

기계학습을 이용한 불량자세 검출과 교정 안내→

류준형 김건호 이상철 조승헌 응웬반흥

계명대학교 컴퓨터공학과

rjh6883@stu.kmu.ac.kr, kimgh5303@naver.com, zktm9903@naver.com, sheon0319@naver.com,

Nguyenvanhung.it95@gmail.com

Bad posture detection and correction notification using machine learning

Junhyeong Ryu Geonho Kim Sangcheol Lee Seungheon Jo Nguyen Vanhung

Department of Computer Engineering, Keimyung University

요 약

최근 코로나로 인해 스마트폰과 컴퓨터의 사용이 증가하고 있다. 과거 스마트폰 도입 초기에 스마트폰 사용이 늘어남에 따라 VDT 증후군 수진자가 크게 증가했고 현재까지도 꾸준히 수진자가 증가하고 있는 도 중 스마트폰 및 컴퓨터의 사용이 코로나로 인해 더 증가하게 되면서 VDT 증후군의 수진자가 큰 폭으로 증가할 수 있다. 이에 본 논문은 VDT 증후군 예방에 도움을 주는 프로그램을 설계하고 개발한다.

1. 서 론

최근 컴퓨터와 스마트폰이 일상화되고 신종 코로나바이러스 감염증(코로나 19) 사태로 온라인 수업이나 회의 등이 잦아졌다. 이로 인해 앉아서 컴퓨터, 스마트폰, 태블릿PC 등을 사용하는 시간이 점차 증가하고 있다.

과거 스마트폰의 보급으로 VDT 증후군 수진자 수가 급증하기 시작했다. VDT 증후군이란 스마트폰이나 모니터와 같은 영상 기기를 오랫동안 사용해 눈의 피로, 어깨 목 통증 등의 증상을 통칭하는 용어이다. 이후에도 VDT 증후군 환자 수는 꾸준히 증가해 09년 기준 458만명에서 19년 기준 634만명으로 09년 대비 1.38배 수준으로 증가했다. 그림 1을 보면 VDT 증후군 수진자 수가 꾸준히 증가하고 있는 것을 볼 수 있다.[1]

(단위: 만 명, %)

구분	근막통증증후군			안구건조증			일자목증후군			손목터널증후군		
	'09년	'19년	연평균증감률	'09년	'19년	연평균증감률	'09년	'19년	연평균증감률	'09년	'19년	연평균증감률
계	151	233	4.4	168	226	3.0	162	220	3.1	11.8	17.3	3.9
20대 미만	16	16	-0.1	12	13	0.8	15	14	-0.4	0.1	0.1	3.7
20대	16	21	2.8	24	26	0.6	20	27	3.3	0.4	0.7	6.4
30대	25	30	1.6	25	27	0.7	31	38	2.0	1.1	1.4	2.4
40대	30	38	2.4	31	36	1.5	39	44	1.3	2.8	2.9	0.2
50대	28	48	5.8	30	45	4.2	30	46	4.3	4.5	6.4	3.6
60대	21	42	7.0	26	41	4.7	18	31	5.7	2.1	3.8	5.9
70대 이상	16	40	9.5	21	41	6.9	11	22	7.1	0.9	2.3	9.4

그림 1. VDT 증후군 관련 질병 연령대별 수진자 수[1]

본 논문에서는 스마트폰이나 모니터와 같은 영상기기 사용 시의 좋지 않은 자세로 인한 VDT 증후군 수진자 수의 증가 폭 감소에 도움을 주는 프로그램을 설계하고 개발하고자 한다.

* 본 논문은 한국연구재단의 대학혁신지원사업의 지원을 받아 수행된 연구결과입니다.

2. 관련 연구

2.1 OpenPose 라이브러리

OpenPose는 Carnegie Mellon University에서 개발한 라이브러리로 실시간 영상을 분석해서 사람의 신체를 머리, 목, 팔, 손 등 약 25개의 포인트로 표현한다.

이 라이브러리는 컴퓨터 비전과 기계학습을 사용해 영상을 처리하며 개인의 신체 포인트들을 연관시키는 법을 학습하며 처리해서 손과 손이 서로 마주치는 것처럼 각 기관이 서로 마주쳤을 때 이를 파악할 수 있다.

또한 딥러닝 합성곱 신경망을 사용해서 일반 카메라로도 사람의 스켈레톤 데이터를 가져올 수 있다. 그림 2는 OpenPose의 구조를 나타낸 것이다.[3][4][5]

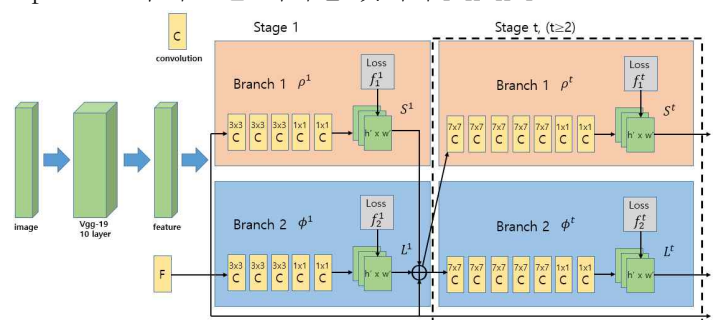


그림 2. OpenPose의 구조[3]

vgg-19 10계층 레이어를 통과한 이미지는 특징(feature)가 강조된 형태로 출력된다. 이 출력은 1~6 stage의 입력으로 활용되고 confidence map과 affinity field를 구현한다. confidence map은 이미지 속 사람의 관절 위치를 파악하는데 사용한다. 학습 초기에는 특징이 크게 두드러지지 않아서 관절의 파악이 잘 되지 않지

만 human pose data과 비교하는 과정의 반복을 통해 점차 관절의 위치가 나타나게 된다. affinity field는 각 관절이 어느 사람의 것인지 파악하는데 사용한다. 관절의 운동 방향을 파악하고 각 방향과 confidence map의 관절을 조합해 전체적 인체 골격(human skeleton)을 만든다. OpenPose를 이용해 만든 인체 골격은 그림 3과 같다.[5]

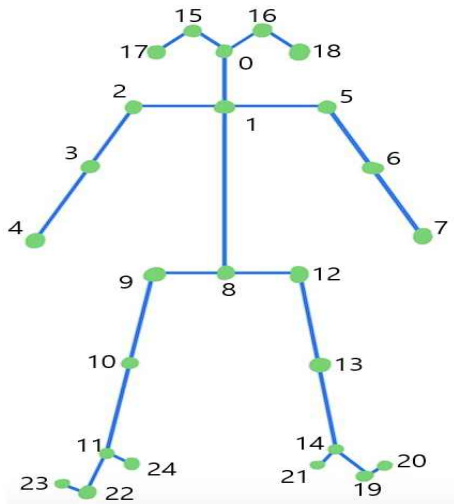


그림 3. 인체 골격 및 관절 포인트[6]

2.2 Convolution Neural Network

기존의 이미지 인식에 사용하던 Fully Connected Neural Network(FCNN)은 입력 이미지를 입력 이미지를 픽셀의 행으로 직렬화하여 사용한다. 하지만 직렬화하는 과정에서 주변 픽셀들과의 상관관계들을 잃게된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Convolution Neural Network(CNN)이 등장하였다.

CNN은 이미지에 특화된 신경망 구조이다. CNN은 데이터에서 직접 학습하고 패턴을 사용해 이미지를 분류한다. 따라서 특징을 수동으로 추출할 필요가 없다.

CNN은 크게 특징 추출(feature extraction), 분류(classification)로 2단계로 구성되어 있다. 특징 추출 단계에서는 주변 픽셀들과의 상관관계들을 유지하기 위한 합성곱(Convolution) 연산과 이미지의 크기를 줄이기 위한 풀링(Pooling)을 사용하여 1차원 데이터로 취급해도 무관한 상태로 만들어준다. 분류 단계에서는 이미지들을 1차원 형태로 직렬화를 수행한 후 분류를 진행한다.

3. 불량 자세 검출 과정

3.1 일자목(거북목) 자세 판별 방법

일자목 자세는 거북이의 목처럼 모니터에 가깝게 얼굴이 나오고 목은 원래의 자리에 있는 자세이다. 이에 따

라 사용자가 거북목 자세를 하게 되면 그림 4와 같이 카메라에서 인식하는 사람의 목 길이는 짧아지게 되고, 그림 5와 같이 양쪽 귀 사이의 거리는 멀어지게 된다. 이 점을 이용해서 전면 웹캠만으로 일자목을 판별할 수 있다.

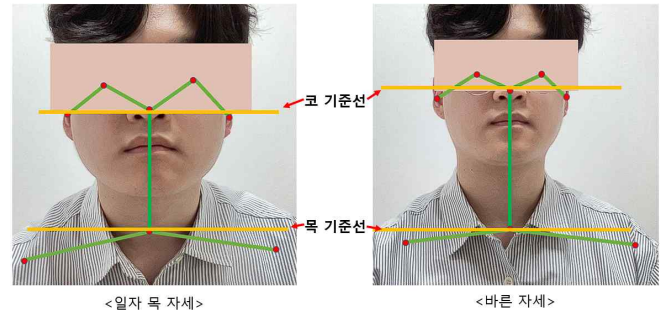


그림 4. 코와 목 사이의 거리로 거북목 판별

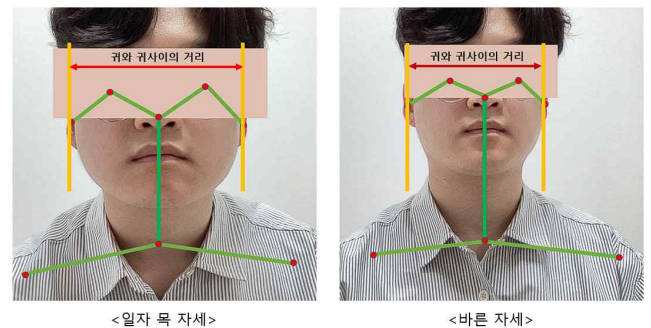


그림 5. 양쪽 귀 사이의 거리로 거북목 판별

웹캠을 통한 실시간 영상의 프레임을 Openpose를 통해 분석하면 각 관절의 포인트를 실시간으로 받을 수 있다. 이에 따라 코의 포인트인 0(x1, y1)과 목의 포인트인 1(x2, y2)를 통해 점과 점 사이의 거리를 구하는 식 1로 계산한 값이 가까워지고 동시에 양쪽 귀의 포인트인 17, 18번의 포인트의 좌표상의 거리가 서로 멀어지게 되면 일자목 자세라고 판별한다.

$$distance = \sqrt{(x2 - x1)^2 + (y2 - y1)^2}$$

식 1. 점과 점 사이의 거리를 구하는 식

본 논문에서 사용한 학습모델은 CNN을 기반으로 구성했다. 합성곱 연산을 이용해 입력 이미지로부터 특징을 추출하였고 Max-pooling 계층을 추가하여 입력 데이터의 사이즈를 줄이고 특징을 간소화하였다. 지역 최적(local optimum)을 막기 위해 배치 정규화(Batch Normalization)를 사용하였고 활성화 함수(Activation)은 ReLU, Softmax를 사용했다. 과적합(overfitting)을 막기 위하여 레이어의 일부 유닛이 동작하지 않게 하는 Dropout을 사용했다.

이 모델에 거북목 이미지 5천여장과 정상 이미지 5천여장을 학습하여 거북목을 판별하게 하였다. 학습 결과는 아래 그림 6과 같다.

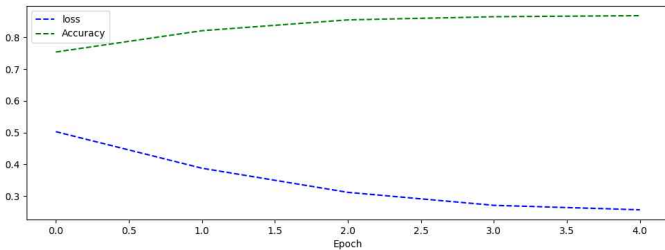


그림 6. 학습 결과

Openpose를 통해 분석한 각 관절의 포인트를 활용하여 연산을 한 결과값과 CNN 기반의 학습모델을 동시에 사용하여 거북목 인지 오차를 줄여 성능을 향상시켰다.

3.2 어깨 기울어짐 자세 판별 방법

영상의 프레임을 OpenPose를 통해 분석한 후 왼쪽 어깨 관절 포인트인 2번과 오른쪽 어깨의 관절 포인트인 5번의 화면 내 좌표를 이용해서 어깨의 기울기 정보를 파악한다. 2번 포인트 좌표를 (x1, y1), 5번 포인트 좌표를 (x2, y2)라고 한다면 기울기를 식 2로 구할 수 있다.

기울기를 계산한 후 어깨의 기울기가 -0.2 ~ 0.2 사이일 때 정상적인 기울어짐이라고 판단하고 이를 벗어난다면 어깨가 기울어졌다고 판별한다.

$$\text{slope} = (x2 - x1) / (y2 - y1)$$

식 2. 점과 점 사이의 기울기를 구하는 식

3.3 개발 내용

불량자세 검출과정을 바탕으로 불량자세를 검출하고 검출 내역을 실시간으로 알려주는 프로그램을 개발하였다. 해당 프로그램의 기능으로는 불량자세 검출이 제대로 되지 않을 경우 자신의 신체 데이터에 맞춰서 보정하는 정자세 보정 기능, 실시간 불량자세 검출 기능, 팝업을 통한 실시간 알림 기능, 커뮤니티 웹을 통한 자신의 불량자세 통계, 자신의 불량자세 검출 시점의 촬영 사진 등의 정보를 제공한다. 그림 7 프로그램 실행 중 거북목 자세를 인식했을 때의 실행 화면을 캡처한 장면이다.

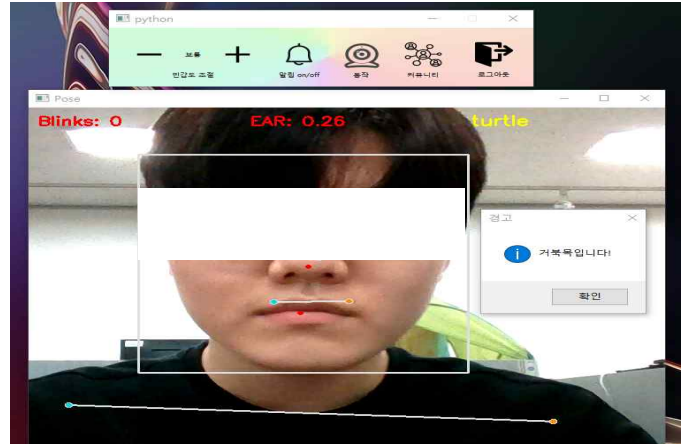


그림 7. 실행 화면

4. 결론

본 논문에서는 기계학습을 활용한 불량자세 검출과 교정 과정에 들어가는 모듈과 분석 하는 자세 종류, 각 자세 별 구분하는 방식 및 구동 과정을 제시했다.

또한 이를 바탕으로 불량자세를 실시간으로 검출하고 안내하는 교정 프로그램을 개발했다.

향후 연구로는 현재 VDT 증후군의 주요 증상 중 일자목 증후군을 예방하는 데 도움을 주는 프로그램을 구현했는데 부가적인 정보 없이 불량자세 검출 중 사용하는 전면 웹캠 영상을 활용해서 눈 깜빡임 횟수를 추가로 파악하고 깜빡임의 빈도를 통해 안구건조증에 도움을 줄 수 있는 기능을 구현할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] 건강보험심사평가원, “<https://www.hira.or.kr/bbsDummy.do?pgmid=HIRAA020041000100&brdScnBltno=4&brdBltno=10167>”, 4월 접속
- [2] 한경용어사전, “<https://dic.hankyung.com/economy/view/?seq=3110>”, 4월 접속
- [3] 유혜림, 이봉환, “감시 영상을 활용한 OpenPose 기반 아동학대 판단시스템.” 한국정보통신학회논문지, 23.3: 282-290. , 2019.
- [4] Z. Cao, T. Simon, S. E. Wei, and Y. Sheikh, “Realtime multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields,” in Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 7291-7299, 2016.
- [5] S. Qiao, Y. Wang, and J. Li, “Real-time human gesture grading based on OpenPose,” in Proceeding of the 2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics, pp. 1-6, 2017.
- [6] OpenPose, “<https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>”, 4월 접속