

눈 건강을 위한 딥러닝 기반 안구 질환 판별

요약문

본 프로젝트는 장시간 전자기기 사용, 황사나 미세먼지 등 대기 상황, 기타 생활에 의해 발생하는 안구 질환들 중 특정 질병들에 대해 눈동자와 흰자의 외견을 기준으로 하여 판정하는 프로젝트이다. 전자기기 사용시간 증가로 안구질환, 시력저하 등을 겪은 계기로 눈의 사진을 촬영, 사진을 통해 안구 질환의 판별을 시도해보는 프로젝트로 기획하였다. 판별 목표로 삼은 질병은 충혈, 백내장, 황달 등으로 외견에 변화가 쉽게 관찰되는 케이스들로 클래스를 구성하였다. 학습에 필요한 자료는 주로 의학 학술지, 이미지 검색, 보건 의료 질병소개 게시글에서 수집하였으며, 좌우 반전, 회전, 이동에 의해 다양화시킨 이미지 증식을 적용한 데이터 셋을 구성하였다. 장소에 구애받지 않고 사용이 가능하다는 장점을 가지고 있어 병원으로부터 접근성이 떨어지는 지역의 불편 해소 또한 기대할 수 있다.

1. 서 론

1.1. 프로젝트 주제 선정 배경/동기

- 가) 코로나 19로 인한 실외 활동 규제가 교육, 업무에서는 인터넷 강의(메가스터디, 에듀윌)나 화상회의 프로그램(ZOOM, DUO), 여가 활동에서는 디지털 콘텐츠(유튜브, 넷플릭스, 게임)의 성장을 일으켰다. 이는 스마트폰, 태블릿PC 등의 전자기기의 폭발적인 수요로 연결되며 이용자층의 전자기기 사용 시간 장기화로 이어져 안구 질환을 겪는 사람이 증가하였다.
- 나) 필자 또한 코로나 19 이후로 장기간 전자기기를 사용하면서 시력 저하, 안구 건조증, 눈의 잦은 충혈을 겪게 되었다. 눈 건강에 대해 관심이 높아진 동시에 대학이 안과 병원과의 접근성이 떨어지는 지역에 위치하고 있다는 한계점 또한 인식하게 되었다.
- 다) 따라서 안과를 내원하지 않고 눈의 사진을 촬영해서 사진을 통해 안구 질환의 판별을 시도해보기로 결정하였고, 해당 주제를 선정하였다.

1.2. 프로젝트 신규성/참신성

- 가) 현재 제도화 논의가 이어지고 있는 비대면 진료와 어느 정도 연관성을 지니고 있는 프로젝트로, 딥러닝 모델의 결과가 진료 시 의료진 측에서의 진단에 참고 자료로 활용될 수 있다.
- 나) 모델이 질환 판별이 정확하게 이루어진다면 시간, 장소에 구애받지 않고 다수의 사람들에게 의료서비스로도 제공이 가능하여 공중보건 증진의 성격도 가질 것으로 기대된다.

2. 본 론 - 제안 프로젝트

2.1. 딥러닝 분류기의 구체적 용도

- 가) 정상/충혈(안구건조증, 결막염 의심)/황달, 간질환/백내장으로 클래스를 정의하였으며 인체에서 가장 취약하면서도 회복 또한 많은 애로 사항이 존재하는 눈을 보호하고 질환을 예방하는 가이드라인을 제시할 수 있다.
- 나) 딥러닝을 기반으로 한 모델이기 때문에 장소에 구애받지 않고 사용이 가능한 장점을 가지고 있다. 한국기술교육대학교와 같이 시가지에서 떨어진 지방, 도서지역, 읍면리 등의 병원 접근성이 떨어지는 지역에서도 이용 가능한 의료서비스로서 발전할 수 있다.
- 다) 질병과 관련된 이미지를 학습함으로써 딥러닝 모델을 형성하므로 본 프로젝트에서 다루었던 눈뿐만 아니라 피부나 구강 등과 같이 일반 카메라로 촬영이 가능한 부위들의 질병 판정 또한 가능할 것으로 기대된다.

2.2. 딥러닝 분류기 입력/출력 설정

- 가) 입력으로 신체 부위에서 안면, 그중에서도 눈을 클로즈업한 이미지들을 학습 데이터로 사용할 계획이다. 단, 눈 부위만 촬영된 사진을 했을 경우 눈 주변 부위(코, 눈썹, 피부색)이 포함된 사진에서 정확도가 떨어질 수 있으므로 눈 사진과 주변부까지 포함된 사진을 혼합하여 사용한다.
- 나) 질환은 눈의 눈동자, 흰자에 외견상 변화가 발생하는 질병으로 선정하였으며 크게 흰자 색상의 전체 적인(황달, 간질환) 혹은 부분적인(충혈) 변화, 그리고 눈동자 색상 변화(백내장)로 나눌 수 있다. 정상적인 눈까지 포함하여 총 4가지의 출력 클래스를 가지게 된다. 클래스명은 각 이미지에 대한 질환(혹은 의심되는)명이다.
- 다) 질환이 적색, 황색, 백색 색상으로 나타나게 되므로 CNN 모델에 입력되는 이미지가 색상 정보를 포함할 수 있도록 변환한다.

2.3. 딥러닝 분류기 전체 구조 요약

```
model = Sequential()
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', input_shape=(100, 100, 3)))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))

model.add(Flatten())
model.add(Dense(512, activation='relu'))
model.add(Dense(4, activation='softmax'))
```

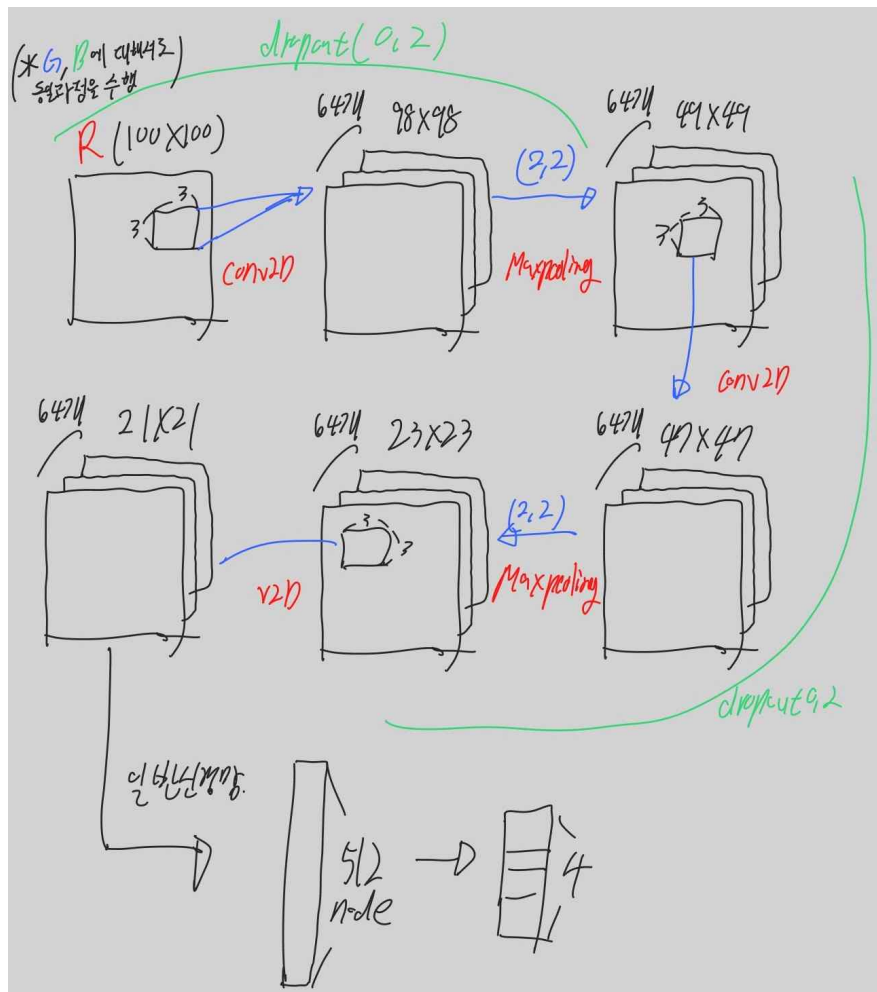


그림 1. 딥러닝 모델 도식화

<입력층>

- 데이터셋의 이미지는 256×256 사이즈를 가지고 있어 가로 세로가 1대 1 비율을 가지고 있었다. 이에 따라 입력되는 픽셀 사이즈는 가로 세로 모두 100픽셀씩 서로 동일하게 비율을 맞추었다.
- 질환 이미지에서 백색, 적색, 황색을 구분해야 하므로 RGB 컬러 이미지를 인식할 수 있도록 설정하였다.

<은닉층 - 컨볼루션, 풀링>

- 필터의 개수는 64개로 고정하였으며 이미지에 따라 눈이 차지하는 비중이 작은 경우가 있으므로 가장 작은 사이즈의 필터를 적용하였다.
- 3개의 특징추출 층중에서 앞의 두 층에 대해 최대 풀링을 2회 실시하였다.
- 드롭아웃의 경우, 특징추출 층에 한하여 20%로 실시하였다.
- 특징추출 층은 [컨볼루션-풀링-컨볼루션-풀링-컨볼루션] 순으로 구성되어있다.

<은닉층 - 일반 신경망>

- 3개의 특징추출 층을 통과한 특징맵을 일반 신경층의 512개의 노드가 받아 분류하였다.
- 활성화 함수는 앞의 특징추출 층과 마찬가지로 렐루 함수를 사용하였다.

<출력층>

- 4개의 클래스(정상과 질환 3가지)에 따라 분류하였다.
- 활성화 함수로 소프트맥스를 사용하여 합이 1이 되게 함으로서 퍼센티지를 확인할 수 있다.



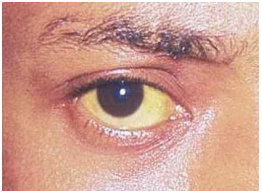
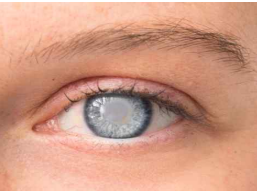
3. 실험분석 - 학습/예측

3.1. 이미지 데이터 획득 방법

- 가) 이미지 획득은 주로 구글 이미지 검색, 논문에서 인용된 이미지, 해외 보건의료 사이트의 질병 소개 게시글에서 이루어졌다.
- 나) 아시아권 언어로 검색하게 될 경우 홍채 색상이 동양인(갈색, 황색)에 치우칠 우려가 있다는 점을 감안하여 한글, 한자 이외에도 서양 문화권 언어(영어, 프랑스어) 검색을 활용하였다. 자료는 다양한 인종이 포함되고 여러 색상의 눈동자 이미지를 최대한 확보하는 것을 목표로 하였다.
- 다) 각 클래스 당 약 30~50개 가량의 이미지를 마련하였다. 딥러닝 학습에 부족하므로 데이터 증식을 활용하여 클래스 당 이미지 개수는 300개로 맞추었다. 증식 조건은 상하좌우 시프트 범위 0.2이며 좌안 우안이 판정에 영향을 주지 않도록 좌우반전을 적용하였다. 상하반전은 실용성이 떨어질 것이라 판단해 제외시켰고, 확보한 샘플 중 기울어진 이미지가 최대 40~50도 인 것을 감안하여 이미지의 회전 범위는 45도로 설정하였다.

3.2. 획득 이미지 데이터 요약

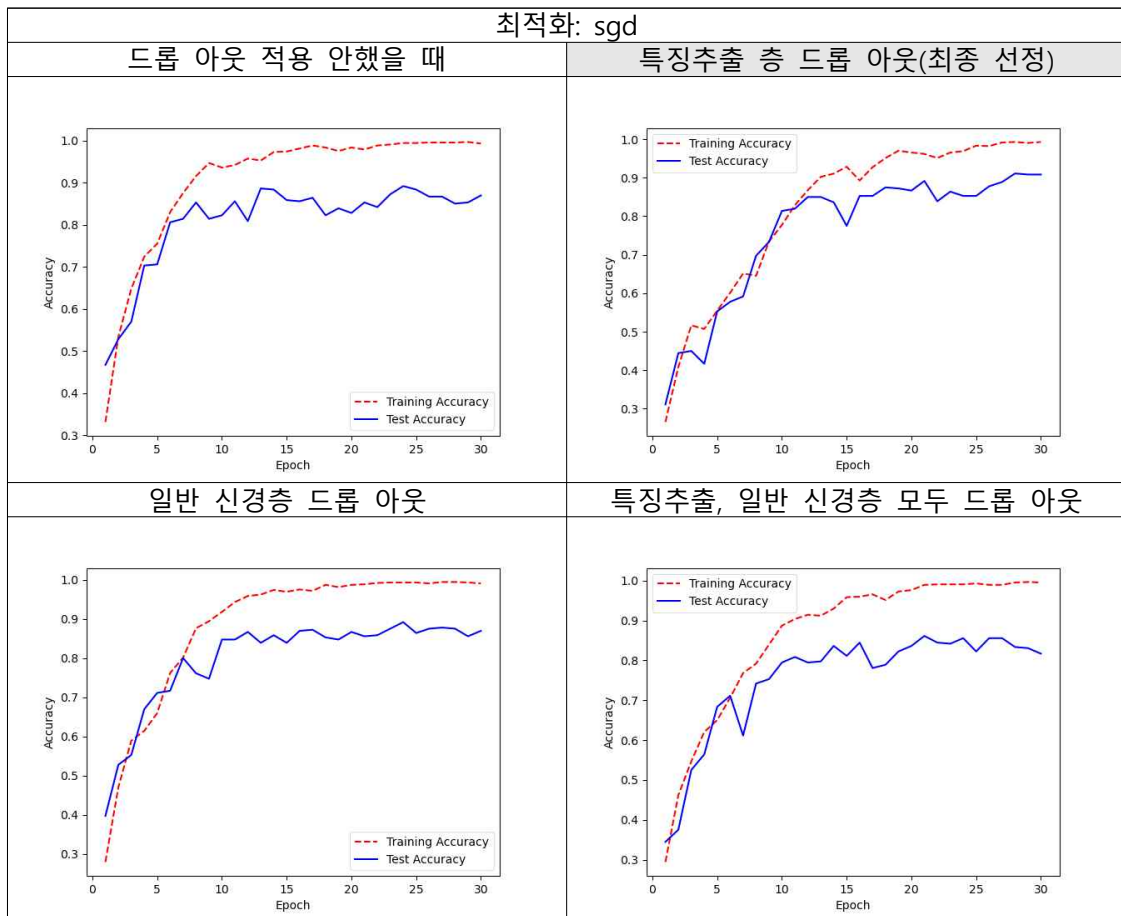
- 가) 수집 과정에서 각 클래스 별로 30~50장 가량의 이미지를 확보하였으며 데이터 증식을 통해 300장의 이미지를 저장하였다.
- 나) 각 클래스별 이미지는 다음과 같다.

class_00	class_01	class_02	class_03
			
정상	충혈(결막염, 포도막염, 안구건조증 등)	황달, 간질환	백내장

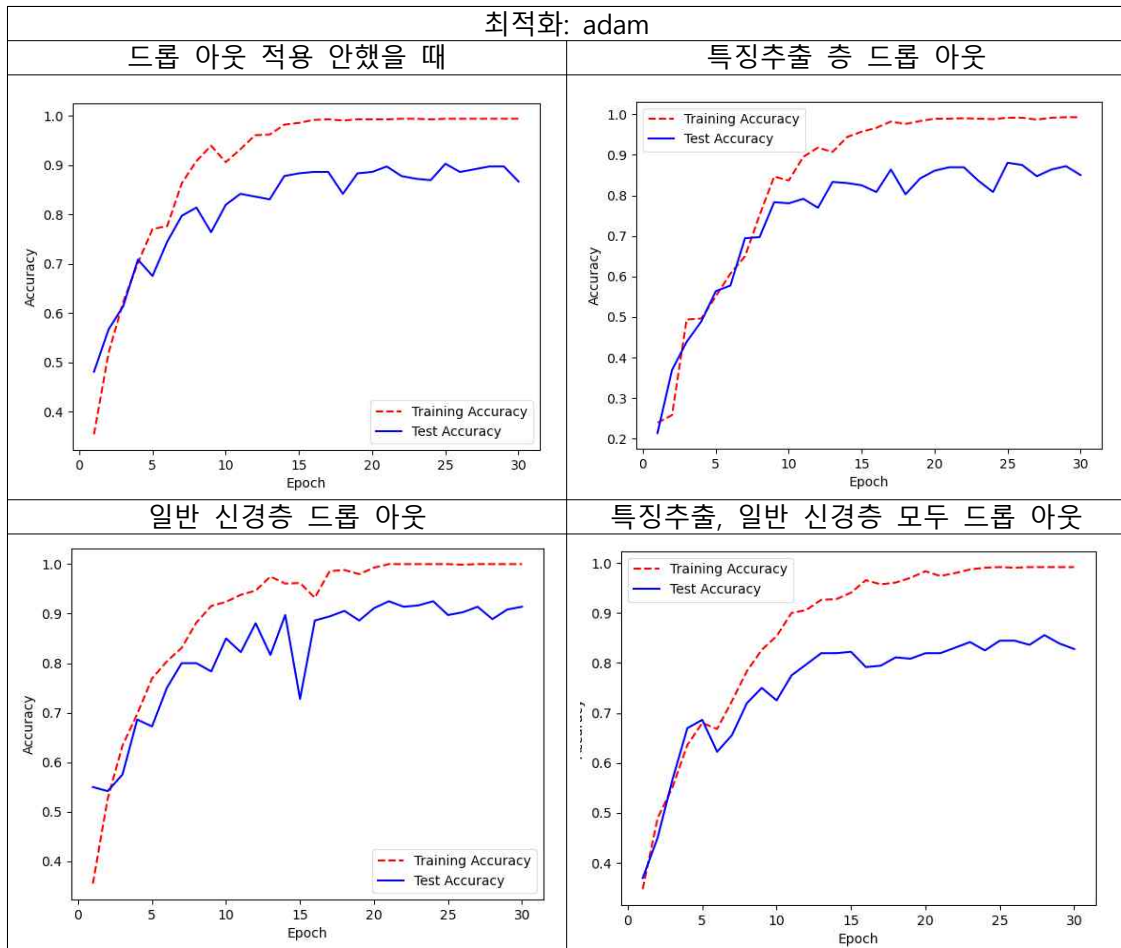
눈으로 보았을 때의 특징: 정상 안구에 비해 환자의 색상에 변화(적색, 황색), 또는 눈동자 색상의 변화(백색)를 확인 할 수 있다.

3.3. 학습 결과

- 이미지 증식으로 각 클래스당 300개의 이미지를 생성했으므로, 전체 이미지는 총 1200개이다. test_size = 0.3으로 설정하여 7:3 의 비율로 학습용과 검증용을 구분하였다.(840, 360)
- model.fit에서 default 값인 epoch = 10, batch size = 100으로 실행하게 되면, 작은 epoch로 인해 training accuracy와 test accuracy 간의 차이가 확인하기 어렵고 큰 batch size로 인해 test accuracy가 큰 폭으로 등락함을 확인하였다. 따라서 epoch = 30, batch size = 50으로 설정하고 딥러닝을 진행하였다.
- 모델의 사용계획으로서 test accuracy를 기준으로 선정하기로 하였다. 먼저 최적화 방법으로서 sgd를 사용하였고, 단순히 epoch와 batch size를 조정한 상태에서 실행하였을 때 test accuracy가 약 0.8 정도에서 상승하지 않았다. 정확도 개선을 위해 sgd, adam을 각각 사용했을 때의 드롭 아웃을 4가지 케이스(적용 안함, 특징추출 층만 적용, 일반 신경층만 적용, 양쪽 층 모두 적용)로 나누어 비교 후, 정확도가 가장 높은 모델을 최종적으로 선정하기로 하였다.



- adam 최적화를 적용한 케이스 또한 동일하게 경우를 나누어 학습 비교를 실시하였다. sgd와 adam 결과, 전체 8개의 학습 결과들 중에서 특징추출 층만 드롭아웃 적용한 sgd 모델이 0.9 가량으로 근소 우위의 accuracy를 보여주어 해당 모델을 선정하였다. 시각화된 그래프들은 다음과 같다.



- model.summary에 의해 확인된 딥러닝 구조 요약은 다음과 같다.

```
Model: "sequential"
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
conv2d (Conv2D)              (None, 98, 98, 64)         1792
max_pooling2d (MaxPooling2D) (None, 49, 49, 64)         0
dropout (Dropout)            (None, 49, 49, 64)         0
conv2d_1 (Conv2D)            (None, 47, 47, 64)         36928
max_pooling2d_1 (MaxPooling2 (None, 23, 23, 64)         0
dropout_1 (Dropout)          (None, 23, 23, 64)         0
conv2d_2 (Conv2D)            (None, 21, 21, 64)         36928
flatten (Flatten)            (None, 28224)              0
dense (Dense)                (None, 512)                14451200
dense_1 (Dense)              (None, 4)                  2052
-----
Total params: 14,528,900
Trainable params: 14,528,900
Non-trainable params: 0
```


3.4. 예측 결과

- 예측이 맞은 결과 예시 3가지

이미지	예측, 결과 클래스
 <p>클래스(예측) : 충혈(결막염, 안구건조증 의심) 클래스(정답) : 충혈(결막염, 안구건조증 의심)</p>	충혈(결막염, 안구건조증 의심)
 <p>클래스(예측) : 황달, 간질환 클래스(정답) : 황달, 간질환</p>	황달, 간질환
 <p>클래스(예측) : 백내장 클래스(정답) : 백내장</p>	백내장

- 예측이 틀린 결과 예시 3가지

이미지	예측, 결과 클래스	분석
 <p>클래스(예측) : 백내장 클래스(정답) : 정상</p>	<p>예측: 백내장 결과: 정상</p>	<p>흰 부분 (동공에 비친 상)을 백내장으로 인식하여 발생한 오류로 여겨진다.</p>
 <p>클래스(예측) : 백내장 클래스(정답) : 충혈(결막염, 안구건조증 의심)</p>	<p>예측: 백내장 결과: 충혈</p>	<p>밝은 색상의 눈 동자에 의한 오류로 보여진다.</p>
 <p>클래스(예측) : 황달, 간질환 클래스(정답) : 백내장</p>	<p>예측: 황달, 간질환 결과: 백내장</p>	<p>이미지에서 백내장, 충혈, 흰자 중 일부분의 색상 변화가 모두 존재하고 클래스 분류 특성상 1가지의 병명만 파악 가능하여 황달을 예측한 것 같다.</p>

4. 참고자료(부록)

- [1] 위키백과, '결막염'
<https://ko.wikipedia.org/wiki/%EA%B2%B0%EB%A7%89%EC%97%BC>
- [2] 위키백과, '백내장'
<https://ko.wikipedia.org/wiki/%EB%B0%B1%EB%82%B4%EC%9E%A5>
- [3] 위키백과, '황달'
<https://ko.wikipedia.org/wiki/%ED%99%A9%EB%8B%AC>
- [4] 뉴스, '마스크로 인한 안구건조증'
<https://www.insight.co.kr/news/301676>
- [5] 뉴스, '미세먼지와 안구 질환'
https://www.ekomnews.com/bbs/board.php?bo_table=news&wr_id=40313
- [6] 뉴스, '눈으로 보는 건강'
https://m.health.chosun.com/svc/news_view.html?contid=2017071802001
- [7] 뉴스, '봄철 알레르기성 결막염'
<https://www.docdocdoc.co.kr/news/articleView.html?idxno=1040139>
- [8] 뉴스, '백내장 수술 건수'
<https://www.docdocdoc.co.kr/news/articleView.html?idxno=2006274>
- [9] 질병 정보 사이트, 'msdmanuals'
<https://www.msdmanuals.com/ko/%ED%99%88>
- [10] 안구 딥러닝, '메디웨일'
<https://m.blog.naver.com/creativegw/221061087060>
- [11] 논문, '안구질환 딥러닝'
<https://www.kci.go.kr/kciportal/ci/sereArticleSearch/ciSereArtiView.kci?sereArticleSearchBean.artilId=A RT002735638>
- [12] 블로그, '안구질환 딥러닝'
<https://blogs.nvidia.co.kr/2018/01/02/how-deep-learning-detects-eye-disease/>
- [13] 뉴스, '비대면 진료 전망'
<https://www.ewestoday.co.kr/news/articleView.html?idxno=1572090>
- [14] 블로그, 'sgd, adam 비교'
<https://koreanfoodie.me/178>