

CNN기반의 청각장애인을 위한 수화번역 프로그램

홍경찬¹, 김형수¹, 한영환^{2*}

¹상지대학교 컴퓨터정보공학과

²상지대학교 정보통신소프트웨어공학과

CNN-based Sign Language Translation Program for the Deaf

Kyeong-Chan Hong¹, Hyung-Su Kim¹, Young-Hwan Han^{2*}

¹Department of Computer Information and Engineering, Sangji University

²Department of Information Communication Software Engineering, Sangji University

요약 사회가 점점 발전하면서 의사소통 방법이 다양한 형태로 발전하고 있다. 그러나 발전한 의사소통은 비장애인을 위한 방법이며, 청각장애인에겐 아무런 영향을 미치지 않는다. 따라서 본 논문에서는 청각장애인의 의사소통을 돕기 위한 CNN 기반의 수화번역 프로그램을 설계 및 구현한다. 수화번역 프로그램은 웹캠을 통해 입력된 수화 영상 데이터를 기반으로 의미에 맞게 번역한다. 수화번역 프로그램은 직접 제작한 24,000개의 한글 자모음 데이터를 사용하였으며, 효과적인 분류모델의 학습을 위해 U-Net을 통한 Segmentation을 진행한다. 전처리가 적용된 데이터는 19,200개의 Training Data와 4,800개의 Test Data를 통하여 AlexNet을 기반으로 학습을 진행한다. 구현한 수화번역 프로그램은 ‘ㅋ’이 97%의 정확도와 99%의 F1-Score로 모든 수화데이터 중에서 가장 우수한 성능을 나타내었으며, 모음 데이터에서는 ‘ㅣ’가 94%의 정확도와 95.5%의 F1-Score로 모음 데이터 중에서 가장 높은 성능을 보였다.

• 주제어 : 수화, 청각장애, AlexNet, U-Net, 의사소통

Abstract Society is developing more and more, and communication methods are developing in many ways. However, developed communication is a way for the non-disabled and has no effect on the deaf. Therefore, in this paper, a CNN-based sign language translation program is designed and implemented to help deaf people communicate. Sign language translation programs translate sign language images entered through WebCam according to meaning based on data. The sign language translation program uses 24,000 pieces of Korean vowel data produced directly and conducts U-Net segmentation to train effective classification models. In the implemented sign language translation program, ‘ㅋ’ showed the best performance among all sign language data with 97% accuracy and 99% F1-Score, while ‘ㅣ’ showed the highest performance among vowel data with 94% accuracy and 95.5% F1-Score.

• Key Words : Sign Language, Deaf, AlexNet, U-Net, Communication

Received 15 November 2021, Revised 28 November 2021, Accepted 30 November 2021

* Corresponding Author Young Hwan Han, Department of Information Communication Software Engineering, Sangji University, 47, Sangjidae-gil, Wonju-si, Gangwon-do, Korea. E-mail: yhhan@sangji.ac.kr

I. 서론

과학기술의 발전에 따라 사람들 사이의 의사소통 방법이 메신저, 이모티콘 등 다양한 형태로 발전하고 있다. 특히 코로나의 확산으로 인해 오프라인 활동이 줄어들고 온라인 활동이 활발해지면서 인터넷을 통한 의사소통 방법이 확산되고 있다. 이와 같은 방법들은 비장애인을 위한 의사소통 방법이며, 소통이 불편한 청각 장애인에게는 영향을 끼치지 못하고 있다[1].

청각장애란 청각 경로의 어느 부분에 손상으로 인해 소리를 듣는 정도가 정상에서 일탈하는 현상을 말한다. 청각장애의 원인은 유전이나 조산 등으로 인한 선천적 청각장애와 소음이나 노화 발생으로 인한 후천적 청각장애로 분류된다. 청각장애인의 의사소통 방법은 대표적으로 구화, 필담, 보조기기의 도움, 수화가 있다. 구화는 상대방의 입술을 보면서 입 모양의 변화에 따라 상대방의 말을 이해하는 방법이다. 이는 수화와 대비되는 언어로 전혀 듣지 못하는 사람의 경우, 구화를 통한 대화의 진행이 매우 어려워진다는 단점이 있다[2]. 필담은 글을 써서 대화하는 방법으로 확실한 의사소통이 이루어진다는 장점이 있으나, 다수의 대상이 있는 환경에서는 소통이 어려운 단점이 발생한다. 셋째는 보청기와 같은 보조기기의 활용이다. 하지만 조기교육을 통해 듣는 방법을 습득한 사람이나 청력 상태가 좋은 소수에게만 효과를 나타내는 단점을 보인다. 마지막은 수화로 청각장애인 사회에서 널리 사용되는 의사소통 방법이다. 하지만 수화는 청각장애인 간의 대화에만 유용하게 사용되며, 수화를 모르는 대상과 의사소통을 할 때 힘들다는 단점이 있다[3]. 이와 같이 청각장애인은 의사소통에 많은 불편함을 겪고 있다.

따라서 본 논문에서는 의사소통에 많은 불편함을 겪고 있는 청각장애인의 의사소통 문제를 해결하기 위해 CNN 기반의 청각장애인을 위한 수화번역 프로그램을 설계 및 구현하였다. 사용자의 손을 인식하기 위해 웹캠을 사용하였다. 직접 제작한 수화 데이터베이스를 기반으로 Segmentation을 진행하였으며, 전처리를 위한 모델은 U-Net을 사용하였다. 전처리가 적용된 데이터는 AlexNet을 사용하여 학습을 하였고 수화번역결과를 OpenCV를 통해 UI에 출력하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 관련 연구 및 선행 연구에 관해 서술하였다. 3장은 본 논문에서 서

현한 수화번역 프로그램의 시스템 흐름도를 나타냈으며, 수화번역 프로그램에 사용된 데이터의 전처리 과정 및 프로그램의 UI에 관해 설명한다. 4장은 본 논문에서 사용된 수화 데이터와 프로그램의 성능평가를 위한 분류평가지표 및 실험 결과를 나타내었다. 마지막 5장은 본 논문에 대한 결론으로 마무리를 맺는다.

II. 관련연구

2.1 관련연구

딥러닝 기반의 OpenPose 라이브러리를 사용하여 수화 인식을 하였다. 연구 방법은 수화 데이터의 손짓이나 몸짓의 포인트를 통해 GoogleNet 모델을 기반으로 학습을 하였다. 손실함수는 Cross Entropy를 사용하였으며, 이를 통해 나온 정확도는 86%를 보였다[4].

라즈베리파이와 LeapMotion을 기반으로 지화 번역 시스템 및 설계를 하였다. 이는 LeapMotion으로 사용자의 손을 인식하였으며, 기계학습 분류 알고리즘인 Support vector machines(SVM)을 통해 손가락의 모양 및 손동작을 학습하였다. 학습을 통해 나온 인식률은 86-97%의 성능을 보였다[5].

Artificial Neural Network (ANN)을 활용한 수화 영상 인식 시스템을 제안하였다. 이 시스템은 전처리 단계와 전처리된 데이터를 수화로 번역하는 단계로 구성되며, 전처리 단계에서는 수화 영상 내의 손 영역 추출 및 노이즈 제거와 같은 수화 영상 인식에 필요한 이미지 처리를 수행한다. 수화 번역 단계는 형태소 단위로 분리 및 입력층에서 받은 한국어와 은닉층을 통해 이루어진 매핑 과정을 통해 수화 결과를 예측하는 것이다. 이를 기반으로 수화 번역 시스템을 제안하였다[6].

청각장애인을 위한 E-Book 기반 수화 번역 어플리케이션을 제안하였다. 수화 번역을 위해 제안한 알고리즘은 수화표현을 위해 문장요소 제거, 수화표현의 변환 및 시제표현, 높임말 용어 변경 및 위치 이동을 하였다. 어플리케이션의 성능평가를 위하여 제안하는 알고리즘이 적용된 100개의 문장을 수화 번역하였으며, 수화 번역 평가기준을 참고하여 총 82.1점의 성능을 보였다[7].

2.2 U-Net

U-Net은 독일의 프라이 부르크 대학에서 Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox가 이미지 분할을 목적으로 제안된 End-to-End 방식의 Fully-Convolution Network 기반 모델이다. 다음 그림 1은 U-Net의 구조를 나타낸 것이다[8].

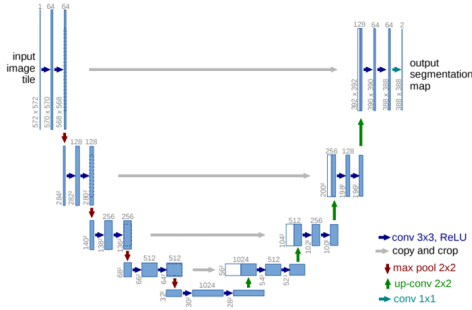


Fig. 1. Architecture of U-Net

식 (1)은 U-Net의 가중치가 학습되는 과정을 나타낸 것이다. w_c 는 클래스 빈도의 균형을 맞추기 위한 가중치 맵, d_1 은 가장 가까운 셀의 경계까지의 거리, d_2 는 두 번째로 가장 가까운 셀의 경계까지의 거리, σ 는 픽셀들을 나타낸 것이다[9].

$$w(x) = w_x(x) + w_0 \cdot \exp\left(-\frac{(d_1(x) + d_2(x))^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

네트워크의 출력값은 픽셀 단위의 Softmax 함수를 통해 예측된다. 식 (2)는 최종 FeatureMap에 대한 픽셀 x 의 예측값을 계산하는 과정을 나타낸 것이다. k 는 채널을 나타낸 것이며, $a(x)$ 는 픽셀 x 의 활성화 함수, K 는 클래스의 수를 나타낸 것이다.

$$p_k(x) = \exp(a_k(x)) / \left(\sum_{k'=1}^K \exp(a_{k'}(x))\right) \quad (2)$$

2.3 AlexNet

AlexNet은 2012년 Krizhevsky 등에 의해 제안된 네트워크이며 2012년에 개최된 ILSVRC 대회의 우승을 차지한 Convolution 신경망이다. 기존의 LeNet-5 모델

과 달리 2개의 GPU로 병렬 연산을 수행하기 위해서 병렬적인 구조로 설계되었으며, 5개의 Convolution 계층과 3개의 Fully Connected 계층을 보인다. AlexNet의 입력 크기는 227x227x3의 크기이며, 8개의 계층을 통해 출력된 1,000개의 노드에 Softmax 함수를 적용하였다. 그림 2는 AlexNet의 구조를 나타낸 것이다[10].

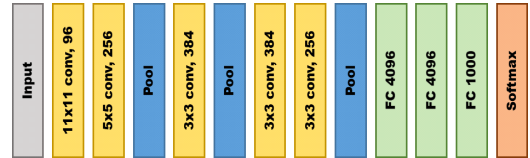


Fig. 2. Architecture of AlexNet

III. 수화 번역 프로그램

2.1절과 같은 기존의 수화 번역 시스템들은 다양한 문제점을 갖고 있다. 대표적으로 웨어러블 장비를 통한 방법과 센서가 내장된 특수 카메라를 이용한 수화 번역이 있다. 장갑이나 웨어러블 장비를 통한 수화 번역은 사용자에게 불편함을 유발할 가능성이 있으며, 또한 기기의 고장으로 사용자에게 직접적인 피해를 주는 문제가 발생한다. 깊이 카메라의 경우는 비싼 비용 문제가 발생하며 깊이 카메라가 없는 환경에서는 수화 번역이 불가능하여 공간적인 제약이 발생한다. AI 모델을 통한 수화번역의 경우, 상대방에게 사용자의 의사를 확실하게 전달하기 위해 높은 정확도를 요하지만 현재 기존의 AI 수화 번역프로그램은 86%의 성능밖에 끌어올리지 못하였다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 U-Net과 AlexNet 모델을 통한 수화 번역 프로그램을 구현하였다.

3.1 수화 번역 프로그램

본 논문에서 구현한 수화 번역 프로그램의 전체 시스템 흐름도는 그림 3과 같다. 웹캠 및 OpenCV를 통해 실시간 수화 영상을 프레임 단위로 나누어 클래스당 각각 1,000개의 데이터를 획득하였다. 생성된 데이터는 U-Net을 통해 세그멘테이션과정을 거쳤으며, 생성된 수화데이터베이스는 AlexNet을 통해 라벨별로 이미지를 분류하였다.

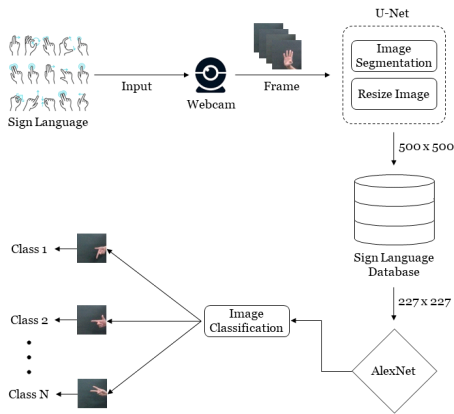


Fig. 3. The flow of Sign Language Translation Programs

3.2 데이터 세그멘테이션

그림 4는 수화 데이터를 U-Net을 통해 세그멘테이션을 거친 결과를 나타낸 것이다. 기존의 U-Net의 경우, padding 과정이 생략되어 마스크 이미지를 출력하였을 때 원본 이미지보다 작은 크기의 마스크 이미지가 형성되므로 이러한 문제점을 해결하기 위해 zero padding을 추가하여 마스크 이미지와 입력 이미지의 크기를 500x500 사이즈로 같게 해주었다. 출력된 마스크 이미지를 기반으로 세그멘테이션된 이미지를 생성하였다. 그림 4의 (a), (b), (c)는 수화동작 중 ㄱ, ㄴ, ㄷ의 마스크 이미지를 나타낸 것이다.

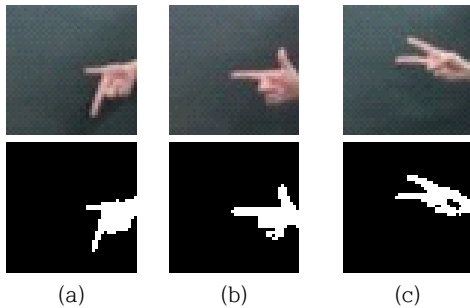


Fig. 4. Sign Language Data with Segmentation

3.3 수화 데이터베이스 분류

U-Net을 통해 전처리된 24,000개의 수화 데이터를 AlexNet의 입력으로 사용하기 위해 227x227의 크기로

입력을 맞춰주었다. 24,000개의 데이터 중 19,200개의 데이터를 학습데이터로 사용하였으며, 4,800개의 데이터를 평가데이터로 지정해 학습을 진행하였다. 다음 그림 5는 수화데이터를 분류하는 데 사용된 AlexNet의 구조이다.

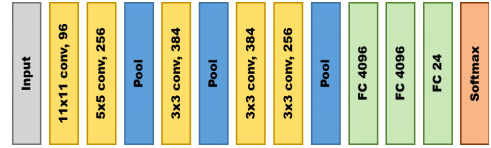


Fig. 5. Architecture of AlexNet for Sign Language Data Classification

3.4 수화 번역 GUI

그림 6은 본 논문에서 구현한 수화 번역 프로그램을 나타낸 것이다. 본 프로그램은 사용자의 손을 인식하기 위한 Camera 영역과 카메라 영역에서 인식된 수화를 번역해주는 Translate 영역으로 구성되어 있다. 그림 5는 ‘ㄱ’을 의미하는 수화를 웹캠을 통해 Camera 영역에 나타낸 것이며 Translation 영역은 학습된 데이터를 기반으로 ‘ㄱ’을 출력하였다.

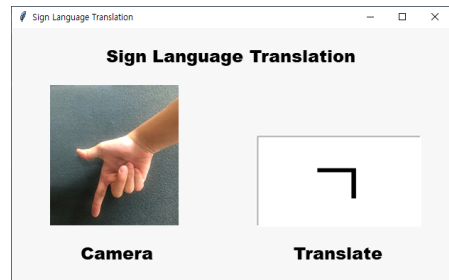


Fig. 6. Sign Language Translation Program

IV. 실험 및 성능 평가

4.1 데이터 셋

본 논문에서 사용된 수화 데이터는 14개의 자음 클래스와 10개의 모음 클래스로 구성되어 있다. 각각의 데이터는 OpenCV를 기반으로 직접 촬영한 데이터이며 하나의 클래스마다 1,000개의 데이터로 구성되어 있다.

데이터는 각각 500×500 크기의 3채널로 이루어져 있으며, 다방면의 각도에서 촬영되었다. 다음 그림 7의 (a)-(f)까지 이미지는 1~6의 의미를 뜻하는 수화 데이터의 예시를 나타낸 것이다.

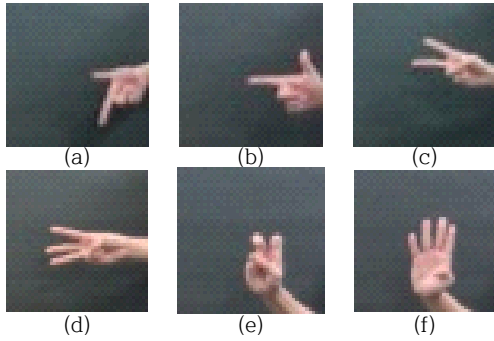


Fig. 7. Sign Language Data Example

4.2 Confusion Matrix

본 논문을 통해 구현한 수화 번역 프로그램의 성능을 평가하기 위해 Confusion Matrix를 사용한다. Confusion Matrix는 분류모델의 성능을 평가하기 위한 지표로 이를 통해 모델의 정확도, 정밀도, 재현율, F1-Score 등을 파악할 수 있다. 표 1은 Confusion Matrix를 나타낸 것이다[11].

Table 1. Confusion Matrix

	Positive(0)	Negative(1)
Positive(0)	TP	FP
Negative(1)	FN	TN

표 1의 TP는 분류모델의 예측값과 실제값이 모두 참인 경우를 뜻하며 FP는 모델은 참으로 예측했으나 실제 값은 거짓인 경우를 뜻한다. FN은 분류모델은 거짓으로 예측했으나, 실제 값은 참인 경우를 뜻하며 마지막으로 TN은 분류모델과 실제 값이 모두 거짓인 경우를 말한다. Confusion Matrix로 계산된 TP, FP, FN, TN을 기반으로 정확도, 정밀도, 재현율, F1-Score의 도출이 가능하다. 정확도는 식 (3)과 같이 계산된다.

정확도는 모델이 제대로 예측한 비율을 뜻하며, 전체 메트릭스를 더한 값에서 참인 경우와 거짓이 경우

를 모델 올바르게 예측한 결과를 나눈 값을 의미한다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (3)$$

정밀도는 실제 값이 참인 데이터 중에서 모델이 참으로 예측한 비율을 의미한다. 식 (4)는 정밀도를 계산하는 식을 나타낸 것이다.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

식 (5)는 재현율을 계산하는 식을 나타낸 것으로, 재현율은 실제 값이 참인 데이터 중에서 모델이 참으로 예측한 비율을 의미한다. 정밀도는 모델의 관점에서 계산된 값이지만, 재현율은 데이터의 관점에서 계산된 값을 의미한다.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

식 (6)은 F1-Score를 계산하는 식을 나타낸 것이며, 정밀도와 재현율의 조화 평균을 의미한다. 또한, 모델의 예측성능을 수치화한 값을 의미한다[12].

$$F1 - score = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

4.3 실험결과

수화번역 프로그램의 실험 환경은 표 2와 같다. 총 24,000개의 수화 데이터 중에서 Training Data는 19,200개이며 Test Data는 4,800개 epoch는 100, batch_size를 1,000으로 설정하였다. 표 3, 4는 수화 데이터의 자음과 모음에 대한 분류평가지표를 보인다.

Table 2. Experimental Environment

CPU	Intel i7-6700
RAM	32GB
VGA	NVIDIA GeForce RTX 2080ti
OS	Window 10, 64-bit
CAM	Logitech C920 PRO HD

Table 3. Classification evaluation metrics of Consonant sign language.

	ㄱ	ㄴ	ㄷ	ㄹ	ㅁ	ㅂ	ㅅ	ㅇ	ㅈ	ㅊ	ㅋ	ㅌ	ㅍ	ㅎ
Accuracy	92.0	94.0	90.0	86.0	88.0	87.0	90.0	91.0	94.0	98.0	97.0	95.0	89.0	85.0
precision	85.0	90.0	93.0	90.0	85.0	85.0	85.0	86.0	90.0	94.0	99.0	91.0	86.0	85.0
Recall	87.0	85.0	96.0	93.0	92.0	95.0	95.0	99.0	99.0	92.0	99.0	97.0	99.0	89.0
F1-Score	86.0	87.5	94.5	91.5	88.5	90.0	90.0	92.5	94.5	93.0	99.0	94.0	92.5	87.0

Table 4. Classification evaluation metrics of Vowel sign language.

	ㅏ	ㅑ	ㅓ	ㅕ	ㅗ	ㅛ	ㅜ	ㅠ	ㅡ	ㅣ
Accuracy	91.0	86.0	94.0	90.0	88.0	91.0	90.0	88.0	94.0	94.0
precision	85.0	85.0	97.0	90.0	98.0	97.0	87.0	99.0	98.0	98.0
Recall	93.0	97.0	86.0	88.0	93.0	92.0	98.0	92.0	88.0	93.0
F1-Score	89.0	91.0	91.5	89.0	95.5	94.5	92.5	95.5	93.0	95.5

표 3의 자음 데이터의 정확도는 전반적으로 최소 85%에서 최대 98%의 성능을 보이고 있다. ‘ㅎ’의 경우, 85%의 정확도로 가장 낮은 수치를 보이고 있으나 ‘ㅈ’은 모든 자음을 통틀어 가장 높은 정확도 나타내었다. 정밀도와 재현율을 살펴보면 ‘ㄱ’, ‘ㅁ’, ‘ㅂ’, ‘ㅎ’은 85%로 가장 낮은 정밀도를 보였으며, ‘ㅋ’은 ‘ㅈ’의 정확도보다 1% 못 미치는 성능을 보였으나 정밀도나 재현율 측면에서 실험 결과를 분석해보았을 때 가장 높은 성능을 보이는 것으로 나타났다. 정밀도와 재현율이 자음 데이터 중에서 가장 높은 성능을 보였기 때문에 F1-Score 역시 가장 높은 성능을 보였다. 따라서 ‘ㅋ’이 자음 데이터 중에서 가장 성능이 좋은 데이터로 나타났다.

표 4를 살펴보면 정확도는 최소 86%에서 최대 94%의 성능을 보였다. ‘ㅏ’는 86%의 정확도로 모음 데이터 중에서 가장 낮은 성능을 보였고, ‘ㅡ’, ‘ㅣ’가 94%로 가장 높은 성능을 보였다. 정밀도와 재현율은 각각 ‘ㅠ’와 ‘ㅜ’가 99%, 98%의 성능으로 가장 높은 수치를 보였으나 F1-Score를 살펴보았을 때 ‘ㅏ’, ‘ㅠ’, ‘ㅣ’가 95.5%의 성능으로 모두 같은 수치를 보였다. 따라서 모음 데이터 중에서는 정확도와 F1-Score 가장 높은 성능을 보이고 있는 ‘ㅣ’가 가장 분류가 잘 되었음을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문은 CNN 기반의 청각 장애인을 위한 수화번역 프로그램을 제안하였다. 수화번역을 위해 24,000개

의 수화 자모음 데이터를 OpenCV를 통해 직접 제작하였으며, 학습에 사용될 데이터는 분류모델의 효과적인 학습을 위해 U-Net을 통해 데이터 전처리를 진행하였다. 전처리된 데이터는 분류모델 중 하나인 AlexNet을 기반으로 수화데이터의 자모음을 클래스별로 분류하였다. 학습이 끝난 모델 파일을 파이썬 GUI에 적용하였으며, 이를 기반으로 실제 웹캠을 통해 입력되는 수화본 논문에서 분류모델로 사용된 AlexNet의 성능을 평가하기 위해 Confusion Matrix가 사용되었으며 다양한 분류평가지표를 통해 자음에는 ‘ㅋ’이 전체적으로 가장 우수한 성능을 보였으며, 모음은 ‘ㅣ’가 94%의 정확도로 가장 높은 성능을 나타내었다. 제안하는 수화번역 프로그램은 현재 코로나 확산으로 인한 화상강의와 같은 비대면 활동에서 의사소통의 불편함을 느끼는 청각장애인들에게 유용하게 사용될 것으로 기대되며, 향후 본 논문에서 제안한 수화번역 프로그램의 성능 개선 및 다양한 외국어 수화 데이터를 기반으로 국내뿐만 아니라 국외를 대상으로 사용범위를 넓힐 예정이다.

ACKNOWLEDGMENTS

본 논문은 상지대학교 대학원 지원에 의하여 수행된 연구임

REFERENCES

- [1] K. P. Jeon.(2020, Mar.). A Study of Communication Experience in the Job Adaptation Process of People with Hearing Impairment. Journal of Korean Society of Vocational Rehabilitation. 30(2), pp. 97-125.
- [2] H. S. Lee. et al.(2013, Aug.). Development of Sign Language Translation System using Motion Recognition of Kinect. Journal of Korea Institute do Convergence Signal Processing. 14(4), pp. 235-242.
- [3] M. O. Kim. et al.(2013, Jun.). A Phenomenological Study on the Communication Experiences of the Deaf. Journal of Korean Academy of Social Welfare. 49(4), pp. 1-26.
- [4] I. H. Kim. et al.(2021, Apr.). A Study on Korea Sign Language Motion Recognition Using OpenPose Based on Deep Learning. Journal of Digital Contents Society. 22(4), pp. 681-687.
- [5] P. S. Jung. et al.(2015, Sep.). Design and Implementation of Finger Language Translation System using Raspberry Pi and Leap Motion. Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering. 19(9), pp. 2006-2013.
- [6] J. R. Cho. et al.(2021, Apr.). Application of Artificial Neural Network For Sign Language Translation. Journal of Korea Society of Computer Information. 24(2), pp. 185-192.
- [7] S. E. Han. et al.(2017, Feb.). E-book to sign-language translation program based on morpheme analysis. Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering. 21(2), pp. 461-467.
- [8] J. Long. et al.(2015, Oct.). Fully convolutional networks for semantic segmentation. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 3431-3440.
- [9] O. Ronneberger. et al.(2015, Oct.). U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. arXiv. Lecture Notes in Computer Science, pp. 234-241.
- [10] A. Krizhevsky. et al.(2012, Jul.). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in neural information processing systems, pp. 1097-1105.
- [11] S. H. Park. et al.(2012, Mar.). IReceiver operating characteristic (ROC) curve: practical review for radiologists. Korean journal of radiology. 5(1), pp. 11-18.
- [12] H. Huang. et al.(2015, Mar.). Maximum F1-Score Discriminative Training Criterion for Automatic Mispronunciation Detection. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing. 23(4), pp. 787-797.

저자소개

홍 경 찬 (Kyeong-Chan Hong)



2020년 2월 : 상지대학교
컴퓨터정보공학부 (공학사)
2020년 3월 ~ 현재 : 상지대학교
컴퓨터정보공학과 석사과정
관심분야 : 영상처리, 딥러닝,
인공지능, 컴퓨터 비전

김 형 수 (Hyung-Su Kim)



2012년 2월 : 상지대학교
컴퓨터정보공학부 (공학사)
2014년 2월 : 상지대학교
컴퓨터정보공학과 (공학석사)
2014년 3월 ~ 현재 :
상지대학교 컴퓨터정보공학과
박사과정

관심분야 : 센서, 신호 및 영상처리, 임베디드시스템

한 영 환 (Young-Hwan Han)



1995년 8월 : 인하대학교
전자공학과 (공학박사)
1996년 3월 ~ 현재 : 상지대학교
정보통신소프트웨어공학과 교수
관심분야 : 영상처리, 바이오인식,
임베디드시스템