|  |
| --- |
| **비대면 학습 집중도 분석 및 예측**  **요 약**  최근까지 이어지는 COVID-19로 인해 2021년까지도 국내 대학 대부분 수업은 비대면으로 진행한다. 하지만 이러한 비대면 수업 진행에 따라 학습자의 집중도가 떨어질 수 있다는 문제점이 제기되었다. 이에 비대면 학습 집중에 보완할 기술을 개발한다. 학습자의 학습 집중도를 분석하여 집중도가 떨어진 구간을 학습자에게 제공한다. 실시간 Live Feed 영상에 적용가능한 비대면 학습에서 학습자의 얼굴 탐색 및 변화 감지 데이터를 산출하고 시간에 따라 데이터를 저장한다. 결과를 도출하여 집중도가 떨어진 구간을 확인하고 복습할 구간을 제시하여 비대면 학습에 기여할 수 있도록 한다. |

**1. 서론**

**1.1. 연구배경**

COVID-19로 인해 원격 수업은 지금까지 이어지고 있다. 특히 지난해 학생들의 학업성취도가 크게 떨어진 것으로 나타났다. 중상위권 비율은 줄었으며 기초학력 미달 학생들이 늘었다. 고2 수학기초학력은 2019년에 9%에서 2020년에 13.5%로 무려 50%가 늘었다[1]. 이러한 관점에서 비대면 학습의 문제점과 해결방안에 대한 관심이 증대되고 있다. 현재 코로나19로 인한 학력저하가 국가 공식 통계로 확인이 되었다. 중상위권 비율은 줄었으며 기초학력 미달 학생들이 늘었다. 또한, 온라인 수업의 전향과 온라인 수업을 통한 수업 변화는 교수자와 학생 모두에게 시행착오를 겪으며 온라인 수업 방식에도 전반적인 문제점이 있다고 지적되었다.

이러한 관점에서 학습자의 편의성과 학습성 증대를 위해 졸음 감지 알고리즘은 다양한 방법으로 연구되고 있다. 크게 3가지 형태로 분류된다. 첫째, 학습자의 생체적 특성을 분석하는 방법으로 뇌파, 심장박동, 맥박 수 등을 측정하여 졸음 및 집중도 여부의 정확도가 높지만, 인체에 직접적으로 특별한 장치를 부착하는 접촉방식이기 때문에 실용적이지 못하다[3]. 둘째, 컴퓨터 비전 기술을 이용하여 학습자의 특징 변화를 측정함으로써 졸음 여부를 판단하는 방법이다. 학습자의 얼굴에는 많은 변화가 일어난다. 피로하거나 주의력이 감소된 사람은 눈을 감거나 아주 작게 뜨며 고개의 숙임, 하품 등의 얼굴 특징으로 쉽게 구별할 수 있다. 이러한 얼굴 특징 변화를 관찰하여 학습자의 졸음 상태를 판단할 수 있는 비접촉식 방법이므로, 컴퓨터 비전 기술을 이용한 방법은 학습자에게 적용하기에 용이하다.

**1.2. 연구목표**

집중도 알고리즘에 있어 학습자 졸음 여부 판단의 정확성은 가장 중요한 요소이다. 학습자의 졸음 여부를 정확하게 판단하기 위한 기존의 비전 기반 졸음 감지 알고리즘 연구는 다음과 같다. 학습자 입의 모양 및 하품 여부를 확인하는 알고리즘, 눈 개폐 상태를 확인하는 알고리즘, 고개변화를 감지하는 알고리즘이 있다.

따라서 본 논문은 얼굴 특징점을 기반으로 하품, 눈 졸음 상태, 고개 숙임을 판별할 수 있는 측정 기준을 연구하여 졸음을 감지하는 알고리즘을 적용한다. 알고리즘을 적용하여 추출한 DATE를 Database로 관리한다. 결과값을 도출하여 학습자에게 변화된 집중도를 제공한다. 이는 알고리즘의 처리 속도가 빨라 실시간으로 적용이 가능하다.

**2. 관련연구**

**2.1 Haar Object Detection을 이용한 방법**

**2.1.1. Haar-like Feature**

Viola와 Jones에 의해 제안된 Haar-like Fatur은 영상에서의 영역 간의 밝기 차를 이용한 것으로, 각 영역 안에 있는 픽셀들의 값을 더하여 영역 합을 구하고 그 값들에 가중치(weight)를 곱한 합을 계산한다[4]. 프로토타입에 따라 다수 조합하여 다양한 위치 및 크기에서 물체에 대한 특징을 추출하는 방법이다. 영상의 특징을 검출하기 위해 기본 특징들을 선택하고 특징 값은 사각형의 흰색 부분에 해당되는 영상 픽셀들의 밝기 합에서 검은색 부분에 해당되는 영상 픽셀들의 밝기 합을 뺀 차로 계산한다. 이 값이 특징에 부여된 임계치(threshold)보다 큰지 아닌지 따라 검출하고자 하는 대상물체라고 추측하는 것이다.

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

그림 1. 하르 특징의 프로토타입

Haar-like Feature을 이용하여 사람의 얼굴을 검출할 경우, 얼굴이 있는 영상 위에 흑백의 사각형을 겹쳐 놓은 다음 밝은 영역에 속한 픽셀 값들의 평균에서 어두운 영역에 속한 픽셀 값들의 평균의 차이를 구하고 그 차이가 임계치를 넘으면 사람의 얼굴에 대한 하르 특징이 있는 것이다. 사람의 얼굴은 다양하지만, 눈 영역은 주변보다 어둡고 코 영역은 밝다는 특징적인 밝기 차를 이용하여 얼굴을 검출할 수 있다.

**2.1.2. Adaboost Cascaded Classifier**

Adaboost Cascaded Classifier는 약분류기(weak classifier)를 결합하여 강분류기(strong classifier)를 생성하는 방법이다[5]. 여러 약분류기를 이용하여 객체을 인식하고 정확히 인식된 객체에 대해서는 가중치를 감소시키고, 인식되지 않은 객체에 대해서는 가중치를 증가시켜서 다음 약분류기에 반영시킨다. 최종적으로 강분류기는 각 단계에서 생성된 약분류기들의 조합으로 구성된다.

Haar-like Feature은 기본 특징에 의한 물체의 기하학적 정보를 가지면서 단위 영역의 밝기 차를 이용하기 때문에 사람의 얼굴과 같은 경우에는 특징적인 밝기 차를 가지기 때문에 비교적 적용하기 적합할 수 있지만, 배경과 밝기의 환경적 변화에 영향을 받아 학습자의 얼굴 검출의 한계가 있으므로 학습자의 감지의 어려움이 있다.

**2.2. 색상 정보를 이용한 방법**

얼굴과 다른 배경을 분리하여 얼굴 영역을 검출한다. Garicia와 Tziritas은 피부색은 YCbCr 색 공간의 Cb와 Cr에서 국부적으로 분포한다고 분석하였다[6]. 칼라 영상에서 영역 분할하기 위해 RGB 영상을 밝기 정보와 두 개의 색채 정보로 분리할 수 있는 YCbCr 칼라모델로 변환한다. 색상 정보를 이용한 방법은 간단하고 처리 속도가 빠르지만, 학습자의 얼굴 회전에 취약하고 밝기의 환경적 변화에 영향을 받아 학습자의 얼굴 피부색 또한 변한 상태일 때 졸음 감지의 어려움이 있다.

**2.3. 얼굴 특징점 추출**

학습자의 집중도를 분석하기 위해 카메라로부터 입력 받은 영상에서 학습자의 얼굴검출을 먼저 수행한다. 본 논문에서는 회귀나무 앙상블 알고리즘을 이용하여 얼굴 특징점을 추출할 계획이다[7].

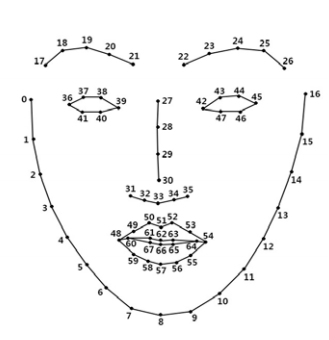


그림 2. 회귀나무 앙상블을 이용하여 추출한 68개의 얼굴 특징점

회귀나무(Regression Tree)는 여러 개의 나무 구조를 임의적으로 학습하여 최선의 분류 및 예측을 수행하는 방법으로, 이를 얼굴 형태의 학습에 적용하여 수많은 회귀나무로 구성된 얼굴 영상의 앙상블 모델을 사용함으로써 학습오류(training error)를 감소시키고 밀리 초 단위의 빠른 처리 속도로 얼굴의 여러 변형에도 정밀한 랜드마크를 예측하는 것이 회귀나무 앙상블을 이용한 알고리즘이다.

**2.3. 기존 연구의 문제점 및 해결 방안**

**2.3.1. 연구의 문제점**

기존에 존재하는 졸음감지 같은 경우 3가지 문제점을 갖고 있다. 이는 실제 적용이 어렵다라는 것, 속도가 느리다는 것, 학습자의 변화되는 집중도에는 관심이 없다는 것이다. 학습자의 집중도는 학습이 시작된 후 특정 구간에서 집중될 수 있고, 떨어질 수 있다. 학습자 별 집중도를 계산해 상용적으로 사용된 사례가 없다.

**2.3.2. dlib 라이브러리 활용**

따라서 본 프로젝트에서는 dlib 라이브러리를 활용함으로써 위의 문제 3가지를 해결하고자 한다. 더불어 이러한 문제점을 해결함으로써 쉽게 사용할 수 있는 어플리케이션이 될 수 있도록 구성하고자 한다.

**3. 프로젝트 내용**

**3.1. 시나리오**

1. 파이썬과 Dilb 라이브러리를 통해 실시간 영상정보를 분석한다.
2. 학습자의 집중도를 검사하며 데이터는 pandas 라이브러리를 통해 저장한다.
   1. 하품 감지
   2. 고개 변화 감지
   3. 졸음 감지
3. 사용자 화면에 5초 단위로 시간과 집중도 점수를 출력한다.
4. 프로그램 종료시 매드랩 라이브러리를 통해 사용자에게 시간별 집중도와 집중도가 가장 낮은 구간을 표시하여 제시한다.

**3.2. 요구사항**

**3.2.1. 집중도 감지**

**3.2.1.1 하품 감지**

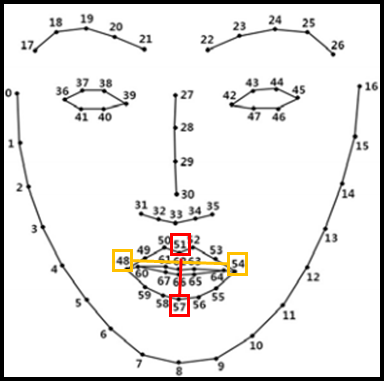


그림 3. 하품 감지 landmark

- 수직거리 : A = dist.Euclidean(51, 57)

- 수평거리 : B = dist.Euclidean(48, 54)

- 기존 대비 A/B가 0.8배 이상의 비가 측정되었을 때, 하품으로 인식한다.

**3.2.1.2 고개 변화 감지**

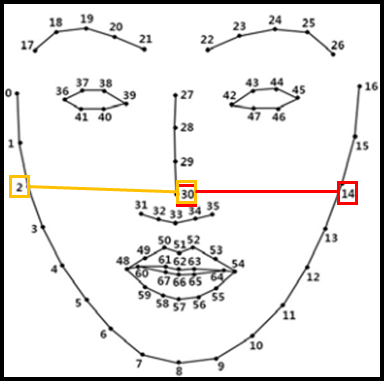
****

그림 4. 고개 변화 landmark

- 수직거리 : A = dist.Euclidean(2, 30)

- 수평거리 : B = dist.Euclidean(30, 14)

- A:B 거리비율이 0.8배 이상의 비가 측정되었을 때, 고개변화로 인식한다.

**3.2.1.3. 졸음 감지**

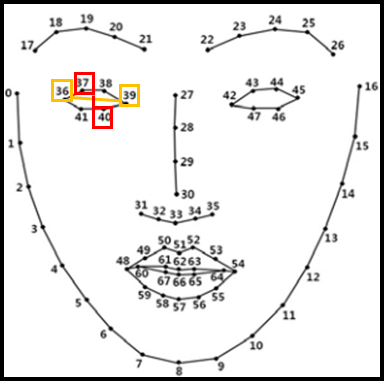
****

그림 5. 졸음 감지 landmark

- 수직거리 : A = dist.Euclidean(37, 40)

- 수평거리 : B = dist.Euclidean(36, 39)

- A/B 가 0.25 이하의 값이 측정되었을 때, 졸음 감지로 인식한다.

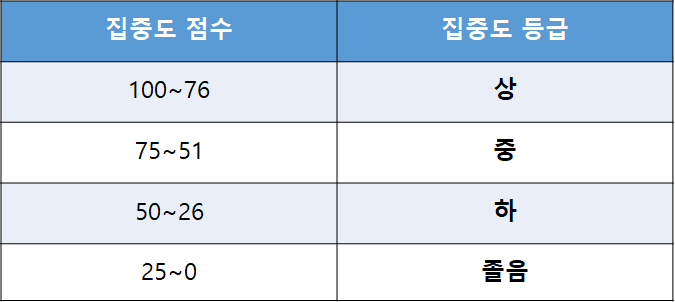
**3.2.2. 개별 위험도 산출 방법 및 종합 집중도 등급표**

그림 6. 집중도 등급표

* Base Score은 100점을 기준으로 한다.
  + 하품 감지 : Base Score - 40
  + 고개 변화 감지 : Base Score - 25
  + 졸음 감지 : 0

**3.2.3. 시각화 그래프**

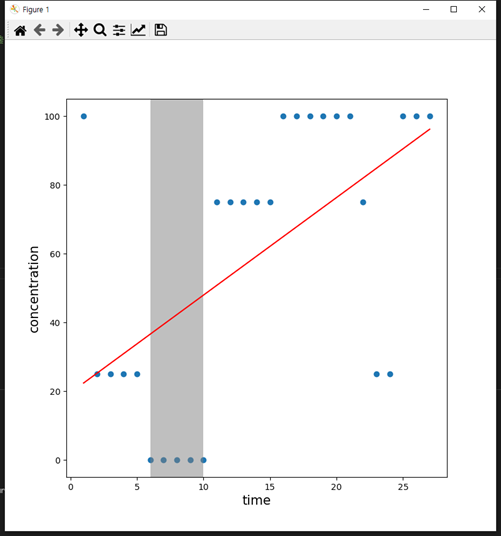
****

그림 7. 시각화 그래프

* 프로그램 종료 시, 사용자 집중도 시각화 그래프를 제공한다.
* 집중도가 가장 낮은 구간은 회색으로 표시하여 강조하며 복습을 요구한다.

**4. 프로젝트 결과**

**4.1 연구 결과**

이번 프로젝트를 통해 비대면 학습자의 집중도를 분석 및 예측하는 것과 사용자에게 시각화 그래프 제시를 목표로 삼았다. 이후 예측 성능평가(Accuracy)를 통해 검증하는 과정을 거쳤다.

**4.1.1 집중도 분석 및 예측**

비대면 학습자의 웹캠을 통해 고개변화, 하품, 졸음을 랜드마크를 통해 분석하여 실시간으로 현재 집중도를 출력한다.

**텍스트, 실내이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명**

그림 8. 고개 변화 감지

텍스트, 실내이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

그림 9. 하품 감지

텍스트, 실내, 사람이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

그림 10. 졸음 감지

**4.1.2 시간별 집중도 출력**

프로그램 종료시 매트랩 라이브러리 모델을 사용하여 기록된 시간별 집중도를 출력하여 사용자에게 제시한다. 이때 집중도가 가장 낮은 구간을 표시하여 해당 구간에서 복습이 필요하다는 것을 알린다.

**4.1.3 예측 성능측정**

분류 모델의 성능평가방법 중 Accuracy를 적용한다. 예측 집중도와 실제 집중도를 15회의 실험과정을 통해 측정하였다. 15회의 평균 애큐러시는 0.9056이 나왔다. 모델의 성능평가를 통해 다음을 알게되었다. 첫째, 오차율이 가장 큰 경우로 실제 집중도가 상일때, 예측 집중도는 중으로 판단하는 경우를 알게 되었다. 둘째, 예측 집중도가 변화하는 중간과정에서 오류 발생 가능성이 가장 크다는 것도 알게 되었다.

테이블이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

그림 11. Accuracy

- 예측 집중도(x) : 프로그램을 통해 예측된 사용자 집중도

- 실제 집중도(y) : 사용자 입력

**5. 결론 및 기대효과**

기존에 존재하는 졸음 감지 같은 경우 3가지 문제점을 갖고 있다. 데이터를 시간에 따라 저장하지 않고 현재 live에 대한 즉각적인 피드백만 있다는 점, 학습자의 변화된 집중도에는 관심이 없다는 점, 낮은 집중도 구간을 알 수 없다는 점이다. 학습자의 집중도는 학습이 시작된 후 특정 구간에서 집중될 수 있고, 떨어질 수 있다. 집중하지 못한 구간의 경우 복습이 필요하며 스스로 개선의 여지가 필요하다. 이러한 학습자의 집중도를 계산해 개선될 목적으로 사용자에게 제공하는 사례가 없었다. 따라서 본 연구인 비대면 학습 집중도 분석을 통해 위의 문제를 해결하였다. 이를 통해 학습자의 변화되는 집중도와 전체적인 집중도 변화 그리고 복습이 필요할 구간을 확인할 수 있다.

본 문서에서는 학습자의 학습 집중도를 분석하여 집중도가 떨어진 구간을 학습자에게 제공하는 서비스를 제안하였다. 실시간 Live Feed 영상에 적용가능하며 비대면 학습과정에서 학습자의 얼굴 탐색 및 변화 감지 데이터를 산출하고 시간에 따른 데이터를 저장한다. 얼굴 특징점을 기반으로 하품, 고개 변화, 졸음 감지를 확인할 수 있다. 결과값을 도출하여 집중도 점수에 대해 등급화 한다. 사용자에게 실시간 집중도가 보여지며 프로그램 종료 시 떨어진 구간을 알리고 조치를 취해 비대면 학습에 기여할 수 있도록 한다.

프로젝트 향후 목표는 예측 성능측정 모델로 사용한 Accuracy 수치 향상을 목표로 한다. 집중도가 상 일 때 중으로 판단하는 경우와 변화하는 중간 과정에서의 오차율을 줄여 보완하도록 한다.

**6. 참고문헌**

[1] 홍성연 외 1명, 코로나19로 인한 비대면 원격교육환경에서 학습성과 영향 요인 분석, 한국교육공학회, 2020

[2] 이용상 외 1명, 코로나19로 인한 언택트 시대의 온라인 교육 실태 연구, 한국교육과정평가원, 2020

[3] 김변곤 외 3명, 집중도와 뇌파의 상관관계 분석, 한국정보통신학회, 2016

[4] P. Viola and M.J. Jones, “Robust real-time object detection,” International journal of computer vision, vol. 52, No. 2, pp. 137-154, 2004.

[5] J. Friedman, T. Hastie, and R. Tibshirani, “Additive Logistic Regresson: A statistical View of Boosting,” The Annals of Statistics, vol. 28, No. 2, pp. 377-407, 2002.

[6] C. Garcia and G. Tziritas, “Face detection using quantized skin color regions merging and wavelet packet analysis,” IEEE Transactions on multimedia, 1999.

[7] dlib : <http://dlib.net/>