
저자 (Authors)	김기영, Cam-Hao Hua, 배성호, 이승룡, 유승영
출처 (Source)	한국통신학회지(정보와통신) 37(9) , 2020.8, 47-52 (6 pages) The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences 37(9) , 2020.8, 47-52 (6 pages)
발행처 (Publisher)	한국통신학회 Korea Institute Of Communication Sciences
URL	http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE09873410
APA Style	김기영, Cam-Hao Hua, 배성호, 이승룡, 유승영 (2020). 당뇨병성 망막증 예후를 위해 스킵 연결 기법을 사용하는 3중 심층 네트워크를 이용한 바이모달 학습. 한국통신학회지(정보와통신), 37(9), 47-52.
이용정보 (Accessed)	경희대학교 국제캠퍼스 163.***.116.140 2020/09/14 17:32 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독 계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

당뇨병성 망막증 예후를 위해 스킵 연결 기법을 사용하는 3중 심층 네트워크를 이용한 바이모달 학습

김기영, Cam-Hao Hua*, 배성호*, 이승룡*, 유승영
경희의료원, 경희대학교*

요약

당뇨병성 망막증(Diabetic Retinopathy, DR)은 시력 장애와 실명의 주요한 원인으로, 질병의 단계를 정확하게 평가할 수 있다면 안과 방문 일정과 후속 치료 계획을 효과적으로 수립하여 안과검진과 치료에 있어 비용 절약이 가능하다. 기존 연구들은 전자 의무 기록(Electronic Medical Records, EMR)의 속성 값만을 참조하여 전통적인 기계학습 방법을 사용해 DR 평가를 위한 인자를 획득하며, 이러한 방법은 DR에 중요한 영향을 끼치는 위험 인자를 식별하는데 있어 많은 노력이 필요하다. 이를 줄이고자 본고에서는 안저 사진을 이용하여 DR 위험 진행 상태를 식별하는 심층 바이모달 학습 기반의 Tri-SDN (Trilogy of Skip-connection Deep Networks)를 제안한다. Tri-SDN은 안저 사진과 EMR 속성의 기준 및 경과 데이터 간의 관계를 철저하게 파악할 수 있다. 본 연구에서는 96명의 당뇨병 환자를 대상으로 실험을 진행한 결과 기존의 방법보다 노력과 시간이 감소하면서도 탐지 능력은 향상되어 정확도 90.6%, 민감도 96.5%, 정밀도 88.7%, 특이도 82.1%, 그리고 수신자 조작 특성 아래 영역(Area Under Receiver Operating Characteristics, AUROC)에서 88.8%를 나타내었다.

I. 서론

당뇨병(Diabetes Mellitus, DM)은 가장 흔하며 빠르게 증가 중인 만성 질환으로 2013년 통계 기준으로 봤을 때 전 세계에서 3억 8,200만 명이 앓고 있으며 2035년까지 5억 9,200만 명으로 늘어날 것으로 예측된다[1]. 또 다른 연구에 의하면 모든 연령대에서의 당뇨병 유병률은 2000년에 2.8%였으나 2030년까지 4.4%로 증가될 것으로 예측되었으며, 이는 곧 2000년의 당뇨병 환자가 1억 7,100만 명에서 2030년 3억 6,600만 명으로 늘어난다는 의미이다[2]. 이렇듯 당뇨병 환자가 증가하는 이유는 고령화 시대의 도래, 경제발전으로 인한 생활양식의 변화, 그리고 줄

어든 운동량에 따른 비만을 증가 등이 있다[3]. 한국에서도 당뇨병 환자가 급격히 늘어 보건복지부의 2005년 국민건강영양조사에 따르면 2001년 7.6%에서 2005년 9.1%로 향상되었으며, 그 중 17.4%가 공복 혈당 장애를 앓고 있다[4]. 당뇨병과 관련된 경제적 부담은 계속해서 늘어나고 있으며 2009년 한국의 총 당뇨병 직접 비용은 2억 6천만 달러를 기록했다[5][6]. 당뇨병은 당뇨 자체 보다는 이로 인해 다양한 전신 합병증이 동반된다는데 중요성을 가지고 있다. DR은 전 세계 성인들의 실명의 가장 큰 원인이다[7]. DR 또는 시력을 위협하는 DR의 유병률은 각각 15.8-46.9%와 4.6 - 10%로 보고되었으며, 이는 곧 상당한 수의 환자가 DR의 위험에 처해 있음을 보여준다[8]. 망막증 초기에는 시력에 큰 영향을 끼치지 않지만, 치료를 제대로 하지 않으면 증식 당뇨병망막증(Proliferative DR, PDR)또는 당뇨병반부종으로 발전하여 심각한 시력 저하를 유발할 수 있다, 따라서 이를 예방하기 위해 DR의 효과적인 관리와 연관된 위험 인자를 식별하는 것은 당뇨 관리에 있어서 매우 중요하며, 이를 통하여 공중 보건 개선과 재정적 부담을 완화시킬 수 있다[6]. 기존에 Diabetes Control and Complications Trial (DCCT)[9], Wisconsin Epidemiologic Study of Diabetic Retinopathy (WESDR)[10], UK Prospective Diabetes Study (UKPDS)[11], Action to Control Cardiovascular Risk in Diabetes (ACCORD)[12] 등 대규모 집단을 대상으로 한 연구들이 수행되었으며, 여기에서 DR의 발병 또는 경과와 관련된 여러 가지 위험 인자를 식별하였다[13]. 이 연구들의 결과에 의하면 나이, 성별, 사회 경제적 지위, 전신 동맥 고혈압의 동반은 망막증 위험을 결정하는 중요한 인자로 여겨진다. 반면 다른 연구에선 HbA1c에 의해 측정된 대사 조절과 질병의 지속 기간이 DR 발병 위험에서 차지하는 비중이 11%에 불과하며, 나머지 89%는 다른 요인에 의한 것으로 조사되었다[14]. 이러한 변수들은 짧은 기간과 인종에 따라 다르기 때문에[15], 한국인을 위해서는 한국인을 대상으로 한 최신의 데이터 분석이 요구된다. 기존에도 한국인의 DR에 대한 연구가 수행되었으나[8][16][17], 최근 10년 내의 DR 발병과 경과에 관한 코호트 연구는 수행되지 않은 것으로 보인다. 따라서 본고의 목적은 국내 DM 환자들을 대상으로 하여 DR 발병 및 진행에 대한 위험도 예측을 수행할 수 있는 방법론을 개발하는 것이다.

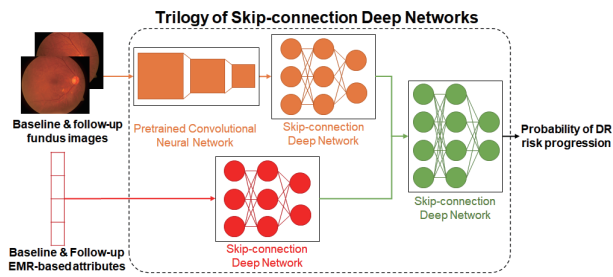


그림 1. 제안하는 Tri-SDN 방법론

II. 방법론

본고에서 제안하는 방법론은 4단계로 이루어지며, 안저 사진과 EMR의 속성값을 바탕으로 DM 환자의 DR 예후 학습을 목표로 한다. 전체적인 과정의 간략한 설명과 <표 1>과 같다.

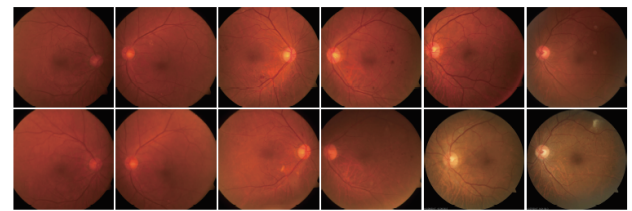
표 1. 제안하는 방법론의 진행 과정

과정	과정 설명
데이터셋 준비	안과 의사는 안저 사진과 EMR 속성값의 데이터셋에 대해 기준 데이터 선정 및 경과 데이터를 표시하는 레이블링 작업을 수행한다.
심층 학습 모델 설계	본고에서 사용하는 모델링 기술은 심층 신경망(Deep Neural Network(DNN) 또는 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron))과 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)이다. DNN/CNN은 분류와 같이 어떤 주어진 작업을 수행하기 위해 수백만 개의 매개변수를 가진 여러 개의 은닉층으로 구성된 복잡한 변환을 수행하는 대규모 모델이다. 본고에서는 DNN과 CNN이 강력한 데이터 기반 지식 표현 능력을 갖췄기 때문에 이를 선택하여 사용하였다. 지식 공학자는 안과 의사의 지식을 심층 학습 기반 모델로 변환시키며, 생성된 모델은 도메인 전문가(EMR의 어떤 위험 인자가 모델에 포함되어야 하는지 등)와 사용 가능한 환자 데이터를 이용하여 검증을 수행한다. 기 정의된 설정값(은닉층의 개수, 손실 함수 종류, 최적화 알고리즘 종류, 일반화 사용 여부 등)을 이용하여 모델 구축이 완료되면 지식 공학자가 학습을 수행한다.
모델 학습	학습 과정은 안저 영상과 선택된 EMR 속성에서의 주요 특징을 기반으로 설계한 심층 학습 모델이 학습 가능한 매개변수들을 최적화하면 학습이 종료된다.
평가	평가는 모델 학습 과정 중에 수행된다. 평가 결과는 전문가를 통해 분류가 잘 되었는지 검증한다.

1. 레이블링 된 데이터셋 준비

MD 환자의 데이터는 경희대학교병원으로부터 제공받았으며, 여기에는 96명의 환자에 대해 안저 사진 및 EMR 속성 값(22개의 위험 인자)에 대한 기준 및 경과 데이터가 포함된다. 이 데이

터들은 5명의 경희대학교병원 안과 의사들이 레이블링을 수행하였다. <그림 2>는 데이터의 예를 나타내며, 안저 사진의 경우 경과 사진이 기준 사진보다 6개월에서 40개월 이후의 사진이다. 일반적으로 EMR의 속성 값은 DR 경과와 심각성을 판단하는데 있어 중요한 데이터이며, 이에 따라 가장 큰 영향을 끼치는 위험 인자를 식별하고 결정하는 것이 중요하다. 기존 연구 참조 및 본고에서 참여 의사들에 의한 평가 결과, 위험 인자로 EMR 속성 22개가 선택되었으며, 이는 Gender, Insulin, HTN, baseline DR grade, Age, Duration, GC-IPL thickness, GC-IPL thinning rate, CAN score, Mean velocity, HbA1c, BUN, Cr, Chole, TG, HDL, LDL, SBP, DBP, BMI, Microalbu, eGFR으로 <표 2>에 나타나 있다. 이 중에서 특히 HbA1c, BUN, Cr, Chole, TG, HDL, LDL, SBP, DBP, BMI, Microalbu, eGFR의 기준값과 경과값은 DR 경과를 나타내는 신뢰성 높은 정보이다.



(a)

TG	TG(fu)	HDL	HDL(fu)	LDL	LDL(fu)	SBP	SBP(fu)	DBP	DBP(fu)	BMI	BMI(fu)
92	82	39	43	76	68	128	123	81	78	27.5	27.5
277	99	44	53	216	74	130	116	80	60	23.1	21.5
105	115	41	35	78	83	115	121	73	66	21.6	22.7
140	139	39	28	106	64	151	125	82	70	28	28.68
188	139	28	33	110	82	120	134	70	60	30.5	30.95
61	65	66	69	102	103	131	121	75	66	22.8	21.63
130	128	41	39	45	53	113	100	73	58	21.2	20.42
108	218	32	36	88	107	142	137	77	79	22.6	23.95
122	142	51	43	119	109	137	114	96	63	24.2	23.81
55	48	48	42	82	68	132	127	72	70	26	24.68

(b)

그림 2. (a) 윗줄: 기준 안저 사진, 아랫줄: 경과 안저 사진, (b) EMR 속성값 예

표 2. 선택된 EMR 속성의 종류

EMR 속성	속성 설명
Gender	성별
Insulin	인슐린 사용 여부
HTN	고혈압 유무
baseline DR grade	초기 당뇨병망막병증의 중증도
Age	나이
Duration	당뇨병 유발 기간
GC-IPL thickness	신경절 세포-내망상층 두께
GC-IPL thinning rate	신경절 세포-내망상층 두께 변화율
CAN score	심혈관계 자율신경병증 점수
Mean Velocity	말초 신경의 평균 전도 속도
HbA1c	당화혈색소

EMR 속성	속성 설명
BUN	혈액요소성질소
Cr	크레아티닌
Chole	콜레스테롤
TG	중성지방
HDL	고밀도 리포 단백질
LDL	저밀도 리포 단백질
SBP	수축기 혈압
DBP	확장기 혈압
BMI	체질량 지수
Microalbuminuria	미세알부민뇨
eGFR	사구체 여과 속도 추정

2. 심층 학습 모델 설계

본고에서는 두 가지 다른 유형의 지식 분야(컬러 안저 사진 및 EMR 속성 값)를 합쳐 학습을 수행하는 방법을 소개한다. 구체적으로, 컬러 안저 사진을 위한 CNN과 EMR 속성값을 위한 DNN을 활용하며, 이를 통해 환자 상태를 정확히 파악할 수 있다.

〈그림 1〉과 같이 심층 학습에서는 입력된 데이터를 기반으로 지식을 추출한다. 심층 학습은 수백만 개의 매개변수를 가진 대규모 수학 함수인 신경망의 학습을 통해 주어진 작업을 수행하는 것이다. 이 함수는 안저 사진에서 화소(Pixel)의 강도를 통해 당뇨병성 망막증의 중증도를 계산한다. 이를 위해서는 이미 당뇨병성 망막증의 중증도가 표시된 대규모 사진이 훈련 데이터로써 필요하다. 학습 진행 시 신경망의 초기 매개변수는 임의적인 수치로 정해진다. 그 후 학습된 함수에 대하여 각각의 안저 사진과 EMR 속성 값들의 예측 값이 실제 값과 다른지 비교되면서 함수의 매개변수가 지속적으로 수정되어 탐지의 오류율을 줄인다. 이러한 과정은 모든 사진과 EMR 속성 값 벡터에 대해 반복 수행되며, 이를 통해 함수는 사진의 화소 강도와 EMR 속성 값 벡터를 바탕으로 정확하게 DR 중증도를 계산하는 법을 학습한다. 정확한 훈련 데이터를 사용하여 학습하였다면 새로운 종류의 데이터에 대해서도 쉽게 적용이 가능하다.

안저 사진과 EMR 속성 값은 전혀 다른 유형의 데이터이기 때문에, 본고에서는 서로 다른 학습 모델을 사용하였다. 사진을 위한 신경망은 CNN으로, 이는 주변의 화소를 지역 특징으로 결합하고, 다시 이를 전역 특징으로 종합한다. 이 알고리즘이 명확하게 망막출혈이나 미세동맥류 등의 병소를 탐지하는 것은 아니지만, 지역 특징을 이용하여 변화를 알아차릴 수 있다. 한편 DNN의 은닉층은 1차원 벡터로 구성된 EMR 속성값을 다룬다. 그 후 사진과 속성 벡터 양쪽에서 추출된 의미 있는 특징들은 서로 연결되며, 그 출력들은 끊임없이 또 다른 심층 신경망에 입력되어 서로 다른 유형의 특징들 간의 상관관계를 찾아내어 의사결정의

정확도를 높인다. 마지막으로, 최종 출력의 클래스 점수가 분류기로 입력되어 최종 분류를 수행하며, 이는 위험 경과에 큰 영향을 미치는 위험 요소와 함께 DR 위험 없음 또는 DR 위험 높음이 나온다.

〈그림 3〉, 〈그림 4〉, 〈그림 5〉은 각각 안저 사진, EMR 속성값, 그리고 이 둘의 특징 벡터를 합쳐 수행하는 3중 심층 학습 과정을 나타낸다.

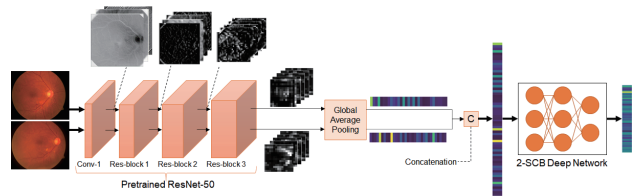


그림 3. CNN을 이용한 안저 사진 기반 학습 과정

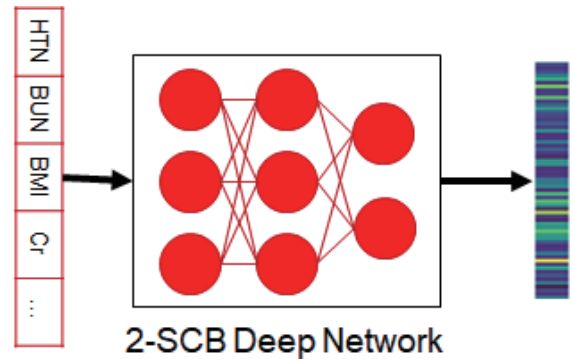


그림 4. DNN을 이용한 EMR 속성값 기반 학습 과정

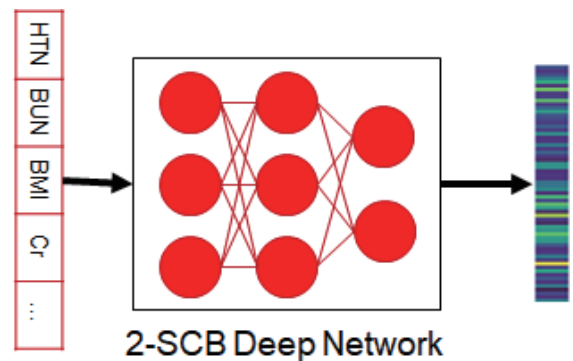


그림 5. DNN을 이용한 안저 사진 특징과 EMR 속성값 특징을 혼합한 학습 과정

3. 모델 학습

〈그림 6〉에 나타난 것과 같이 기 정의된 환자 데이터 배치(Batch)는 Tri-SDN에 순서대로 입력된다. 그 후 각각의 훈련 샘플에 대하여 DR 경과의 예측 점수와 이에 대응하는 실제 레이블 간의 일관성이 사전 정의된 교차 엔트로피 손실 함수에 의

해 측정된다. 추가적으로 일반화를 적용시켜 학습을 일반화시킨다. 모든 훈련 샘플에 대한 평균 손실을 기반으로, 제안 모델의 초기화된 매개변수를 최적화하기 위해 사전 지정된 학습률을 가진 최적화 알고리즘이 활용된다. 이러한 작업은 기 정의된 횟수 동안 반복된다. 훈련이 종료되면 최적화로 학습된 매개변수들이 저장되어 추론에 사용된다. 추론이란 새로운 입력 데이터가 Tri-SDN 모델로 입력되면 DR 진행 중 또는 DR 진행 없음의 두 가지 상태에 대한 확률을 나타내는 예측 점수를 출력한다.

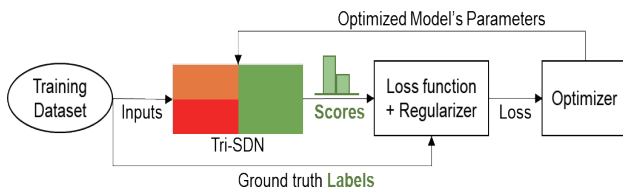


그림 6. 전체 모델 학습 과정

4. 평가

주어진 데이터를 바탕으로 제안하는 Tri-SDN의 효과성을 평가하기 위해 일반적으로 사용되는 성능 평가 지표인 정확도, 민감도, 정밀도, 특이도, 수신자 조작 특성 아래 영역(Area Under the Receiver Operating Characteristics, AUROC)을 측정하였다. 평가를 통해 학습 모델이 특정 질환을 앓는 환자와 그렇지 않은 환자를 얼마나 잘 구별해 내는지 추정한다. 평가 지표는 정오분류표(Confusion Matrix)의 참 부정(True negative, TN), 긍정 오류(False positive, FP), 부정 오류(False negative, FN), 참 긍정(Positive, TP)을 기반으로 계산되며, 그 식은 아래와 같다.

$$\begin{aligned}\text{정확도} &= \frac{TN + TP}{TN + FP + FN + TP} \\ \text{민감도} &= \frac{TP}{TP + FN} \\ \text{정밀도} &= \frac{TP}{TP + FP} \\ \text{특이도} &= \frac{TN}{TN + FP}\end{aligned}$$

성능 평가는 10겹 교차검증(10-fold cross validation)을 수행하였으며, 각각의 겹마다 생성한 모델을 20 에포크(epoch) 수행하였다. 각각의 겹마다 성능 평가 지표를 계산하고, 최종 결과는 이들의 평균과 표준편차를 퍼센트 단위로 나타낸다.

III. 실험 결과

실험은 세 가지 방법으로 진행되었다. 첫 번째 방법은 EMR-DN이라 칭하며, 이는 256개의 노드로 구성된 5개의 은닉층을

이용하여 EMR 속성값을 바탕으로 학습시킨 이진 분류가 수행되었다. 두 번째 방법은 Tri-DN이라 칭하며, 이는 안저 이미지와 EMR 속성값을 혼합하여 사용한 방법이다. 여기서는 안저 이미지와 EMR 속성 값을 위한 2개의 심층 모델이 동일하게 256개의 노드로 구성된 5개의 은닉층과, 둘의 특징을 합친 제 3의 모델은 128개의 노드를 가진 단일 층으로 구성된다. 마지막 방법은 Tri-SDN으로 스킵 연결(skip-connection) 기법을 사용한다.

표 3. 제안 방법론을 이용한 실험 결과

	정확도(%)	민감도(%)	정밀도(%)	특이도(%)	AUROC(%)
EMR-DN	83.3±1.1	96.5±0.7	79.7±1.3	64.1±3.5	83.6±2.0
Tri-DN	86.5±0.9	96.5±1.5	83.3±1.2	71.8±3.0	86.4±1.5
Tri-SDN	90.6±0.7	96.5±1.2	88.7±1.0	82.1±3.0	88.8±1.4

〈표 3〉에 나타난 결과와 같이, EMR-DN의 평균 결과보다 Tri-DN의 평균 결과가 정확도, 정밀도, 특이도, AUROC에서 각각 3.2%, 3.6%, 7.7%, 2.8% 높게 나타남을 알 수 있다. 이 결과를 토대로 EMR 속성값을 단일로 이용하는 것보다는 안저 사진과 혼합하여 사용할 경우 더 높은 예측 성능을 얻을 수 있음을 알 수 있다. 이러한 높은 성능을 보임에도 불구하고 바이오모달 학습 전략은 (i) 모델 구조의 복잡성(이미지, 수치, 혼합 벡터의 3가지 종류의 신경망 네트워크)과 (ii) 은닉층의 개수에 따른 학습 능력의 변화(많은수록 더 좋은 성능) 특성을 갖고 있으며, 최적의 훈련 결과를 얻기 위해서는 많은 시간과 노력이 소요되는 하이퍼 파라미터 조정 작업이 필요하다. 따라서, 본고에서는 Tri-DN에 스킵 연결 기법을 도입한 Tri-SDN을 새로 제안한다. Tri-SDN 실험 결과 〈표 3〉에 나타난 바와 같이 기존 방법보다 더 높은 성능을 나타내어 복잡한 구조에서의 모델의 효과성을 입증하였다. 특히, 민감도를 제외한 나머지 기준 지표에서는 2.4-10.3%의 향상을 나타내었다. 다만 정확도, 민감도, 정밀도, AUROC의 평균 표준편차는 약 1.0-1.5%이며 특이도는 3%를 나타내었다. 이러한 이유가 나타난 데에는 두 가지가 있으며, 첫 번째는 DR 진행이 되지 않는 데이터에 대해 진행 중이라고 잘못 분류된 경우와, 두 번째는 참조되는 속성 값의 양이 많은데 비해 데이터셋 사이즈가 상대적으로 적은 경우로 볼 수 있다.

IV. 결론

본고에서는 당뇨병 환자에서 DR 합병증이 진행할 가능성을 식별하고 이에 따른 정기검진의 필요성과 치료 방안을 결정하기 위해 심층 학습 기반의 당뇨병성 망막증 CDSS가 제안되었다. 제

안 알고리즘인 Tri-SDN은 CNN과 DNN을 합쳐 사용하는 것으로 안저 사진과 도메인 전문가가 선택한 EMR의 위험 인자 속성값을 사용하여 분류를 수행하였으며, 스킵 연결 기법을 도입하여 훈련 과정에서의 최적화 절차를 용이하게 하여 정확도를 더 높일 수 있었다.

본고의 실험을 통하여 얻은 결론으로 첫 번째는 안저 사진으로부터 추출한 특징이 DR 위험 식별을 위해 의미 있게 활용될 수 있고, 두 번째는 EMR 속성값을 이용한 분류가 심층 학습에도 잘 적용되어 활용될 수 있음을 알 수 있었다.

Acknowledgement

이 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원(IITP-2017-0-01629, IITP-2017-0-00655, IITP-2020-0-01489)과 한국연구재단의 지원(NRF-2016K1A3A7A03951968, NRF-2019R1A2C2090504)을 받아 수행된 연구임.

본고는 저자가 출판한 “Bimodal learning via trilogy of skip-connection deep networks for diabetic retinopathy risk progression identification”(International Journal of Medical Informatics, Vol.132, 2019) 논문을 한글로 번역 및 요약한 것임.

참고 문헌

- [1] International Diabetes federation. IDF DIABETES ATLAS, 6TH Edition. Brussels. Belgium. 2013. Available at: www.idf.org/diabetesatlas (last accessed February 10, 2018).
- [2] Wild S, Roglic G, Green A, Sicree R, King H. Global prevalence of diabetes: estimates for the year 2000 and projections for 2030. *Diabetes Care* 2004; 27: 1047-53.
- [3] Economic costs of diabetes in the U.S. in 2012. *Diabetes Care* 2013; 36: 1033-46.
- [4] Choi YJ, Kim HC, Kim HM, Park SW, Kim J, Kim DJ. Prevalence and management of diabetes in Korean adults: Korea National Health and Nutrition Examination Surveys 1998-2005. *Diabetes Care* 2009; 32:2016-20.
- [5] Kim TH, Chun KH, Kim HJ, Han SJ, Kim DJ, Kwak J, Kim YS, Woo JT, Park Y, Nam M, et al. Direct medical costs for patients with type 2 diabetes and related complications: a prospective cohort study based on the Korean National Diabetes Program. *J Korean Med Sci* 2012; 27: 876-82.
- [6] Byun SH, Ma SH, Jun JK, Jung KW, Park B. Screening for diabetic retinopathy and nephropathy in patients with diabetes: a nationwide survey in Korea. *PLoS One* 2013; 8: e62991.
- [7] Bourne RR, Jonas JB, Flaxman SR, et al. Vision Loss Expert Group of the Global Burden of Disease Study. Prevalence and causes of vision loss in high-income countries and in Eastern and Central Europe: 1990 - 2010. *Br J Ophthalmol* 2014;98:629 - 638.
- [8] Jee D, Lee WK, Kang S. Prevalence and risk factors for diabetic retinopathy: the Korea National Health and Nutrition Examination Survey 2008- 2011. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2013; 54: 6827-33.
- [9] Chrischoldm DJ. The Diabetes Control and Complications Trial (DCCT). A milestone in diabetes management. *Med J Aust* 1993; 159: 721-3.
- [10] Klein R, Klein BE, Moss SE, Cruickshanks KJ. The Wisconsin Epidemiologic Study of Diabetic Retinopathy: XVII. The 14-year incidence and progression of diabetic retinopathy and associated risk factors in type 1 diabetes. *Ophthalmology* 1998; 105: 1801-15.
- [11] Matthews DR, Stratton IM, Aldington SJ, Holman RR, Kohner EM; UK Prospective Diabetes Study Group. Risks of progression of retinopathy and vision loss related to tight blood pressure control in type 2 diabetes mellitus: UKPDS 69. *Arch Ophthalmol* 2004; 122: 1631-40.
- [12] ACCORD Study Group; ACCORD Eye Study Group, Chew EY, Ambrosius WT, Davis MD, Danis RP, Gangaputra S, Greven CM, Hubbard L, Esser BA, Lovato JF, et al. Effects of medical therapies on retinopathy progression in type 2 diabetes. *N Engl J Med* 2010; 363: 233-44.
- [13] The effect of intensive treatment of diabetes on the development and progression of long-term complications in insulin-dependent diabetes mellitus.

The Diabetes Control and Complications Trial Research Group. N Engl J Med 1993; 329: 977-86.

- [14] Hirsch IB, Brownlee M. Beyond hemoglobin A1c--need for additional markers of risk for diabetic microvascular complications. JAMA 2010; 303: 2291-2.
- [15] Collins VR, Dowse GK, Plehwe WE, Imo TT, Toelupe PM, Taylor HR, Zimmet PZ. High prevalence of diabetic retinopathy and nephropathy in Polynesians of Western Samoa. Diabetes Care 1995; 18: 1140-9.
- [16] Park CY, Park SE, Bae JC, Kim WJ, Park SW, Ha MM, Song SJ. Prevalence of and risk factors for diabetic retinopathy in Koreans with type II diabetes: baseline characteristics of Seoul Metropolitan City-Diabetes Prevention Program (SMC-DPP) participants. Br J Ophthalmol 2012; 96: 151-5.
- [17] Kim JH, Kwon HS, Park YM, Lee JH, Kim MS, Yoon KH, Lee WC, Cha BY, Son HY. Prevalence and associated factors of diabetic retinopathy in rural Korea: the Chungju metabolic disease cohort study. J Korean Med Sci 2011; 26: 1068-73.

약 력



김기영

2011년 경희대학교 의학사
2018년 경희의료원 안과 전공의
2019년 경희대학교 의학박사
2020년~현재 경희의료원 안과 임상조교수
관심분야: 당뇨병성 망막증, 황반변성 등의 망막질환에서
이미지 분석



Cam-Hao Hua

2016년 베트남 Ho Chi Minh City University of
Technology 학사
2016년~현재 경희대학교 석박사통합과정
관심분야: 딥러닝, 컴퓨터 비전, 이미지 프로세싱



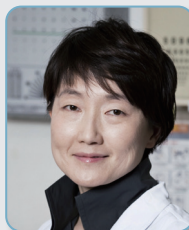
배 성 호

2011년 경희대학교 전자공학과 학사
2012년 KAIST 전기및전자공학 석사
2016년 KAIST 전기및전자공학 박사
2016년~2017년 MIT 컴퓨터과학 박사후과정
2017년~현재 경희대학교 컴퓨터공학과 조교수
주관심분야: 심층신경망 모델 압축/해석/탐색,
이미지 신호의 역문제



이 승 룡

1978년 고려대학교 학사
1987년 Illinois Institute of Technology 전산학 석사
1991년 Illinois Institute of Technology 전산학 박사
1993년~현재 경희대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야: 유비쿼터스컴퓨팅, 상황인지 미들웨어,
지능형 컴퓨팅, 디지털 헬스케어



유 승 영

1995년 경희대학교 의학사
1999년 경희대학교 의학석사
2002년 경희대학교 의학박사
2002년~2004년 미국 하버드대학교 안이병원 망막연구원
2003년~현재 경희대학교 의과대학 안과학교실 교수
관심분야: 망막영상, 망막영상자료의 정량화를 통한 진단,
황반부질환