편, Papulation의 경우 2D 이미지 데이터에서 부어오른 정도를 진단하는데 한계가 있으므로 본 연구에서는 Erythema, Excoriation, Lichenification에 대한 중증도를 CNN 알고리즘을 활용하여 진단하고자 한다.

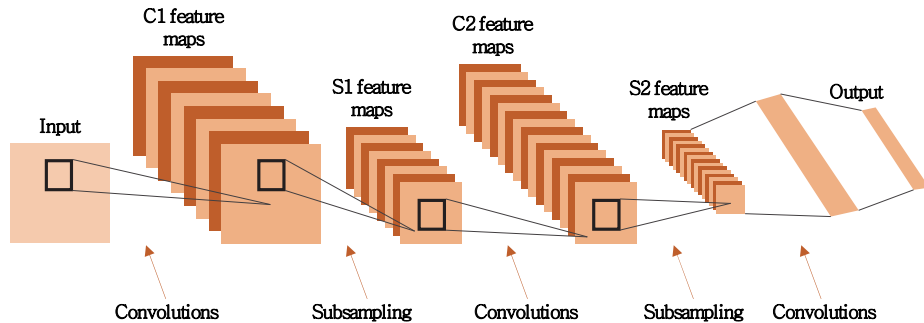
2. CNN 관련 선행 연구

딥러닝은 기본적으로 여러 계층을 가진 깊은 신경망(deep neural network) 구조로 이루어져 있다. 역전파(Back propagation) 알고리즘(Rumelhart et al., 1988)을 기반으로 고안된 인공 신경망은 1990년대에 큰 주목을 받았으나, 신경망의 계층이 많아지게 될 경우 학습 시간 지연과 알고리즘 성능 저하 등의 문제점이 밝혀지게 됨으로써 해당 알고리즘에 대한 연구가 한동

안 침체되었다. 그러나 2000년대 중반 이후 학습 방법에 대한 개선과 하드웨어 성능의 발전에 따라 인공 신경망에 대한 연구가 활발해졌으며, 과적합(over-fitting) 문제가 dropout(Srivastava et al., 2014) 등의 방법을 통해 해결됨으로써 알고리즘의 성능이 비약적으로 향상되었다(Hinton et al., 2006; Srivastava et al., 2014).

인공 신경망을 응용하여 고안된 대표적 딥러닝 구조인 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, 이하 CNN)은 1990년대 후반 필기 인식에 활용되며 알려진 모델이며, 사람의 시각처리 과정을 모방하여 고안되었기 때문에 이미지 처리에 적합한 모델로 평가되고 있다. CNN은 이미지를 추상화하여 표현할 수 있는 특성(feature) 추출 기능으로 영상 인식 분야에서 높은 성능을 나타내고 있으며, Esteva et al. (2017)이 CNN을 활용한 피부암 인식에 관한 연구를 발표하면서 피부 질병 진단 분야의 적용 가능성이 현실화되고 있다.

<그림 1>은 CNN의 구조를 보여주고 있으며, 합성곱 계층(convolutional layer), 이단 추출 계층(subsampling layer), 그리고 완전연결 계층(fully-connected layer)으로 이루어져 있다. 합성곱 계층은 이미지로부터 특성들을 추출하는 역할을 하며, 이단 추출 계층은 이미지의 다운 샘플링(down sampling)과 position invariance에 대한 특징을 제공하는 역할을 한다. 이러한 두 계층의 반복을 통해 이미지 데이터에 내재된 고차원의 정보가 효과적으로 추출되어 완전연결 계층의 입력 자료로 활용되며, 완전연결 계층에서는 두 계층의 반복을 통해 추출된 정보를 활용하여 이미지를 최종적으로 분류하는 작업이 수행된다.



<그림 1> CNN 구조

CNN을 활용하여 이미지 데이터를 분석하는 연구들을 살펴보면, Ciresan & Schmidhuber (2013)은 중국어 필기체를 인식하는 연구를 수행하여 94%의 정확도를 분석결과로 제시하였다. Razavian et al. (2014)는 CNN 기반의 이미지 분류기를 설계하고 다양한 데이터셋에 적용하여 해당 분류기가 범용적으로 활용될 수 있음을 증명하였다. Parkhi et al. (2015)는 해당 연구에서 새롭게 제안한 얼굴 인식 알고리즘과 기타 얼굴 인식 알고리즘을 비교, 분석하는 연구를 수행했으며 해당 연구에서 제안된 얼굴 인식 알고리즘의 정확도는 기타 얼굴 인식 알고리즘의 정확도보다 더 높은 97.3%를 기록했다. Yue et al. (2015)는 폭스바겐, 혼다, 푸조, 현대, 인피니티와 같은 자동차 회사의 로고를 인식하는 연구를 수행했으며, 실험 결과 99%의 정확도를 나타냈다. Zhen et al. (2016)은 자동차 종류인 트럭, 버스, 미니밴, 세단 등의 분류를 CNN으로 학습시켜 88.11%의 정확도를 기록했다. 한편, 의료분야에 CNN 알고리즘을 적용한 연구들을 살펴보면, Wu et al. (2013)에서는 환자 뇌의 자기 공명 영상을 표준 뇌 자기 공명 영상에 정합하여, 환자 뇌의 자기 공명 영상에서 관심 부분을 식별하는 연구를 수행하였으며, 그들은 합성곱 신경망이 서로 다른 피사체에 대한 영상정합에도

활용될 수 있음을 밝혀냈다. Esteva et al. (2017)은 합성곱 신경망 모델 중 inception-v3를 피부암 진단에 적용하여 피부과 전문의보다 더 정확한 이미지 인식률(약 96%)을 나타냈다.

다양한 선행연구들을 살펴보면 CNN 알고리즘은 이미지 분류에 적합한 알고리즘임을 알 수 있으며, 본 연구에서는 아토피피부염 병변별 중증도 분류를 CNN을 활용하여 시도하고자 한다.

III. 연구절차

CNN을 활용한 아토피피부염 중증도 진단 모델을 개발하기 위해 본 연구에서는 ‘데이터 수집 및 라벨링’, ‘중증도 진단 모델 학습 및 검증’ 등의 연구절차를 수행하게 되며, 각 절차에 대한 자세한 내용은 다음과 같다.

1. 데이터 수집 및 라벨링

아토피 중증도 진단 모형에 사용될 아토피 환자의 피부 이미지 데이터가 가톨릭대학교 의과대학 서울성모병원 DB로부터 수집된다. 수집된 이미지 데이터는 아토피 병변이 발생한 특정 신

체부위가 촬영된 이미지 데이터이며, 모형 개발을 위해 수집된 이미지 데이터에서 병변 발생 부위 추출 작업이 수행된다. 병변이 추출된 이미지 데이터를 대상으로 총 3가지 병변과 4가지 중증도(병변 없음 '0', 중증도 '1', 중증도 '2', 중증도 '3')를 라벨링(Labeling)하며, 라벨링이 완료된 이미지는 아토피 중증도 진단을 위한 CNN 모형의 입력 데이터로 활용된다.

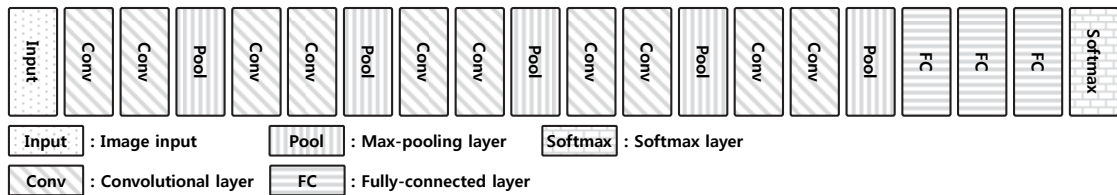
2. 중증도 진단 모형 학습 및 검증

모형의 학습을 위해 이진단계에서 라벨링이 완료된 병변 이미지 데이터 중 70%가 학습용 데이터로 활용되며, 학습용 데이터를 제외한 30%

가 검증용 데이터로 활용된다. 또한, 병변별로 가장 성능이 높은 모형을 선정하기 위해 ILCRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)에서 높은 성능을 나타낸 VGG-Net, GoogLeNet, ResNet 등이 활용되며, 각각의 알고리즘에 대한 자세한 설명은 다음과 같다.

2.1 VGG-Net

VGG-Net은 합성곱 계층과 통합 계층(pooling layer)이 반복 사용되는 CNN 구조에 fully-connected 계층이 연결된 구조이며(Simonyan & Zisserman, 2014) VGG-Net의 구조는 <그림 2>와 같다.



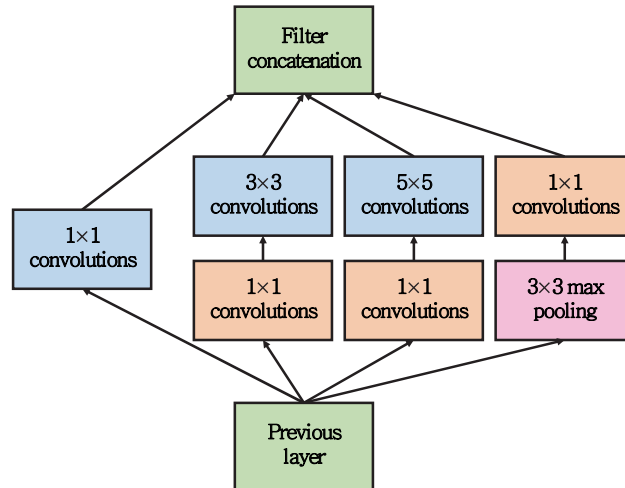
<그림 2> VGG-Net 계층 구조

Katoaka et al. (2015) 연구에서는 과적합 문제가 발생하지 않는다면 계층의 깊이가 깊을수록 이미지 인식 정확도가 높아진다는 것을 밝혀냈다. 그들이 제안한 VGG-Net은 계층 깊이가 깊어진 대신 계층의 구조가 단순하기 때문에 네트워크의 변형과 수정, 확장이 간편하다는 장점을 가지고 있다. 본 연구에서는 네트워크의 계층이 깊어짐에 따라 메모리 사용량과 연산량이 증가하여 학습 속도가 저하되는 문제를 해결하기 위해 7×7 또는 5×5 합성곱 필터와 같이 다량의 파라미터를 생성하는 필터 대신 소량의 파라미터를 생성하는 3×3 크기의 합성곱 필터를 2중 또는 3중으로 중첩하여 VGG-Net을 구성하였다.

2.2 GoogLeNet

딥러닝의 성능을 향상시키기 위한 최근 연구들은 깊은 네트워크를 설계하여 모델의 정확성을 높이는데 집중하고 있다. 이러한 연구 동향을 반영하여 Szegedy et al. (2015)은 22개의 계층으로 이루어진 GoogLeNet을 제안했다. 하지만 깊은 계층으로 구성된 네트워크는 과적합, 처리 속도 저하, 메모리 사용량의 증가와 같은 문제점들이 발생하게 되어 한정된 자원을 사용하고 저 사양 하드웨어로 동작하는 임베디드 시스템 환경에서는 활용하기 어렵다는 한계가 존재하였다. 따라서 그들은 네트워크의 깊이에 따라 발생하는 일련의 문제를 해결하기 위해 연산량과 파라

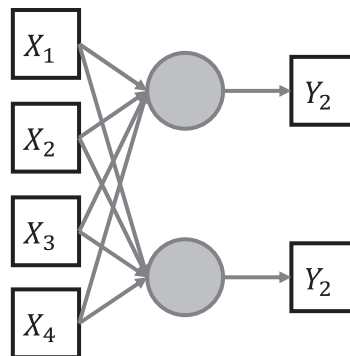
미터 개수를 줄이는 방법으로 <그림 3>과 같은 인셉션(Inception) 모듈기법을 제안했다.



<그림 3> 인셉션(Inception) 모듈

인셉션 모듈은 각각의 병렬 합성곱 계층 이전에 1x1 합성곱 계층을 추가한 것으로써 해당 합성곱 계층은 ‘1-계층 완전 연결 신경망(1-layer fully-connected neural network)’라고도 불린다. 인셉션 모듈의 처리 과정은 <그림 4>와 같이 1x1 합성곱 계층의 입력 데이터인 특성 지도(feature-map)로 부터 유사한 특징 점들을 묶어

특성 지도의 수를 줄이는 방식으로써, 네트워크 내부에 네트워크를 중첩해서 사용하는 Network In Network(NIN) 구조를 기반으로 구성되어 있으며(Lin et al., 2013), 인셉션 모듈에 사용되는 1x1 합성곱 계층들이 각각 완전 연결 계층 역할을 담당한다.



<그림 4> 1x1 convolution 계층

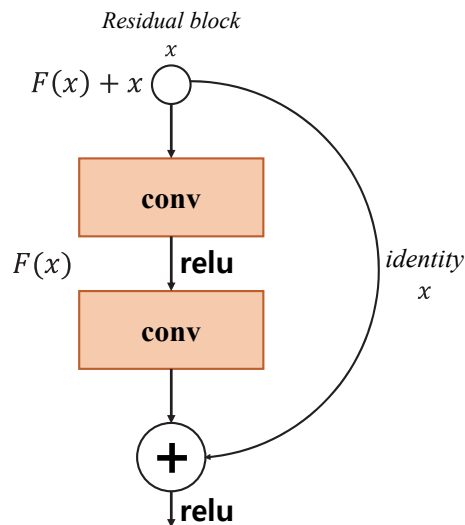
GoLeNet의 네트워크 구조는 22개의 깊은 계층으로 구성되었지만, 인셉션 모듈을 도입함으로써 기존 네트워크보다 상대적으로 적은 500만 개의 파라미터를 사용한다. 이는 6,000만 개를 사용하는 AlexNet의 11/12배 적은 파라미터를 사용하는 것으로써, 연산량 감소로 인해 이미지 학습 속도가 빠르며 이미지 인식 정확도 또한 ILVRC'14 (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge 2014)에서 93.3%의 높은 정확도를 보였다.

2.3 ResNet

ResNet은 Microsoft의 북경 연구센터에서 개발된 CNN 구조이며(He et al., 2016), ILSVRC에서 공개된 CNN 아키텍처 중 가장 깊은 152개의 계층으로 구성되어 있다. 깊은 구조의 CNN은 이미지 인식 정확도가 높다는 것이 일반적인 통념이었으나, 네트워크의 깊이가 깊어질수록 기울

기 값의 소실 문제(vanishing gradient problem)가 발생하기 때문에 GoLeNet 보다 더욱 깊은 네트워크의 구성은 불가능하다는 의견이 지배적이었다(Krizhevsky et al., 2012). 따라서 GoLeNet의 22개 은닉층이 한계 깊이라는 의견이 강했으나, ResNet은 residual 연결을 통해 기울기 값의 소실 문제를 해결했다.

ResNet 또한 GoLeNet과 같이 기본 블록을 기반으로 설계되었으며, <그림 5>는 ResNet의 기본 블록을 나타낸다. Residual 연결은 하나의 계층을 뛰어 넘는 연결로써 실제 설계된 연결대로 움직이는 경로와 그 경로를 뛰어 넘어 다음 단계로 직접 연결되는 경로 등 총 두 가지 경로가 존재한다. Residual 연결로 인해 학습의 역전과 알고리즘 수행 시 0으로 수렴하여 학습이 완료되지 못하는 기울기 값의 소실 문제 문제를 해결할 수 있다.



<그림 5> ResNet의 기본 블록

IV. 실증분석 및 결과

1. 데이터 수집 및 라벨링

딥러닝을 활용하여 아토피 중증도 진단 모델

을 개발하기 위해 가톨릭대학교 의과대학 서울 성모병원 DB로부터 아토피 환자 이미지 데이터가 추출되었다. 최근 10년간 촬영된 환자 이미지 데이터는 총 24,852장(25.4GB)이며, 수집된 원본 피부 이미지 예시는 아래와 같다.



<그림 6> 원본 아토피 환자 피부 이미지 예시

<그림 6>을 살펴보면 수집된 아토피 환자 피부 이미지는 아토피 병변이 발생한 특정 신체부위가 촬영된 것임을 알 수 있다. 본 연구에서는 아토피 피부염 중증도 진단 모형 개발을 위해

수집된 이미지 데이터에서 아토피 병변이 발생한 부위만을 추출하였으며, 추출된 이미지 데이터 예시는 아래와 같다.




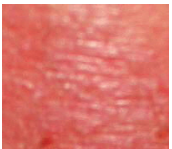
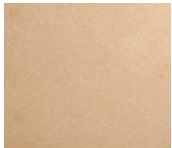









<그림 7> 병변 추출 이미지 예시

원본 이미지로부터 병변 부위만을 추출한 이미지는 총 4,440개이며, 해당 이미지를 대상으로 아토피 병변별(Erythema, Excoriation, Lichenification) 중증도별(중증도 0, 중증도 1, 중증도 2, 중증도 3) 라벨링 작업이 수행되었다. 라벨링 수

행 결과 Erythema와 Excoriation은 중증도별로 500개의 이미지 데이터가 활용되었으며, Lichenification은 중증도별로 110개의 이미지 데이터가 활용되었다. 각 병변별, 중증도별 이미지 예시는 <표 2>와 같다.

<표 2> 아토피피부염 병변별, 중증도별 이미지 데이터 예시

병변	중증도			
	0	1	2	3
Erythema				
Excoriation				
Lichenification				

2. 아토피피부염 중증도 진단 모형 학습 및 검증 결과

지능형 아토피피부염 중증도 진단 모형에 적합한 이미지 인식 알고리즘을 파악하기 위해 본 연구에서는 GoogLeNet, ResNet, VGG-Net을 대상으로 병변별 학습용 데이터를 활용하여 모델 학습을 수행했다. 1,400개의 학습용 데이터가 Erythema와 Excoriation을 학습하기 위해 모델별로 활용되었으며, Lichenification의 경우 308개의 학습용 데이터가 모델 학습을 위해 활용되었다. 원활한 모델 학습을 위해 다양한 하드웨어 환경에서 인공지능망 모델을 쉽게 생성할 수 있는 텐서플로우(Tensorflow)를 활용하여 모델 학습을 수행했다. 학습의 형평성을 위해 각 모델의 학습비율(learning rate)을 0.01로 설정하였으며, 최대 학습반복 횟수는 10,000회로 제한되었다.

병변별, 모델별 학습이 완료된 후 600개의 검증용 데이터가 Erythema와 Excoriation에 대한

모델별 이미지 인식 정확도를 산출하기 위해 활용되었으며, Lichenification의 경우 132개의 검증용 데이터가 활용되었다. 검증용 데이터를 활용하여 산출된 병변별, 모델별 이미지 인식 정확도는 <표 3>과 같다.

<표 3>을 살펴보면 Erythema의 경우 ResNet V1 101의 이미지 인식 정확도(약 95.83%)가 가장 높게 나타났으며, ResNet V1 50(약 95.83%), ResNet V2 101과 ResNet V2 200이 약 95.66%의 정확도를 나타냈다. 한편 Excoriation의 경우 ResNet V2 50의 이미지 인식 정확도가 약 94.00%로 측정되어 가장 우수한 성능을 나타냈으며, 그 뒤로 ResNet V2 101(약 93.33%), ResNet V1 101(약 93.00%)순으로 이미지 인식 성능을 나타냈다. 마지막으로 Lichenification의 경우 VGG-Net 16과 VGG-Net 19가 약 89.00%의 이미지 인식 정확도를 기록하여 가장 우수한 성능을 보이는 것으로 나타났으며, 그 뒤로 ResNet V2 50(약 88.00%), Inception V2(84.50%)순으로 나타났다.

<표 3> CNN 알고리즘별 증증도 진단 정확도(%)

CNN 알고리즘		Erythema	Excoriation	Lichenification
GoogLnet (Inception)	V1	45.16	49.66	53.50
	V2	94.16	91.00	84.50
	V3	90.16	91.33	80.50
	V4	89.00	84.83	64.00
ResNet V1	50	95.83	92.33	77.00
	101	95.93	93.00	80.50
	152	95.16	91.33	75.50
	200	95.16	92.16	79.00
ResNet V2	50	95.33	94.00	88.00
	101	95.66	93.33	80.50
	152	95.16	91.66	80.50
	200	95.66	92.66	75.00
VGG-Net	16	21.33	90.50	89.00
	19	22.66	89.66	89.00

모델 검증 결과를 종합하면, Erythema의 경우 ResNet V1 101의 이미지 인식 정확도가 가장 높게 나타났으며, Excoriation의 경우 ResNet V2 50이 가장 우수하였다. 한편 Lichenification의 경우 VGG-Net 16과 VGG-Net 19의 병변 이미지 인식 정확도가 약 89.00%로 동일하게 측정되어 가장 높은 성능을 나타냈으나, 학습 데이터의 수가 1,400개인 Erythema와 Excoriation과 달리 308개의 데이터를 활용하여 학습을 수행하였으므로 Lichenification에 대한 최종 모델은 학습 데이터를 충분히 확보한 후에 선정하는 것이 타당할 것으로 판단된다.

V. 결 론

‘제4차 산업혁명’이라는 화두가 다보스 포럼(World Economic Forum)에서 발표된 『The Future of Jobs』 보고서에서 제시되었다. 특히

제4차 산업혁명의 기술적 변화 동인에 해당하는 인공지능에 대한 연구 및 활용이 전 세계적으로 활발히 진행되고 있으며, 국내의 경우 2016년 3월 이세돌과 알파고의 대결은 ‘초지능화’ 사회의 시작을 알리는 단초가 되었다.

제4차 산업혁명의 등장과 경제성장으로 인한 ‘국민 삶의 질 향상’ 요구 증대로 인해 의료서비스의 질과 의료비용에 대한 국민들의 요구수준이 향상되었으며, 이로 인해 국내외적으로 인공지능이 의료 현장에 일부 도입되고 있다.

의료분야 인공지능 도입 사례를 살펴보면 인간의 생명과 직결된 질병인 ‘암’에 초점을 두고 있음을 알 수 있으며, 선행연구 조사 결과 인공지능을 만성피부질환 분야에 도입한 사례는 극히 드문 것으로 나타났다. 이순희 외(2009)에 따르면 ‘인간 삶의 질 향상’이라는 측면에서 만성피부질환에 대한 의료서비스 질 향상이 사회적 이슈로 대두되고 있는 것으로 나타났으며, 만성피부질환 중 하나인 아토피피부염은 신체적, 정

신적 측면에서의 부담이 가중되어 이들의 영향이 가족 및 사회에 까지 부담이 되고 있는 것으로 조사되었다(Drucker et al., 2017)

아토피피부염의 평가방법에는 SCORAD, ADSI, SSS, EASI, POEM 등의 평가방법이 존재하지만, 다양한 아토피피부염 평가방법의 존재는 적절한 객관적 평가방법을 마련하기 어렵다는 반증으로 사료되며(손병국과 최인화, 2008), 현재 아토피 중증도에 대한 진단은 의사들의 사진과 아토피피부염 환자를 대상으로 수행된 설문 결과에 의존하게 되어 병변별, 병변 부위별 중증도에 대한 객관적인 진단을 수행할 수 없다는 한계가 존재한다. 객관성이 확보되지 않은 진단 방법의 문제점을 해결하고 의료 서비스의 질을 향상시킴으로써 아토피 환자 삶의 질을 향상에 기여하고자 본 연구에서는 CNN을 활용한 아토피 중증도 진단 모형을 개발하였다. 이를 위해 다음과 같은 연구가 수행되었다.

첫째, 국내 대형 종합 병원 중 하나인 가톨릭대학교 의과대학 서울성모병원의 DB로부터 아토피 환자의 피부 이미지 데이터를 수집하였으며, 수집된 이미지 데이터에서 병변 부위를 추출하여 모델 학습과 검증에 적합한 학습용 데이터와 검증용 데이터를 확보하였다.

둘째, 아토피 중증도 진단 모형에 적합한 이미지 인식 알고리즘을 선정하기 위해 ILVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)에서 높은 이미지 인식 정확도를 나타낸 GoogLeNet, VGG-Net, ResNet 등을 활용하여 아토피 병변별로 모델에 대한 학습이 수행되었으며, 검증용 데이터를 활용하여 해당 모델의 이미지 인식 정확도를 산출했다.

전술된 절차를 통해 아토피 중증도 진단 모형 개발 연구를 수행한 결과, 아토피 병변중 하나인 Erythema의 경우 ResNet V1 101이 가장 높은 정확도(95.66%)를 보였으며, Excoriation의 경우

ResNet V2 50이 가장 우수(94.00%)하였다. 한편, Lichenification의 경우 VGG-Net 16과 VGG-Net 19가 정확도 89.00%로 가장 우수한 성능을 나타냈으나, Erythema와 Excoriation과 달리 학습용 데이터가 부족한 상황에서 실험을 수행하였으므로, 해당 병변에 대한 지능형 아토피 진단 지원 시스템의 최종 모델은 학습용 데이터를 충분히 확보한 후에 선정하는 것이 타당할 것으로 판단하였다.

본 연구의 의의는 다음과 같다. 첫째, 가톨릭대학교 의과대학 서울성모병원 DB에서 수집된 데이터는 실제 아토피 환자를 대상으로 촬영된 이미지 데이터이며, 해당 데이터를 활용하여 모델에 대한 학습이 수행되었으므로 본 연구에서 개발된 아토피 중증도 진단 모형은 실제 임상 환경에서의 활용성이 높을 것으로 사료된다. 둘째, 단순히 사물을 인식하는 이미지 인식 알고리즘을 만성피부질환 중 하나인 아토피피부염에 적용한 결과 중증도 진단 정확도가 90% 이상으로 측정되었으며, 해당 결과를 통해 기존의 다양한 이미지 인식 알고리즘이 사물 인식 분야뿐만 아니라 전문적 지식이 요구되는 아토피피부염 중증도 진단 분야에도 높은 성능을 나타낸다는 것을 본 연구에서 실증적으로 입증했다는 점에 의의가 있다. 셋째, 학습용 데이터의 수가 많은 Erythema와 Excoriation의 경우 이미지 인식 정확도가 대부분 90% 이상으로 측정되었으나, 상대적으로 학습용 데이터가 적은 Lichenification의 경우 모든 모델에서 이미지 인식 정확도가 90% 미만으로 측정되었다. 해당 결과를 통해 다양한 이미지 인식 알고리즘 또한 다른 딥러닝 및 머신러닝 기법과 동일하게 학습용 데이터의 수가 모델의 정확도에 영향을 미친다는 것을 시사해준다. 마지막으로 본 연구에서 제시한 방법론을 의료기기에 적용한다면 의료기기 산업이 미래 유망 산업으로 주목받는 현 시점에서 국내

의료기기 산업 발전에 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 의료기기 산업은 기술개발 환경과 시장규모가 급변하고 있으며, 한국산업기술평가관리원(2013)에 따르면 우리나라의 의료기기 기술 수준은 미국보다 2.1년 뒤쳐진 4위를 기록한 것으로 나타났다. 최근 주목받는 딥러닝 기법을 통해 아토피피부염 중증도를 객관적으로 평가하여 의료기기에 적용한다면 실제 임상 환경에서의 활용성이 높을 뿐만 아니라 국내 의료기기 산업의 발전에도 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구의 한계점 및 향후 연구방향은 다음과 같다. 첫째, 피부가 부어오르는 구진(Papule)의 경우 2D 이미지 데이터에서 부어오른 정도를 진단하는데 한계가 존재하여 본 연구의 실험대상에서 제외되었다. 이를 해결하기 위해 향후 연구에서는 2D 이미지에서 입체감을 감지하는 다양한 알고리즘에 대한 연구와, 입체감을 감지하는 알고리즘을 CNN에 적용하여 구진에 대한 객관적 중증도 평가 모델을 구축하는 것이 필요하다. 둘째, Lichenification의 경우 데이터 수의 부족으로 인해 모든 모델에서 이미지 인식 정확도가 90% 미만으로 나타났다. 향후 연구에서는 Lichenification에 대한 데이터의 추가 확보를 통해 해당 병변의 중증도 진단 정확도 향상이 필요할 것으로 사료된다. 셋째, 본 연구에서는 아토피피부염을 대상으로 중증도 진단 모형을 개발했으나, 아토피피부염 이외의 다양한 피부 질환 이미지의 중증도 진단에도 CNN 모델이 적용될 수 있는지에 대한 시도가 필요하다.

참고문헌

1. 권지애 · 노기영 · 고보경 · 김진우(2004), “한국인 청장년기 아토피피부염 환자의 임상적 특징에 관한 연구,” *대한피부과학회지*, 42(8), 949-954.
2. 김용현 · 정병기 · 윤장혁(2016), “특허경영활동이 기업 경영성과에 미치는 영향에 관한 연구: 국내 의료기기 제조 기업을 중심으로,” *산업경영시스템학회지*, 39(1), 1-8.
3. 김정원(1993), “아토피 피부염의 진단과 치료,” *천식 및 알레르기*, 13(3), 0-6.
4. 라공우 · 홍길중(2014), “강원지역 의료기기 수출 확대를 위한 문제점과 개선방안 연구,” *관세학회지*, 15(1), 129-152.
5. 박영민 · 변대규 · 김진우(1994), “한국인 아토피 피부염 환자에서의 보조 피부 증상 (Minor Clinical Features)에 대한 고찰 (II): 청장년기 아토피 피부염에서의 보조 피부 증상의 빈도,” *대한피부과학회지*, 32(6), 1046-1053.
6. 박종찬 · 우덕구 · 류호균(2006), “의료시장 개방에 대한 의료산업 종사자의 경영위기 인식에 관한 연구,” *산업경제연구*, 19(2), 855-877.
7. 손병국 · 최인화(2008), “아토피피부염의 변증과 평가방법에 대한 고찰,” *한방안이비인후피부과학회지*, 21(3), 150-165.
8. 신미화 · 이영훈(2011), “한 · 중 · 일 의료기기 산업의 비교우위 및 무역패턴 분석,” *무역학회지*, 36(2), 25-56.
9. 엄광열 · 고희렬(2012), “강원도 의료기기산업의 대러시아 수출시 문제점과 진출전략,” *한국관세학회지*, 13(2), 249-269.
10. 윤재웅 · 이창섭 · 이석준(2016), “특허 인용에 영향을 미치는 요인 분석: 국내의료기기 특허를 중심으로,” *정보관리학회지*, 33(2), 103-133.
11. 이강빈(2010), “의료기기산업의 수출경쟁력 분석 및 강화방안: 강원지역 의료기기 산업을 중심으로,” *한국무역상무학회지*, 45, 191-238.
12. 이동원 · 변대규 · 김진우(1997), “설문지를 통한 한국인 아토피피부염 임상병력의 진단적

- 중요성에 관한 연구,” *대한피부과학회지*, 35(3), 443-449
13. 이순희 · 이경옥 · 김순옥(2009), “피부 관리가 이용고객의 정신 건강 및 자아존중감에 미치는 영향,” *한국미용학회지*, 15(1), 155-167.
14. 이유아 · 정운세(2015), “우리나라 의료기기산업의 대중국 경쟁력 연구,” *통상정보연구*, 17(3), 93-114.
15. 이창섭 · 윤재웅 · 전재현 · 이석준(2017), “Fuzzy-AHP를 활용한 미래유망 의료기기 우선순위 도출,” *경영과 정보연구*, 36(1), 147-179.
16. 장영재 · 양동현(2013), “한국과 OECD 국가의 의료서비스산업의 기술효율성 분석,” *경영과 정보연구*, 32(1), 87-109.
17. 전재현 · 이창섭 · 이석준(2016), “특허 네트워크 분석을 활용한 의료기기 분야에서의 핵심 기술 예측,” *경영과 정보연구*, 35(2), 109-132.
18. 정명애(2009), “IT가 보건의료기술에 미치는 영향,” *지역정보화지*, 57, 22-25.
19. 최병돈 · 이돈희 · 윤성대(2012), “의료서비스 품질 측정 요인: 의료서비스 인증 평가지표를 중심으로,” *품질경영학회지*, 40(3), 381-393.
20. 최혜정 · 김규한 · 김명남 · 김진우 · 노영식 · 박천옥 · 조상현(2004), “설문지에 의한 한국 성인형 아토피 피부 염의 유발요인에 대한 연구,” *대한피부과학회 춘계학술대회*, 42(9), 1152-1160.
21. 한국산업기술평가관리원(2013), “산업기술수준조사보고서.”
22. OECD, “한눈에 보는 OECD 보건의료 2015”.
23. Costa, C., Rilliet, A., Nicolet, M., & Saurat, J. H.(1989), “Scoring Atopic Dermatitis: the Simpler the Better,” *Acta Dermato-Venereologica Supplement*, 69(41), 5.
24. Drucker, A. M., Wang, A. R., Li, W. Q., Sevetson, E., Block, J. K., & Qureshi, A. A.(2017), “The Burden of Atopic Dermatitis: Aummary of a Report for the National Eczema Association,” *J Invest Dermatol*, 137(1), 26-30.
25. Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., & Thrun, S.(2017), “Dermatologist-level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks,” *Nature*, 542(7639), 115-118.
26. Fredriksson, T., & Pettersson, U.(1978), “Severe Psoriasis - oral Therapy with a New Retinoid,” *Dermatology*, 157(4), 238-244.
27. Hanifin, J. M.(1989), “Standardized Grading of Subjects for Clinical Research Studies in Atopic Dermatitis: Workshop Report,” *Acta Dermato-Venereologica Supplement*, 69(144), 28-30.
28. Hanifin, J.M., & Rajka, G.(1980), “Diagnostic Features of Atopic Dermatitis,” *Acta Dermato-Venereologica Supplement*, 60(92), 44-47
29. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J.(2016), “Deep Residual Learning for Image Recognition,” *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 770-778.
30. Ho, R. C., Giam, Y. C., Ng, T. P., Mak, A., Goh, D., Zhang, M. W., Zhang, M. W., Cheak, A., & Van Bever, H. P(2010), “The Influence of Childhood Atopic Dermatitis on Health of Mothers, and its Impact on Asian Families,” *Pediatric Allergy and Immunology*, 21(3), 501-507.
31. Jun, S. H.(2012). “Central Technology Forecasting using Social Network Analysis,”

- In Computer Applications for Software Engineering, Disaster Recovery, and Business Continuity*, 1-8.
32. Kataoka, H., Iwata, K., & Satoh, Y.(2015), "Feature Evaluation of Deep Convolutional Neural Networks for Object Recognition and Detection," arXiv preprint arXiv:1509.07627.
 33. Kim, B. K., Kim, J. Y., Kang, M. K., Yang, M. S., Park, H. W., Min, K. U., Cho, S. H., & Kang, H. R.(2016), "Allergies are still on the Rise? A 6-year Nationwide Population-based Study in Korea," *Allergology International*, 65(2), 186-191.
 34. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E.(2012), "Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *NIPS'12 Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 1097-1105.
 35. Lewis Jones, M. S.(2006), "A Comparative Study of Impairment of Quality of Life in Children with Skin Disease and Children with other Chronic Childhood Diseases," *British Journal of Dermatology*, 155(1), 145-151.
 36. Lewis Jones, M. S., & Finlay, A. Y. (1995), "The Children's Dermatology Life Quality Index (CDLQI): initial validation and practical use," *British Journal of Dermatology*, 132(6), 942-949.
 37. Lin, M., Chen, Q., & Yan, S. (2013), "Network in network," arXiv preprint arXiv:1312.4400.
 38. Seymour, J. L., Keswick, B. H., Hanifin, J. M., Jordan, W. P., & Milligan, M. C(1987), "Clinical Effects of Diaper Types on the Skin of Normal Infants and Infants with Atopic dermatitis," *Journal of the American Academy of Dermatology*, 17(6), 988-997.
 39. Simonyan, K., & Zisserman, A.(2014), "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," arXiv preprint arXiv:1409.1556.
 40. Sowden, J. M., Allen, B. R., Berth-Jones, J., Graham-Brown, R. A. C., Motley, R. J., Finlay, A. Y., & Camp, R. D. R.(1991), "Double-blind, Controlled, Crossover Study of Cyclosporin in Adults with Severe Refractory Atopic Dermatitis," *The Lancet*, 338(8760), 137-140.
 41. Srivastava, N., Hinton, G. E., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R.(2014), "Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting," *Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 1929-1958.
 42. Stalder, J. F., Taieb, A., Atherton, D. J., Bieber, P., Bonifazi, E., Broberg, A., & Cuannetti, A.(1993), "Severity Scoring of Atopic Dermatitis: The SCORAD Index: Consensus Report of the European Task Force on Atopic Dermatitis," *Dermatology*, 186(1), 23-31.
 43. Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., & Rabinovich, A.(2015), "Going Deeper with Convolutions," *In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1-9.
 44. Williams, H. C.(1995), "On the definition and epidemiology of atopic dermatitis,"

- Dermatologic Clinics*, 13(3), 649–657.
45. Wu, G., Kim, M., Wang, Q., Gao, Y., Liao, S., & Shen, D.(2013), “Unsupervised deep feature learning for deformable registration of MR brain images,” *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 649–656.

Abstract

Development of Intelligent Severity of Atopic Dermatitis Diagnosis Model using Convolutional Neural Network

Yoon, Jae-Woong* · Chun, Jae-Heon** · Bang, Chul-Hwan*** · Park, Young-Min**** · Kim, Young-Joo***** · Oh, Sung-Min***** · Jung, Joon-Ho***** · Lee, Suk-Jun***** · Lee, Ji-Hyun*****

With the advent of ‘The Forth Industrial Revolution’ and the growing demand for quality of life due to economic growth, needs for the quality of medical services are increasing. Artificial intelligence has been introduced in the medical field, but it is rarely used in chronic skin diseases that directly affect the quality of life. Also, atopic dermatitis, a representative disease among chronic skin diseases, has a disadvantage in that it is difficult to make an objective diagnosis of the severity of lesions.

The aim of this study is to establish an intelligent severity recognition model of atopic dermatitis for improving the quality of patient’s life. For this, the following steps were performed. First, image data of patients with atopic dermatitis were collected from the Catholic University of Korea Seoul Saint Mary’s Hospital. Refinement and labeling were performed on the collected image data to obtain training and verification data that suitable for the objective intelligent atopic dermatitis severity recognition model. Second, learning and verification of various CNN algorithms are performed to select an image recognition algorithm that suitable for the objective intelligent atopic dermatitis severity recognition model. Experimental results showed that ‘ResNet V1 101’ and ‘ResNet V2 50’ were measured the highest performance with Erythema and Excoriation over 90% accuracy, and ‘VGG-NET’ was measured 89% accuracy lower than the two lesions due to lack of training data.

-
- * Master Student, Dept. of Business Administration, Kwangwoon University, yjw8860@kw.ac.kr
 - ** Master Student, Dept. of Business Administration, Kwangwoon University, jaeheon@kw.ac.kr
 - *** Clinical fellow, Department of Dermatology, Seoul St. Mary’s Hospital, College of Medicine, The Catholic University of Korea, mrbangga@catholic.ac.kr
 - **** Professor, Department of Dermatology, Seoul St. Mary’s Hospital, College of Medicine, The Catholic University of Korea, yymmpark6301@hotmail.com
 - ***** Professor, Biodesign Center, Kwangwoon University, elordgold@gmail.com
 - ***** Researcher, Biodesign Center, Kwangwoon University, smoh2000@gmail.com
 - ***** Head of Convergence Medical Devices Research Center, Electronic Medical Technology Research Division, Gumi Electronic & Information Technology Research Institute, gwaja721@gmail.com
 - ***** Assistant Professor, Dept. of Business Administration, Kwangwoon University, sjlee@kw.ac.kr
 - ***** Clinical Assistant Professor, Department of Dermatology, Seoul St. Mary’s Hospital, College of Medicine, The Catholic University of Korea, ejee@catholic.ac.kr

The proposed methodology demonstrates that the image recognition algorithm has high performance not only in the field of object recognition but also in the medical field requiring expert knowledge. In addition, this study is expected to be highly applicable in the field of atopic dermatitis due to it uses image data of actual atopic dermatitis patients.

Key Words: Convolutional Neural Network, Atopic Dermatitis, Deep Learning, Image Recognition Algorithm