

Track 2 – AI 아이디어 최종 기획서

I. 참가팀 정보

접수번호	※접수 시 자동 발급됩니다.
팀 명	No Pain No Gain (NPNG)
프로젝트명	AI 자동화 모델을 활용한 실시간 Pain Level 산출 및 환자 상태 분석 솔루션

※ 주의사항

아이디어 기획 계획서는 평가위원회에 공개되는 자료입니다.

블라인드 평가를 위하여 기획서 작성 시 소속대학, 지도교수 등의 정보가 드러나지 않도록 주의하시기 바랍니다.

· 기재 시 감점될 수 있으며, 주최측에서 임의로 해당 정보 삭제할 수 있음

II. 세부 내용

□ 문제 인식 및 분석

1. 의료 현장 문제에 대한 인식

- 기획 내용을 뒷받침할 수 있는 현 상황의 문제에 대해 서술하세요.

의료 현장의 문제 상황으로 생각한 것은 다음과 같다.

1) 심박수, 산소 포화도 등의 다양한 지표를 이용하여 환자의 전반적 상태를 지속적으로 모니터링하지만, 환자가 적극적으로 의료인에게 표현을 하기 전까지 직접적으로 환자의 pain level을 파악하기가 사실상 불가능하다. 또한 여러 환자를 관리 시, 우선 순위를 정해야 할 때에 pain level에 따른 차이를 주기 힘들다.

2) 아동, 지적장애인, 중환자, 수술 중인 환자 등 소통이 어려운 환자의 경우 직접적으로 환자가 느끼는 고통을 의료인이 알 수 없다.

환자와 의료인 간의 의사소통은 치료의 방향을 결정하는 데에 매우 중요하다. 통증으로 병원을 찾은 환자에게 통증의 발현 상황이나 중증도 등에 대해 물을 때에 소통이 어려운 경우에 (매우 어린 아이거나 비협조적인 환자의 경우 등) Visual Analogue Scale 등을 이용하거나 보호자에게 물어보는 등의 방식을 통해 pain assessment를 한다. 하지만 이런 방식들은 환자가 느끼는 고통의 정도나 상황과 차이가 있을 수 있다.

3) 의료인끼리 그리고 의료인과 환자 간의 통증 정도 표현에 대한 이해가 다르다.

예를 들어, 환자가 통증을 호소할 때, 본인은 10점 만점의 scale에서 4점이라 생각하지만, 어떤 의료인은 7점의 점수로 판단하고 다른 의료인은 5점이라 이해할 수도 있다. 이해한 바가 다르면 사용되는 진통제의 양이나 치료의 방식에 영향이 갈 수 있다. 이 때문에 통증에 대한 절대적 수치를 연구하기 위해 많은 노력들이 있고, 이 중에 인공지능을 이용한 미세 표정 연구도 계속되고 있다.

4) 장기 치료 중인 환자에 대해서, 의료진이 바뀌는 등 환자의 통증 정도를 과거와 비슷한 잣대로 판단할 수 없게 되는 경우가 있다. 이런 경우에는 환자의 치료에 혼란이 생길 수 있다. 환자가 초기 통증에 대해 평가한 기준과 그 이후에 평가하는 기준이 달라지는 경우도 많다.

위의 모든 문제 상황에서 ‘통증 발생 시 환자의 표정 변화를 인지해 의료인에게 빠르게 전달해주는 인공지능’을 이용하면 도움을 받을 수 있다.

환자의 표정 변화를 이용해 통증의 발생을 파악하고, pain level을 산출해서, 이를 이용해 환자를 관리할 때 우선순위 조정을 하여 긴급 알람을 띄운다. 즉, 같은 vital sign에서 통증의 정도가 심한 것으로 판단되는 환자에게 먼저 갈 수 있다. 그리고 통증 양상의 변화 전후 상황을 분석하여 완화/악화 요인을 파악할 수 있어 치료에 도움을 줄 수 있다. 또, 어느 정도 환자의 통증에 대한 의료인끼리의 이해를 엿비슷하게 맞출 수 있는 지표를 제시해주어 진통제 용량이나 치료의 방향을 결정할 때에 도움을 받을 수 있다.

환자가 치료를 지속적으로 받고 있을 때, 과거와의 표정 대조를 바탕으로 진전 상황을 조금 더 객관적으로 파악할 수 있다.

소통이 어려운 환자가 내원했을 때에 동의를 구하고 표정 변화를 측정하여 통증의 양상을 파악하는 것에 도움을 받을 수 있다.

□ 아이디어 기획의 구체화

1. 기획 내용에 대한 가설 설정

- 기획 내용에 대한 가설을 서술하세요.

1) 통증의 양상은 다양하고 그에 따른 반응도 사람마다 다를 수 있다. 하지만, Prakchin과 Solomon이 통증에 의한 표정 변화 중 eye closure, upper lip lift, eyelid tightening or cheek elevation, lowered eyebrows, 이렇게 4가지가 항상 나타나고 중요하다고 논증됐다. 이 얼굴 움직임들을 이용하여 도출한 Prkachin and Solomon Pain Intensity (PSPI) scale을 모델 개발에 이용할 것이다. Facial Action Coding System(FACS)은 Action Unit(AU)으로 구분되는데, PSPI scale에서 이용되는 AU는, ‘AU4: lower brow, AU6: cheek raise, AU7: lid tightener, AU9: nose wrinkler, AU10: upper lip raiser, AU43: eyes closed’이다.

2) 통증이 발생하는 기전에 대해 아직 모르는 것이 많다. 외부 또는 내부 자극에 의하여 체성감각적이고 생리적인 원인으로 인해 통증이 발생하고 전달되기도 하지만, 정서적 요소에 의해서 같은 자극에 대해서도 강도나 느낌이 달라지기도 한다. 결국 같은 자극에 대해서도 통증에 대한 민감도가 다르다는 것이다. 이러한 통증에 대한 민감도를 비교하기 위한 도구로 Pressure Pain Threshold(PPT)가 이용될 수 있다고 생각했다. PPT는 고통을 유발하는 최소한의 힘으로, 자극이 고통으로 변하는 지점에서의 압력을 의미하는데 algometer 등을 이용해 구한다. 이를 이용하여 개인의 통증에 대한 민감도를 간접적으로 측정하고, 그 값에 따라 통증에 민감한 군, 둔감한 군, 그 중간의 세 그룹으로 구분하여 데이터를 학습시킬 수 있을 것이라 예상하고 이를 환자에게도 적용할 수 있을 것이라 생각했다. 즉, PPT를 통증에 대한 민감함의 상대적 기준으로 사용할 수 있다 믿었다.

하지만, 예선 이후 이 방식을 검토해 본 결과, PPT를 이용해 산출해 낸 값을 민감도에 대한 기준으로 삼기에는 ①PPT를 구하는 방법도 기대했던 것보다 정형화되어 있지 않으며, ②평균값 등 기준치가 불명확하고, 무엇보다도 ③ 이 데이터를 환자에서 새롭게 받기에는 실질적으로 불가능하다는 결론이 나왔다. 즉, 이 수치를 이용하여 데이터 분석 시 자료를 분류하기에는 논리적으로도, 과학적으로도 옳지 않다 생각하여 이를 대체할 방법을 고안했다.

영상 분석을 통해, PSPI 값과 그 값이 산출된 상황에서의 VAS 값을 구해서, VAS scale 상에서 한 단계 차이값에 해당하는 평균적 PSPI 차이값을 구한다. 이 차이값을 이용하여 환자의 민감도를 구분할 수 있다. 구분의 기준이 되는 수치는 앞으로의 연구를 통해 합의된 값을 충분히 구할 수 있을 것이다. PPT의 경우와 마찬가지로 이 값에 따라 통증에 민감한 군, 둔감한 군, 그 중간의 세 그룹으로 구분하여 데이터를 학습시킬 수 있을 것이다.

3) 우리가 원하는 결과는 결국 pain level이 threshold를 넘을 때 의료진에게 긴급 알림을 주고 그 시점을 기록하는 것이다. 이를 통해 환자가 겪고 있는 고통을 수치화하여 어느 정도 아픈지를 조금 더 객관적으로 알 수 있고 진통제의 양까지 조절할 수 있다. 이뿐만 아니라, 이를 통해서 쓰고 있는 약제의 효과를 판단하고, 장기 내원 환자의 경우 통증의 변화 정도를 파악할 수 있다.

따라서, 현재 기존 문헌과 연구에서 중요하다고 알려진 ‘표정 변화’를 기반으로, 개인 맞춤형 실시간 통증 모니터링 기술을 개발하고자 한다.

2. 의료 현장 문제에 대한 해결 과정

- 의료 현장의 문제에 대한 해결 방안과 그 과정을 구체적으로 서술하세요.

‘통증 발생 시 환자의 표정 변화를 인지해 의료인에게 빠르게 전달해주는 인공지능’을 이용해 앞서 나열한 의료 현장의 문제를 해결할 수 있는 법에 관해 서술하자면,

1) 심박수, 산소 포화도 등의 다양한 지표를 이용하여 환자의 통증 상태와 전반적 상태를 지속해서 모니터링하지만, 환자가 적극적으로 의료인에게 표현하기 전까지 직접 환자의 pain level을 가늠하기가 쉽지 않다. 또한, 여러 환자를 관리할 때에 priority를 정해야 할 때 pain level에 따른 차이를 주기 힘들다.

-> 병동에 카메라를 설치하여 환자의 표정을 분석하여 직접 표현하기 전에 통증의 정도를 파

악하여 완화를 도울 수 있다. 동시에 vital도 확인할 수 있게 하여 환자가 어떤 상황인지 더 잘 파악할 수 있게 한다. 다수의 환자를 돌봐야 할 시에, 통증을 또 다른 기준으로 넣어 우선 순위를 파악하기가 쉬워진다.

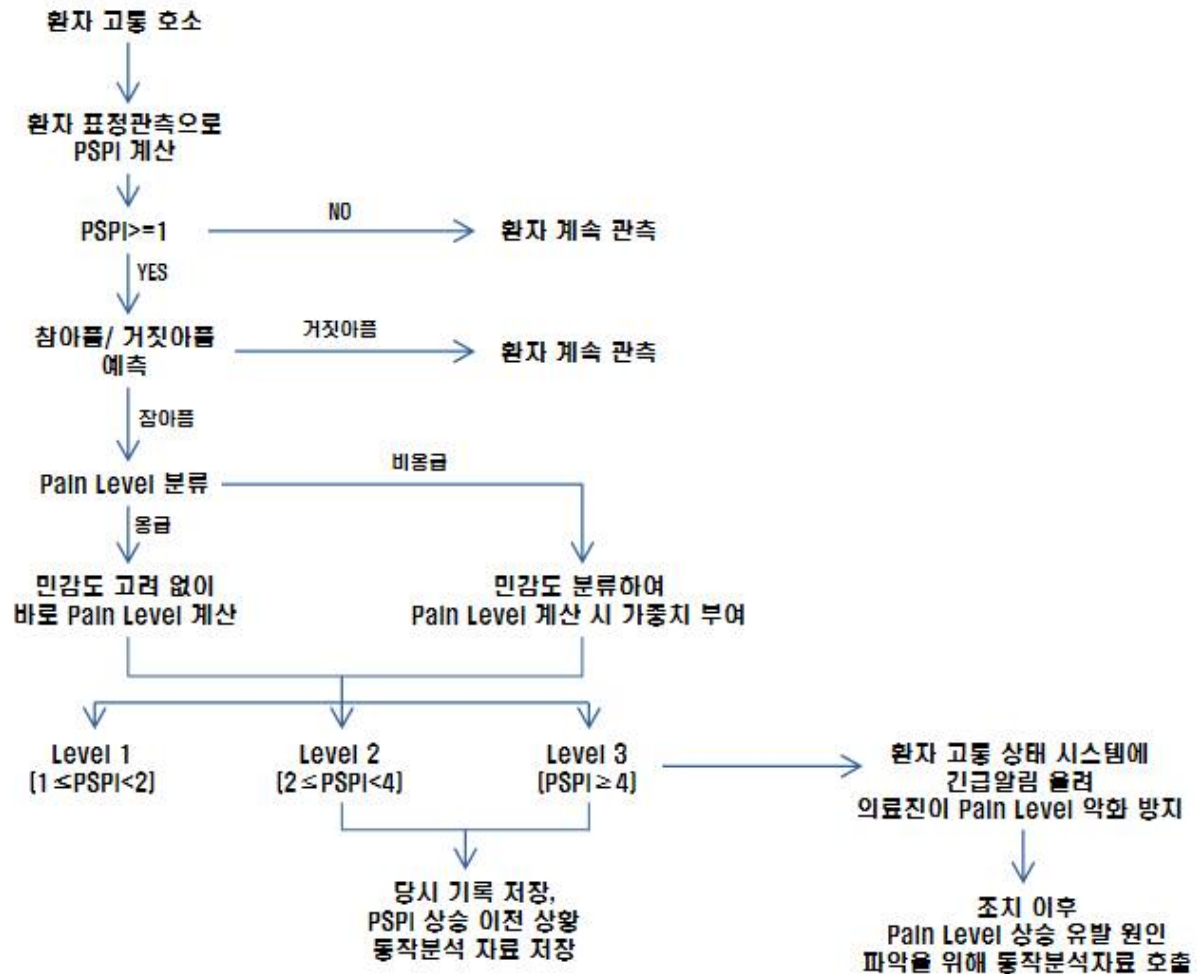
2) 아동, 지적장애인, 중환자, 수술 중인 환자 등 소통이 어려운 환자의 경우 직접 환자가 느끼는 고통을 의료인이 이해하기 어렵다. 또, 의료인끼리 그리고 의료인과 환자 간의 통증 정도 표현에 대한 이해가 다르다.

->치매 환자의 경우, 말로 고통의 정도를 표현할 때엔 자극의 세기 변화에 따른 차이가 없었지만, 표정 변화를 측정했을 때에는 자극의 강도 증가에 따른 차이를 보였다는 최근 연구 결과가 있다. 표정은 통증의 존재와 강도를 파악하는 것에 좋은 도구이며, 데이터 처리 과정을 거치며 의료진과 환자의 통증에 대한 이해도 차이를 줄이고 더 객관적인 수치로 소통에 이용할 수 있다.

3) 장기 치료 중인 환자에 대해서, 의료진이 바뀌는 등 환자의 통증 정도를 과거와 비슷한 잣대로 판단할 수 없게 되는 경우가 있다. 이런 경우에는 환자의 치료에 혼란이 생길 수 있다.

-> 환자의 표정을 분석한 값을 저장해 다음 치료에 활용할 수 있다. 과거 시점과의 표정 대조를 바탕으로 질병의 진전 상황을 객관적으로 파악하는 데에 좋은 도구가 될 수 있다.

이를 위한 구체적인 해결 방안은 다음과 같다.



- 1) 환자가 병동에 있는 동안 환자 얼굴이 잘 보이도록 카메라를 설치한다. 또는 외래 환자의 얼굴이 잘 보이도록 카메라를 설치한다.
- 2) 실시간으로 환자 표정의 변화를 감시하고 이 변화를 Facial Action Coding System (FACS) 에서 정의하는 Action Units (AUs)로 encoding 한다. 이 AU 수치를 가지고 Prkachin and Solomon Pain Intensity (PSPI) 라는 고통지수를 계산한다.
- 3) 환자가 아픔을 느낄 때, 얼굴에 표정 변화가 생겨 0 에서 15 사이인 PSPI가 계산된다. 만약 PSPI는 1 또는 그 이상인 경우, 딥러닝 모델이 참 아픔인지 거짓 아픔인지를 예측한다.
- 4-1) 참아픔인 경우, 그 환자의 PSPI 수치에 따라 어떤 pain level 인지를 분리한다. Pain level 은 Level 1 (PSPI 1이상 2미만), Level 2 (PSPI 2이상 4미만), Level 3 (PSPI ≥ 4)로 분리된다. 본디 PSPI 값은 정수로 산출되나, 민감도에 따른 가중치가 부여될 것을 고려하여, 소수값을 가질 경우를 기준으로 level을 분류한다.
- 4-2) (응급 환자가 아닌 경우 할 수 있다면 VAS를 보조 수단으로 이용하여 VAS 한 점수 차의 PSPI 차이값을 구해서 민감도 분류를 수행한다) 민감도에 따라 pain level 산출 시 가중치를 다르게 부여한다.
- 4-3) Pain level이 2 이상이면 그 시점의 시간과 값을 환자 파일에 저장하며, PSPI 값이 상승하기 시작한 시점의 이전 상황에 대한 자료도 저장한다. 이때에는 표정뿐만 아니라 가능하다면 신체 전체가 나오는 영상을 활용하여 동작을 분석하여 동작을 범주화한다. (예를 들어 왼팔 회전 등 큰 단위의 행동으로 묶는다.)

- 5) 만약 환자의 pain level이 Level 3인 경우, 간호사와 의사가 접속할 수 있는 환자 고통 상태 시스템에 환자의 병동 호수, 이름과 Pain level 등이 긴급 알림으로 뜬다. 이를 통해서 간호사나 의사가 신속한 반응을 하도록 하고, 그 환자의 상태가 심해지지 않도록 할 수 있다. 또한, 효율적인 확인과 관리를 위해서 시스템에서 환자들의 pain level과 PSPI를 큰 값부터 우선순위로 나열한다.
- 6) 필요한 조치를 한 이후에 pain level 상승을 유발한 요인을 찾기 위해 4-3에서 저장된 동작 분석 자료를 호출한다.

□ 아이디어 제시

1. 아이디어 제안

- 의료 현장에서 경험한 문제를 중심으로 제안 아이디어의 최종 결과물에 대해 서술하세요.
- 제안 아이디어의 병원 내 활용성, 사회적 가치 등 파급 효과를 서술하세요.

1) 의료진의 부재 시에, 환자를 촬영하고 있는 영상을 이용하여 환자의 고통을 수치화하고 계산하여, 환자의 불편감이 심할 때 빠르게 의료진을 호출하여 조치를 취하게 할 수 있다.

이는 기존의 심장박동 센서, 호흡 기능측정장치 등이 상시 비치된 중환자실에서 지속해서 환자의 상태를 확인할 수 있는 추가적인 지표로 자리매김할 수 있다.

그리고 환자의 현재 고통의 정도에 따라 진통제를 자동으로 주입하는 것에 이용될 수 있다. 예를 들어, 통증 때문에 모르핀 등 진통제가 필요한 중환자의 경우, 호출을 누르더라도 바쁜 의료진의 부재 때문에 고통을 계속 호소해야 하는 경우가 있다. 이 모델을 통해 통증을 수치화하여 그 값을 바탕으로 적절한 진통제를 자동으로 주입을 하는 시스템을 개발할 수 있고, 이런 시스템을 통해 환자가 고통으로 인해 쇼크 증세를 일으키는 것을 방지할 수 있다. 그뿐만 아니라 참 아픔과 거짓 아픔을 구별한다면 과도한 진통제 주입을 막을 수 있을 뿐 아니라, 의료진을 보조하여 더 정확하게 진통제를 처방할 수 있는 좋은 도구가 될 것이다.

2) 아동, 지적장애인, 중환자, 수술 중인 환자 등 언어로 통증 정도를 직접 표현하기 힘든 환자도 통증 정도를 감지하고 치료에 도움을 줄 수 있다. 특히 아동의 경우, 의료진이 아동이 직접 말한 통증의 정도보다 실제 통증의 정도를 과소평가하는 경향이 있는데, 이럴 때 이 모델을 이용한다면 환자의 통증 정도를 정확히 파악하는 데 도움이 될 것이다.

또한, 수술이 끝난 후 환자의 통증이 제대로 관리되지 않는 경우 회복이 더디지거나 상태가 악화하는 등 악영향이 있을 수 있는데 이러한 상황에서 정확한 통증 강도 판단은 환자의 회복과 예후에 도움이 될 것이다.

3) 같은 자극으로 유발된 통증에도 환자마다 이에 민감한 정도가 다르기에, 이 모델을 이용하여 각 환자가 필요한 진통제의 종류나 용량을 개인 맞춤형할 수 있다. 이러한 얼굴 분석 AI 기술을 활용한 치료법의 개발은 현재 의료진이 일일이 환자를 관찰하여 처방하는 것보다 비용과 시간이 절감되고 통증 강도 진단도 더 객관적으로 수행할 수 있게 한다. 이는 진통제 과다 처방으로 인한 불필요한 약물 복용을 방지하고, 실제 환자가 아닌데도 보험 사기 등을 목적으로 거짓 아픔을 꾸며내는 경우를 구별하는데에도 유용할 것으로 보인다.

4) 문화권별로 표정을 읽는 것에 차이가 있다는 연구가 다수 있다. 인공지능 학습 모델을 이용하면 다양한 문화권의 환자를 대할 때도 더 객관적인 평가를 내리는 것에 도움이 될 것으로 보인다.

2. 아이디어 실현 방법

- 구상한 아이디어의 목표 달성도에 대해서 구체적으로 작성

모델 학습에 사용된 데이터는 UNBC-McMaster Shoulder Pain Expression Archive Database

다. 이 데이터셋에는 25명의 성인 참가자(남성 12명, 여성 13명)를 대상으로 video sequence에서 얻은 총 16,840개의 정적 프레임별 이미지와 해당 Pain (1)/No Pain (0) 레이블로 구성되어 있다. 모든 참가자는 어깨 통증을 앓고 있는 것으로 확인되었으며, 자신의 병증을 인지하고 있었다. 참가자들의 얼굴 표정 동영상은 각 팔의 외전, 굴곡, 내외회전 등 8가지 표준 운동 범위 테스트를 개별적으로 수행하면서 촬영되었다.

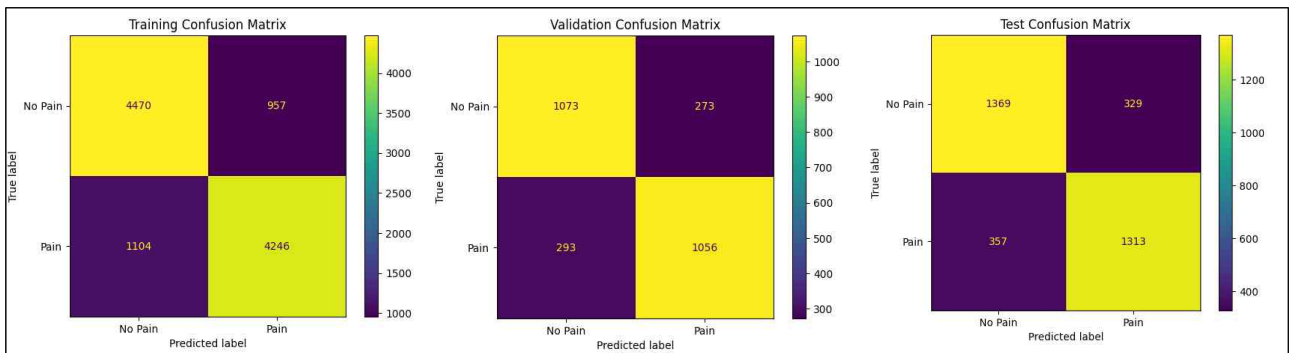
개발된 모델은 MobileNet-SVM의 조합 모델이다. MobileNetV2를 선택한 이유는 가볍고 빠르며 computational power가 제한된 기기의 실시간 애플리케이션 개발에 적합하기 때문이다. SVM을 선택한 이유는 고차원 데이터를 잘 처리하고 과적합에 강하기 때문이다. 두 모델의 조합으로 짧은 runtime 내에서 비교적 정확한 예측이 가능한 모델의 개발이 가능해진다. 또한, 기존에 나온 “MobileNet-SVM: A Lightweight Deep Transfer Learning Model to Diagnose BCH Scans for IoMT-Based Imaging Sensors” 논문에 따라 딥러닝(DL) 기반 이미지 분류 접근 방식의 대부분은 많은 파라미터 수를 가지고 있으며 Internet of Medical Things (IoMT) 기반으로 작동하는 의료 시스템에 적용하는 것에 부적합하다고 한다. 따라서, 실시간으로 환자의 Pain Level와 상태를 분석하는 것에 더 맞는 모델은 MobileNet-SVM이라고 생각하고 그렇게 구현해 보았다.

모델 구현, 학습 과정 및 성능 평가는 다음과 같다. ImageNet 데이터에 대해 pre-training된 MobileNetV2 모델은 UNBC-McMaster Shoulder Pain Expression 데이터의 feature extraction을 하는 데에 사용되었다. Global average pooling layer를 통하여 feature extraction을하고 데이터 차원을 줄였다. MobileNetV2에서 pre-trained layers의 가중치를 고정하였다 (freezed). 데이터는 각각 64%, 16%, 20%의 비율로 훈련 세트, 검증 세트, 테스트 세트로 나뉘었다. 훈련 세트, 검증 세트, 테스트 세트에서 feature extraction을 하고 그 값들을 표준화하였다. Principal Component Analysis (PCA)를 하여 feature 데이터의 차원을 더욱 줄였다. Stochastic Gradient Descent (SGD)를 이용한 random search로 learning rate, regularization type, SVM loss, maximum number of iterations과 같은 하이퍼파라미터 분포가 정의되었고 최적 하이퍼파라미터를 반환하도록 하였다. Random search는 훈련과 검증 세트를 사용하여 수행되었으며 모델은 테스트 세트를 기반으로 평가되었다. 테스트 세트에 최적 하이퍼파라미터가 찾게 되며, 이는 아픔 여부 예측할 때와 테스트 데이터를 평가하는 데에 사용되었다. 훈련 세트, 검증 세트, 테스트 세트에 대한 평가 지표 (accuracy, precision, recall, confusion matrix)가 계산되었고 최적 하이퍼파라미터 반환되었다.

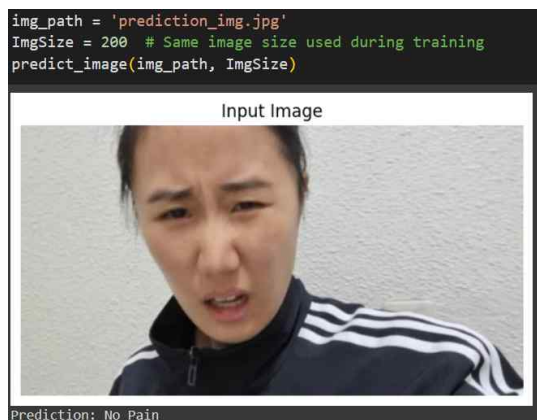
평가 지표는 아래와 같다.

	Accuracy	Precision	Recall	C o n f u s i o n Matrix
Training Set	80.88%	80.90%	80.88%	[[4470 957], [1104 4246]]
Validation Set	79.00%	79.00%	79.00%	[[1073 273], [293 1056]]
Test Set	79.63%	79.64%	79.63%	[[1369 329], [357 1313]]

최적 하이퍼파라미터는 penalty = L2, max_iter = 1000, loss = hinge, alpha = 0.01이었다.



또한, 사람의 고통스러운 표정이나 고통스럽지 않은 표정 이미지를 입력하여 "Pain"이나 "No Pain"을 예측할 수 있는 시스템을 개발하였다. 이 시스템은 얼굴 표정에서 통증이 감지될 때는 "Pain"을 반환하고 통증이 감지되지 않을 때는 "No Pain"을 반환한다. 예시 사용법은 다음과 같다.



이 예측 시스템의 출력 결과에 따라 업데이트될 수 있는 예시 program interface도 구현해 보았다. 이 program으로 환자의 이름, 방 번호, PSPI 값, 그리고 Vital 상태를 보여 주고 환자의 PSPI 값에 따라 해당 pain level로 분류하도록 한다. 예시 program interface는 다음과 같다.



테스트 및 검증 평가 지표가 훈련 평가 지표와의 차이는 크지 않다는 것을 확인할 수 있다.

즉, 모델이 과적합 문제가 없다는 것을 추측할 수 있다. 그러나 모델이 과소적합 문제가 있을 수는 있다.

고려해야 하는 점을 살펴보면,

- 이 모델은 아직 PSPI 점수를 기반으로 pain level을 분류할 수 없다는 점:

모델이 아직 이미지 데이터에 대해 FACS coding을 수행할 수 없기 때문에 정확한 PSPI 값을 예측할 수 없고 pain level을 분류할 수 없기 때문이다. 원래 UNBC-McMaster Shoulder Pain Expression Database는 수동 FACS 코드, 자가 보고 및 관찰자 평가, AAM landmark가 있었다는 점에 유의할 필요가 있다. 그러나 연구 단체 쪽에서는 더 이상 전체 데이터셋을 공유하지 않겠다고 함으로 인하여 모델 학습은 프레임별 이미지 데이터로만 사용할 수 있었다.

- 이 모델은 아직 참 아픔과 거짓 아픔을 구분할 수 없다는 점:

이 목적에 적절한 데이터셋이 실제로 존재하지 않아 이 목적으로 모델 학습이 불가능하였다.

- 사용된 데이터셋은 82.71%가 'No pain', 17.29%가 "pain"을 나타내 불균형이 심하다는 점:

때문에 이 데이터셋은 충분히 대표적이지 않을 수도 있다. 그럼에도 불구하고 이 데이터셋을 쓰는 이유는 고통스러운 얼굴 표정의 영상, FACS coding 과 PSPI 값에 대한 연관성을 보여줄 수 있는 유일한 데이터셋이기 때문이다.

- 모델 훈련 전에 데이터 증강을 못하였다는 점.

모델 성능을 높이기 위하여 취할 수 있는 몇 가지 방법은 다음과 같다:

- Convolutional Neural Network (CNN) 또는 CNN+Long Short-Term Memory (LSTM)/Gated Recurrent Unit (GRU)의 조합을 사용:

CNN은 이미지의 여러 영역에서 feature를 잘 추출할 수 있기 때문에 이미지 또는 동영상과 관련된 task에 가장 이상적이다. 그리고 LSTM이나 GRU과 결합하여 학습시키면 각 비디오 프레임에서 spatial feature extraction을 하는 데다가 temporal feature 패턴을 분석할 수 있다고 한다.

- 데이터 증강으로 훈련 세트 정규화 및 크기 확대:

예를 들어 회전, 플립, 밝기 조정 등의 변형 작업을 할 수 있으며, OpenCV 라이브러리를 통하여 수행할 수 있다.

- UNBC-McMaster Shoulder Pain Expression Database는 통증 데이터의 벤치마크로 간주되나, 모델 성능과 예측 능력이 나아가기 위하여 다른 데이터셋도 고려하여 사용 가능:

후보로는 BioVid Heat Pain Database다. 이 데이터셋은 열 통증에 노출되었을 때 골격근의 전기 신호 및 심박수와 같은 생체 정보, 그리고 참가자의 얼굴 표정 변화를 기반으로 만들어진 것이다.

기존의 샘플을 포함한 각 사람마다 영상이나 사진들 최소 200가지를 수집하고 그들의 고통의 정도를 측정하여 시뮬레이션하는 것까지가 프로토타입의 목표이다.

그 목표를 달성하기까지의 과정을 아래와 같이 나열해서 설명해본다.

- 샘플을 수집할 때 나이, 성별, 고통에 민감한 정도, 장애 유무, 평소 얼굴 사진 등의 정보들을 수집하여 먼저 샘플링을 해야 한다. 물론 고통 표현의 정도는 사람마다 다르지만, 비슷한

샘플들을 하나로 분류하여 그 평균값을 추려내면 기존의 고통 수치화보다는 더 정확한 결과 데이터를 도출해낼 수 있다. 특히 고통의 민감한 정도를 1부터 10까지 분류하여 환자가 느끼는 고통의 값을 1~10 내의 객관적인 수치를 부여한다.

- 가장 중요한 것은 많은 데이터의 수집이다. 팀에서는 기존에 관련 있는 얼굴 데이터를 이용할 뿐만 아니라, 직접 데이터를 얻는다. Prkachin and Solomon Pain Intensity (PSPI)와 VAS를 이용하여 고통에 대한 환자의 민감도를 파악하여 분류하고, 과거 연구된 내용을 참고하여 민감한 정도에 따라 세 분류로 나누어 데이터를 학습시키도록 한다.

- 수집한 방대한 데이터를 AU 수치를 이용하여 Prkachin and Solomon Pain Intensity (PSPI)라는 고통지수를 계산한다. 만약 고통지수가 예상 수치 (level 3)를 벗어날 경우, 경보가 울리도록 설계한다.

아래는 최종 모델에 대한 목표이다.

1단계 목표:

-데이터 수집 및 처리

- 1) 환자가 병동 또는 외래에 있는 동안 환자, 특히 환자의 얼굴이 잘 보이도록 카메라를 설치한다.
- 2) 실시간으로 환자 표정의 변화를 감시하고 이 변화를 Facial Action Coding System (FACS)에서 정의하는 Action Units (AUs)로 encoding 한다.
- 3) AU 수치를 이용하여 Prkachin and Solomon Pain Intensity (PSPI)라는 고통지수를 계산한다. 환자가 아픔을 느낄 때, 얼굴에 표정 변화가 생겨 0에서 15 사이인 PSPI가 계산된다.

-PSPI 및 VAS 값 대조

- 1) 일정 VAS 점수에서의 PSPI값을 평균 내고 다른 VAS 점수에서의 PSPI값도 평균을 내어 VAS 1점 사이에 PSPI값이 얼마나 변하는지 구한다. (예를 들어 VAS 점수 3점과 4점 사이일 때의 PSPI값 차이를 구한다) 이를 바탕으로 환자의 통증 민감도를 분류한다. VAS 점수 1점 사이에 PSPI값이 많이 변하는 사람의 경우 통증에 더 민감한 사람일 것이다.

-데이터 분석 및 pain level 도출

- 1) PSPI가 1 또는 그 이상인 경우, 딥러닝 모델이 참 아픔인지 거짓 아픔인지를 예측한다. 만약 참 아픔인 경우, 그 환자의 PSPI값에 따라 어떤 pain level 인지를 분리한다.
- 2) 환자의 통증 민감도를 이용해 pain level 분류 시에 가중치를 부여한다.
이때, 최종 pain level은 Level 1 (PSPI 1), Level 2 (PSPI 2~3), Level 3 (PSPI \geq 4)로 분리된다.

2단계 목표:

-Pain level을 이용하여 필요시에 긴급 알림 제공

- 1) 입원 환자의 pain level이 Level 3인 경우, 간호사와 의사를 접촉할 수 있는 환자 고통 상태 시스템으로 환자의 병동 호수, 이름과 Pain level이 긴급 알림으로 뜬다. 이를 통해서 간호사나 의사의 신속한 반응을 유도하고 그 환자의 상태가 악화하지 않도록 한다.
- 2) 효율적인 확인과 관리를 위해서 시스템에서 환자들의 pain level과 PSPI를 큰 값부터 우선 순위로 나열된다.

3) Vital 이상값에 대한 정보도 알림에 같이 띄워질 수 있도록 한다.

-Pain level 변동 시 그 시간과 값 및 변동 직전 상황 기록

- 1) Pain level에 변동이 생기면, 그 시점의 vital, 시간, 변동 값을 각 환자의 파일에 저장한다.
- 2) 변동 직전의 상황에 대해 신체 전체를 비추는 카메라를 이용하여 동작에 대한 정보를 기록하고, 동작을 분석하여 큰 단위로 카테고리화 한다.
- 3) 분류된 동작의 종류를 환자 파일에 저장한다.

3. 제안 아이디어의 차별점

- 제안한 아이디어가 지닌 차별점 혹은 독창성에 대해 서술하세요.

Pain level에 따른 표정 변화를 예측하는 인공지능을 개발하는 연구들이 있지만, 이 프로젝트가 이런 연구들과는 차별점을 넘어 독창성을 가진다고 생각하는 이유는 다음과 같다.

1) 환자의 표정을 연구해 통증의 강도를 파악하기 위한 연구는 이전에도 있었으나, 이를 병원 시스템 내에 융합하여 실질적으로 이용하는 방안을 고안해낸 연구는 많지 않다. 인공지능 모델을 단순히 구상하는 것을 넘어서, 표정 분석을 통한 pain level 확인 기술을 병원 시스템과 연동시켜 응급 환자의 경우 의료진에게 긴급 알람이 갈 수 있게 하며, 이를 priority 순으로 나열하여 더 효율적인 의료 서비스가 가능하도록 하여 원내에서 실질적으로 사용할 수 있는 방법을 제안했다는 점에서 독창성이 있다고 보인다.

2) 고통에 대한 표정 변화가 일관적이지 않을 것을 고려하여 통증에 민감한 사람, 둔감한 사람, 그 중간의 사람으로 표본을 구분하여 세 카테고리로 구분하여 학습을 시키는 방안을 제시하여, 더 구체적인 학습 모델을 제안하였다. 이를 통해 환자 개개인에게 더 맞춤형된 분석을 가능하게 하였다.

3) 통증 유발 시작 직전의 상황도 분석의 대상에 넣어, 통증의 강도를 넘어서, 유발 요인까지 분석할 수 있는 가능성을 제시하여 독창성이 높다고 생각한다.

이 모델을 이용해 산출되는 pain level이 의학적 결정을 내리는 데에 사용되는 유일한 방식은 아니지만, 환자의 상태에 대해 더욱 정확하고 표준화된 설명을 제공하여 더 정확한 진단 및 약물 투여가 가능하게 할 것이다.

※ 서식 변경 및 삭제는 불가하며, 중고딕 11폰트로 작성 부탁드립니다.