

얼굴인식 시스템의 소프트웨어에 대한 DCGSN 기반의 크로스 레이어 보상 방법

조영환*, 김도연*, 이승현*, 정구민**
 *국민대학교 전자공학과, *오토노머스에이투지

DCGAN-based Compensation for Soft Errors in Face Recognition systems based on a Cross-layer Approach

Young-Hwan Cho*, Do-Yun Kim*, Seung-Hyeon Lee*, Gu-Min Jeong§*
 *Dept. of Electronic Engineering, Kookmin University, *Autonomous a2z

요약 본 논문에서는 DCGAN 기반의 크로스 레이어 보상 방법을 이용하여 소프트웨어의 영향을 줄이는 얼굴인식 기법을 제안한다. JPEG 파일의 데이터 블록에서 소프트웨어가 발생할 때, 이 블록들은 제대로 복호화되지 않을 수 있다. 이전 연구에서 해당 블록들은 얼굴 사진들의 평균 이미지를 이용해 대체하였으며, 인식률을 어느 정도 향상하였다. 본 논문에서는 이전 연구의 확장으로 DCGAN 기반의 보상 기법을 다룬다. 패리티 비트 검사기를 이용하는 임베디드 시스템 레이어에서 소프트웨어가 발생할 때, 이 에러는 애플리케이션 레이어에서 DCGAN을 이용하여 보상된다. 얼굴 이미지의 소프트웨어를 보상하기 위해서 DCGAN 구조를 이용하여 블록 데이터의 손실을 보상한다. 시뮬레이션 결과를 통하여, 제안된 방식이 소프트웨어로 인한 성능 악화를 효율적으로 보상한다는 것을 보인다.

Abstract In this paper, we propose a robust face recognition method against soft errors with a deep convolutional generative adversarial network(DCGAN) based compensation method by a cross-layer approach. When soft-errors occur in block data of JPEG files, these blocks can be decoded inappropriately. In previous results, these blocks have been replaced using a mean face, thereby improving recognition ratio to a certain degree. This paper uses a DCGAN-based compensation approach to extend the previous results. When soft errors are detected in an embedded system layer using parity bit checkers, they are compensated in the application layer using compensated block data by a DCGAN-based compensation method. Regarding soft errors and block data loss in facial images, a DCGAN architecture is redesigned to compensate for the block data loss. Simulation results show that the proposed method effectively compensates for performance degradation due to soft errors.

Key Words : Cross-layer approach, DCGAN, Face recognition, Soft error, Yale Face Database

1. 서론

메모리상에서 일시적인 에러인 소프트웨어는 시스

템의 안정성과 성능에 치명적일 수 있다. 낮은 확률이라 할지라도 소프트웨어가 메모리에서 발생하면 비트 값은 1에서 0, 또는 0에서 1로 변화할 수 있다[1]. 이

This Paper was supported by Korea Institute for Advancement of Technology (KIAT) grant funded by the Korea Government (MOTIE) in 2021. (No. 1415172733)

*Department of Electronic Engineering, Kookmin University

*Autonomous a2z

**Corresponding Author : Department of Electronic Engineering, Kookmin University (gm1004@kookmin.ac.kr)

Received October 16, 2021

Revised October 20, 2021

Accepted October 26, 2021

러한 사실을 고려하여 다양한 응용[2][3][4]에서 소프트웨어의 영향을 보상하기 위해 많은 연구들이 진행되었다. [4]에서는 크로스 레이어 기법이 소프트웨어에 영향이 적은 얼굴인식 방법으로 사용되었다. [2]에서는 반복학습제어에 대한 보상 제어가 제안되었다. 앞서 언급한 방식들에서 크로스 레이어 접근법과 그에 따른 보상 기법은 소프트웨어의 영향을 효율적으로 감소시킨다.

[2]에서는 크로스 레이어 기법을 고려하여 얼굴 이미지의 소프트웨어를 보상하는 비용효율적인 간단한 보상 기법이 제안되었다. 소프트웨어에 대한 얼굴인식 시스템의 경우 소프트웨어는 하드웨어 레이어에서 감지되며 보상 모듈(compensating module)은 애플리케이션 레이어에 설치되었다. 보상에는 학습용 얼굴 이미지를 평균화하여 사전에 준비된 평균 얼굴을 이용하였다. JPEG 파일의 8x8 크기의 블록 내에서 발생한 소프트웨어의 경우, 에러가 발생한 블록들은 보상을 적용하여 대체하였다. 하지만, 비용 측면에서 효율적인 보상 시스템을 얻을 수 있다고 하더라도, 얼굴 이미지의 특성을 고려한 더욱 체계적인 방법이 필요하다.

최근 이미지나 비디오, 목소리[5][6][7][8]의 생성에 GAN(Generative Adversarial Networks)이 널리 사용되고 있다. 이미지 내의 데이터 손실이 있을 경우, GAN을 사용하는 것은 효율적이다. DCGAN(Deep Convolutional Generative Adversarial Networks)은 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer) 대신에 컨벌루션 신경망 네트워크(convolutional neural network) 구조를 이용한다. 따라서 이미지 생성 [8]에 더욱 효율적이고 안정적인 방법을 찾는 것이 가능하다.

본 논문에서는 이전 연구결과를 확장하고 DCGAN의 구조를 변경하여 크로스 레이어 기법에 기반한 얼굴인식 시스템에서의 소프트웨어 보상 기법을 제안한다. 소프트웨어는 하드웨어 레이어에서 탐지되며, 탐지된 블록은 애플리케이션 레이어 [2]에서 보상된다. 그리고 우리는 얼굴 이미지에서의 블록 데이터 손실에 효율적인 DCGAN 구조를 제안한다. Yale 데이터베이스[9]의 시뮬레이션 결과로부터 제안된 기법이 [2]의 평균 얼굴 기반의 보상 기법보다 더욱 우수한 성능을 보일 수 있다는 것이 확인된다.

본 논문의 나머지는 다음과 같이 구성되었다. 2장에서는 얼굴 이미지들의 평균 영상 기반의 얼굴인식 소프트웨어 보상 기법과 DCGAN의 구조를 요약한다. 3장에서는 DCGAN 기반의 보상 기법을 제안하며, 4장에서는 손실된 이미지를 복원하기 위해 재설계한 DCGAN의 구조를 설명한다. 5장에서는 제안된 기법에 대한 실험 결과를 나타낸다. 6장은 결론을 포함한다.

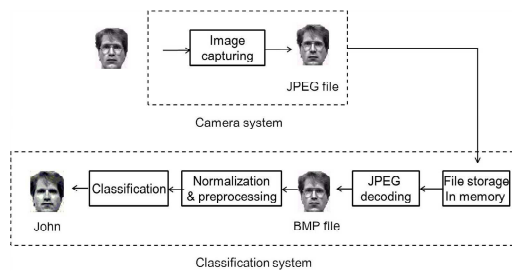
2. 관련 연구

2.1 크로스 레이어 기법을 이용한 평균 얼굴 기반의 소프트웨어 보상

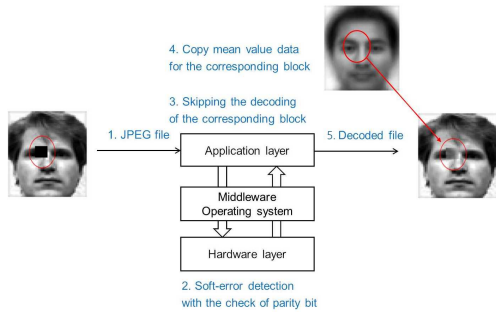
이 절에서는 [2]의 크로스 레이어 기법을 이용한 소프트웨어에 적용되는 얼굴 이미지의 평균화 방법을 간단하게 소개한다. 그림 1은 전형적인 얼굴인식 시스템과 평균 얼굴 기반의 보상 방법의 전반적인 구조를 나타낸다.

소프트웨어를 정량적으로 분석하기 위해 얼굴인식 시스템에서 소프트웨어는 다음과 같은 조건에서 발생한다고 가정한다.

- A1) 하나의 얼굴 이미지에서는 하나의 단일 비트(single-bit) 소프트웨어가 발생한다.
- A2) 소프트웨어는 JPEG 파일의 블록 데이터 부분에서만 발생한다.



(a) 전형적인 얼굴인식 시스템
(a) An exemplary face recognition system



(b) 얼굴 이미지의 평균값을 이용한 보상
(b) Mean face based compensation

그림 1. 소프트웨어가 발생한 얼굴 이미지에 대한 평균값을 이용한 보상
Fig. 1. Mean face based compensation for face images with soft-errors

그림 1과 같이 소프트웨어는 A1)과 A2)에 근거하여 다음과 같은 단계로 보상된다.

- 1단계: JPEG 형식의 얼굴 이미지는 얼굴인식 시스템의 입력으로 주어진다.
- 2단계: 소프트웨어는 블록 데이터에서 감지되며 JPEG 복호기에 알린다.
- 3단계: 소프트웨어가 발생한 해당 블록의 복호화는 수행되지 않고 넘어가며, 이 블록의 값들은 0으로 채워진다.
- 4단계: 해당 블록에 얼굴 이미지의 평균값이 복사된다. 여기서, 얼굴 이미지의 평균값은 학습에 사용한 얼굴 이미지 데이터의 값을 평균화한 값이다.
- 5단계: 보상된 파일을 얻는다.

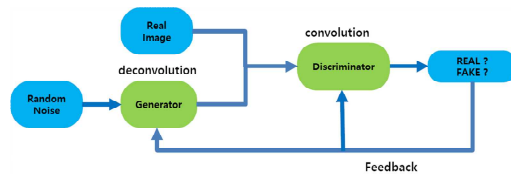
앞서 말한 가정으로부터 단일 비트 소프트웨어는 하나의 블록에서만 발생한다. 시스템의 설정으로 메모리 내의 패리티 비트 검사기를 이용하여 소프트웨어를 탐지하며, 이 에러를 JPEG 복호기에 알린다. JPEG 복호기에서 소프트웨어 발생에 대한 정보를 수신하면, 해당 블록을 복호화하여 전달한다. 이런 이유로 소프트웨어가 발생한 8x8 크기의 블록의 값은 실제 복호화된 데이터 대신에 0으로 채워진다. 이후 이 블록에는 얼굴 이미지의 평균값이 복사되며, 이 평균값은 학습에 사용

한 얼굴 이미지 데이터의 값을 평균화한 값이다.

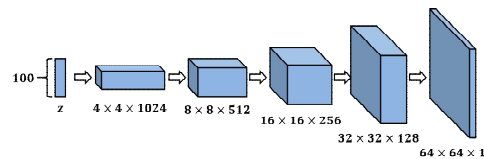
[2]에서는 보상 기법이 소프트웨어에 강인하고 비용 효율적이라는 것을 보였다. 그러나 얼굴 이미지의 평균값을 이용하여 보상할 경우, 개별 얼굴 이미지의 특징은 복원할 수 없다. 본 논문에서는 얼굴 이미지의 특징을 고려하는 DCGAN 구조 기반의 보상 기법을 제안한다.

2.2 DCGAN

그림 2-(a)와 같이 GAN의 구조는 생성기(generator)와 판별기(discriminator)로 구성된다. 생성기는 판별기에서 실제 이미지로 판별할 만큼 좋은 “가짜” 이미지를 만들어낸다. DCGAN은 GAN의 일종으로 그림 2-(b)와 같이 생성기에서 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer) 대신에 디컨볼루션 레이어(deconvolutional layer)를 이용한다. DCGAN은 좋은 성능과 안정성으로 인해 다양한 응용 분야에서 널리 이용된다.



(a) 일반적인 DCGAN의 구조
(a) General DCGAN architecture



(b) 디컨볼루션 레이어를 갖는 DCGAN 생성기의 구조
(b) A typical example of DCGAN generator architecture with deconvolutional layers

그림 2. 전형적인 DCGAN의 구조
Fig. 2. An exemplary architecture of DCGAN

생성기에서 학습 진행 시, 손실함수(loss function)는 다음과 같이 주어진다.

$$V(G,D) = \min_G \max_D E_{x_{real}} [\log D(x_{real})] + E_{z \sim P_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

여기서, x_{real} , z , $P_z(z)$, $G(z)$, $D(G(z))$ 는 각각 실제 이미지, 랜덤 노이즈 벡터(random noise vector), z 벡터에 대한 생성기의 출력, $G(z)$ 에 대한 판별기의 출력을 의미한다.

생성기에서 랜덤 노이즈 벡터 z 는 DCGAN 시스템의 입력으로 주어진다. 본 논문에서는 소프트웨어로 인한 블록 데이터의 손실을 보상할 수 있는 DCGAN 구조를 제안한다.

3. 소프트웨어에 강인한 DCGAN 기반의 보상

본 논문에서는 얼굴인식 시스템의 소프트웨어에 대한 DCGAN 기반의 보상 기법을 제안한다. 블록 데이터의 손실을 보상하기 위해 DCGAN의 구조를 재설계 하였다. 본 연구에서는 [2]에 사용한 얼굴 이미지의 평균값을 이용하지 않고 그림 3과 같이 설계한 DCGAN 시스템의 결과로부터 블록의 복사본이 만들어진다.

[2]의 단일 소프트웨어 가정을 확장하여, 본 연구에서는 다수의 소프트웨어로 가정한다. 이러한 사실을 고려할 때, 얼굴인식 시스템에서 소프트웨어는 다음과 같은 조건에서 발생한다고 가정한다.

- A1) 하나의 얼굴 이미지에서는 다수의 단일 비트 소프트웨어가 발생할 수 있다.
- A2) 소프트웨어는 JPEG 파일의 블록 데이터 부분에서만 발생한다.

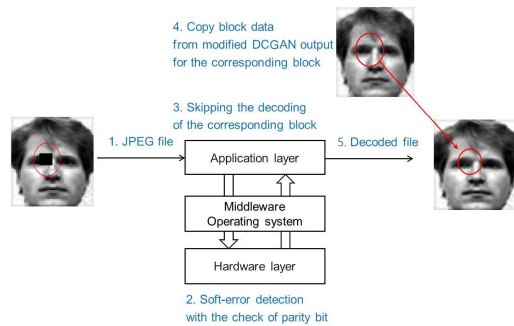


그림 3. DCGAN 기반의 보상
Fig. 3. DCGAN-based compensation

그림 3으로부터 소프트웨어를 지닌 얼굴 이미지의 보상 기법은 A1)과 A2)에 근거하여 다음과 같이 요약 된다.

- 1단계: JPEG 형식의 테스트 이미지가 얼굴인식 시스템의 입력으로 주어진다.
- 2단계: 소프트웨어는 블록 데이터에서 감지되며 JPEG 복호기에 알린다.
- 3단계: 소프트웨어가 발생한 해당 블록의 복호화는 수행되지 않고 넘어가며, 이 블록의 값은 0으로 채워진다.
- 4단계: [2]의 얼굴 이미지의 평균값 보상 기법이 수행된다.
- 5단계: 보상된 이미지는 설계된 DCGAN 시스템의 입력으로 주어지며 DCGAN 기반의 보상이 수행된다. 그 후, DCGAN 시스템 출력의 해당 블록은 복사되어 보상이 적용된다.
- 6단계: 보상된 파일이 분류에 사용된다.

따라서 그림 3과 같이 소프트웨어가 발생한 얼굴 이미지는 분류(classification) 시스템의 입력으로 주어지고, DCGAN을 이용하여 보상된다. 그 후, 보상된 이미지 파일 분류 시스템에 이용해서 분류 결과를 얻을 수 있다. 얼굴 이미지의 특성은 테스트 데이터셋을 이용하여 DCGAN으로 학습되기 때문에 [2]에서 사용한 얼굴 이미지의 평균값을 이용한 방식보다 성능이 더 우수하다.

소프트웨어를 보상한 이후에는 보상된 얼굴 이미지

를 이용한 분류를 할 수 있다. 분류 실험은 다양한 기계학습(machine learning) 기법으로 진행될 수 있다. 본 논문에서는 LDA(Linear Discriminant Analysis) [10]와 SVM(Support Vector Machine)[11] 기법을 사용한다.

4. 얼굴 이미지의 블록 손실 보상을 위한 DCGAN 구조의 수정

소프트웨어로 인한 블록 데이터의 손실을 해결하기 위해 설계한 DCGAN의 구조는 다음과 같은 가정에서 설계하였다. 소프트웨어는 테스트 이미지에서 발생한다 가정한다. 또한 보상 DCGAN 구조의 학습 절차는 일반적인 얼굴 모델이 아닌 학습용 이미지를 이용하여 진행된다고 가정한다.

일반적으로 DCGAN 구조에서는 잠재벡터(latent vector) z 를 입력으로 사용하여 거짓 이미지를 생성한다. 본 논문에서는 그림 4와 같이 소프트웨어가 발생한 얼굴 이미지를 복원하기 위해, z 벡터 대신에 얼굴 이미지를 입력으로 사용한다. 이를 위해 생성기에 오토인코더(AutoEncoder) 구조를 적용하였다. 수정된 생성기는 압축화(encoding)와 복호화(decoding)를 진행해서 거짓 이미지를 생성하며, 컨벌루션 네트워크(convolutional network)와 디컨벌루션 네트워크(deconvolutional network)를 이용한다.

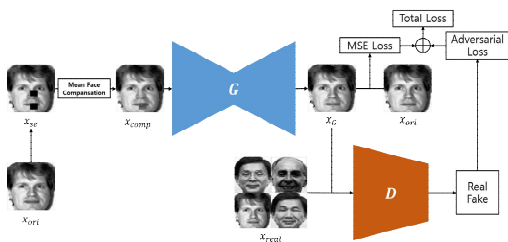


그림 4. 수정한 DCGAN 구조와 학습 절차
Fig. 4. A modified DCGAN architecture and learning process

그림 4에서 보인 것과 같이, 소프트웨어 이미지 x_{se} 는 원본 이미지 x_{ori} 의 임의의 위치에서 블록 손실을

발생시켜 만들어진다. 복원 성능을 높이기 위해서 x_{se} 대신에 얼굴 이미지를 평균화한 이미지 x_{comp} 를 제안한 DCGAN의 입력으로 사용하였다. 보상이 이루어지는 동안에 생성기의 출력은 x_{ori} 와 유사해야 한다. 따라서 생성기는 판별기가 생성기의 출력인 x_G 가 실제 데이터로 판별하도록 학습되어야 한다. 이는 x_G 가 실제 이미지 x_{real} 의 분포에 속해있다는 것을 의미한다. 이를 위해 평균제곱오차(mean square error) 함수가 [7]에서 사용한 것과 유사한 방식으로 사용된다.

$$V(G, D) = \min_G \max_D E_{x_{real}} [\log D(x_{real})] + E_{x_{comp}} [\log (1 - D(G(x_{comp}))) + (x_{ori} - G(x_{comp}))^2] \quad (2)$$

그림 4와 수정된 손실함수의 수식 2에 보인 것과 같이, 컨벌루션 레이어(convolutional layer)로 얼굴 이미지의 블록 손실을 복원할 수 있다.

5. 실험 결과

제시한 기법의 성능을 평가하기 위해 Yale 데이터베이스 [9]를 이용하여 이 기법을 적용하였다. Yale 데이터베이스는 15명의 개인당 11개의 흑백 이미지 165개를 포함한다. 설계한 DCGAN의 학습은 훈련용 데이터로 진행되기 때문에, 눈의 중심이 동일한 위치에 놓이도록 이미지를 자르고 크기를 조정하였다. 이미지에서 눈의 중심을 수동으로 배치하고 [12]에서와 같이 눈이 수평으로 정렬되도록 회전시켰다. 각 얼굴 이미지는 자르거나 크기를 조정하여 눈의 중심이 이미지 내의 고정된 지점에 놓이도록 하였다. 이미지는 64x64의 크기로 조정하였다.

본 연구에서는 실험의 보편성을 위해 각 테스트 이미지에서 소프트웨어가 두 번 발생한다고 가정한다. 따라서, 각각의 이미지는 두 개의 손실된 블록을 포함한다. 소프트웨어를 탐지한 후, 해당하는 두 블록의 값은 0으로 채워진다. 평균값을 이용한 보상 기법이 사용되며, 이 이미지는 DCGAN의 입력으로 사용된다. 따라

서, 이 이미지는 제안한 DCGAN으로 보내지며 이미지의 블록은 DCGAN의 출력으로 대체된다. 그림 5는 각각 원본 이미지, 소프트웨어가 2회 발생한 이미지, 제안된 기법을 사용하여 [2]와 같이 보상된 이미지이다. 제안한 DCGAN 구조는 효율적으로 보상하는 것이 확실하다.

그림 6에 보인 것과 같이, LDA와 SVM을 이용하여 Yale 데이터베이스를 분류하였다. 실험 결과에 대해 학습 데이터로부터의 영향을 최소화하고 신뢰성을 확보하기 위해 11-fold 교차검증(11-fold cross validation)을 수행하였다. 데이터는 무작위로 15개의 이미지를 선정하여 실험을 진행하였다.

제안한 기법의 성능을 평가하기 위해 훈련용 이미지와 테스트 이미지를 무작위로 나누어 100회의 실험을 진행한다. 그리고 매 실험마다 이미지 임의의 위치에 소프트웨어를 발생시키는 실험을 100회씩 추가로 진행하였다. 총 10000회의 실험을 통해 평균인식률을 도출하였다.

표 1은 LDA와 SVM을 적용하였을 때의 인식률을 나타낸다. 에러가 없는 이미지, 두 개의 소프트웨어가 발생한 이미지, [2]의 얼굴 이미지의 평균값 보상을 적용한 이미지, 그리고 제안된 기법을 적용했을 때의 인식률을 표1에 포함하였다. 표 1에 나타난 것과 같이 소프트웨어가 두 번 발생한 테스트 이미지는 Yale 데이터베이스 기준으로 5.13%만큼 성능을 떨어뜨린다. 제안된 방법을 사용하면 소프트웨어가 발생한 경우와 비교하여 약 5.04%의 성능 향상을 얻을 수 있으며, 소프트웨어가 없는 경우와 비교하면 0.09%의 성능 저하를 확인하였다. [2]의 이전 연구결과와 비교하면 대략 0.78%의 성능 향상을 볼 수 있다.



그림 5. 원본 이미지, 소프트웨어가 2회 발생한 경우, [2]를 이용하여 보상된 이미지, 제안하는 기법을 적용하여 보상된 이미지

Fig. 5. Original images, images with two soft-errors, compensated images with [2] and compensated images with the proposed method

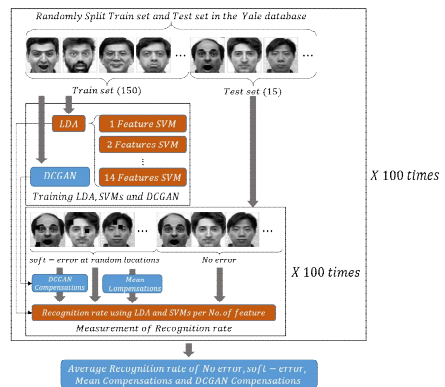


그림 6. 제안하는 기법을 이용한 분류 실험 절차

Fig. 6. Classification experiment procedure for the proposed method

표 1. Yale 데이터베이스를 이용한 경우의 소프트웨어에 대한 인식을 비교
Table 1. Comparison of the recognition rate for soft errors in the Yale database(%)

No. of features	No error	Soft-error	Mean face[1]	Proposed method
1	34.20	26.78	31.98	33.69
2	64.53	54.54	62.82	64.48
3	76.40	66.48	74.82	76.23
4	82.60	73.82	81.01	82.47
5	89.13	81.13	87.77	89.00
6	91.07	84.56	90.06	90.91
7	92.07	86.61	91.23	92.03
8	93.47	89.10	92.89	93.39
9	95.00	92.00	94.47	94.85
10	94.80	92.45	94.59	94.85
11	94.80	93.12	94.80	94.94
12	95.33	93.79	95.15	95.32
13	95.93	94.44	95.67	95.90
14	96.20	95.03	96.09	96.23
Average	85.40	80.27	84.53	85.31

6. 결론

본 논문에서는 얼굴인식 시스템의 소프트웨어에 대한 DCGAN 기반의 보상 기법을 제안하였다. 얼굴인식 시스템의 소프트웨어로 인한 성능 저하를 감소시키기 위해 크로스 레이어 기법과 구조를 수정한 DCGAN을 제안하였다. 제안한 DCGAN 시스템은 이미지 내의 작은 크기의 데이터 손실을 고려하여 설계하였다. DCGAN은 학습용 데이터셋을 사용하여 훈련하며, 테스트 이미지의 데이터 손실을 보상한다. 시뮬레이션 결과로부터 제안한 방법이 인식 성능을 효율적으로 향상시킨다는 것을 보인다.

이 논문에서 다른 DCGAN 구조는 얼굴의 앞면 이미지 데이터셋에 사용될 수 있다. 하지만, 얼굴의 왼쪽이나 오른쪽 이미지, 또는 명도에 변화가 있는 이미지에 사용하기 위해서는 더욱 복잡한 모델이 필요하다. 이것은 향후 연구과제로 남긴다.

REFERENCES

- [1] R. Baumann, "Soft errors in advanced computer systems", *IEEE Design & Test of Computers*, 22, 3, pp. 258-266, 2005.

- [2] G. M. Jeong, et al. "Robust face recognition against soft-errors using a cross-layer approach", *International Journal of Computers Communications & Control*, 11, 5, pp. 657-665, 2016.
- [3] G. M. Jeong, et al. "Effect of soft errors in iterative learning control and compensation using cross-layer approach", *International Journal of Computers Communications & Control*, 14, 3, pp. 359-374, 2019.
- [4] K. Lee, et al. "Mitigating the impact of hardware defects on multimedia applications: a cross-layer approach", *Proceedings of the 16th ACM international conference on Multimedia*, pp. 319-328, 2008.
- [5] A. T. Ardelean, L. M. Sasu, "Pose Manipulation with Identity Preservation", *International Journal of Computers Communications & Control*, 15, 2, April, 2020.
- [6] I. J. Goodfellow, et al. "Generative Adversarial Nets", *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27, 2014.
- [7] P. Isola, et al. "Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks", *IEEE Conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 1125-1134, 2017.
- [8] A. Radford, et al. , "Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks", *arXiv:1511.06434*, 2015.
- [9] Yale Face Database, <http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database>.
- [10] K. Fukunaga, "Introduction to Statistical Pattern Recognition", Academic Press, 1990.
- [11] C. Cortes, V. Vapnik, "Support-vector networks", *Machine Learning*, 20, 3, pp. 273-297, 1995.
- [12] C. Liu, H. Wechsler, "Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition". *IEEE Transactions on Image Processing*, 11, 4, pp. 467-476, 2002.

저자약력

조 영 환 (Young-Hwan Cho) [학생회원]



- 2021.02: 국민대학교 전자공학과 학사
- 2021.03 ~ 현재: 국민대학교 전자공학과 석사과정

<관심 분야> 인공지능, 차량용 MCU

김 도 연 (Do-Yun Kim) [학생회원]



- 2019.02: 국민대학교 전자공학과 학사
- 2021.02: 국민대학교 전자공학과 석사
- 2021.01 ~ 현재: 오토노머스 에이투지

<관심 분야> 차량용 소프트웨어, 인공지능, 영상처리

이 승 현 (Seung-Hyeon Lee) [정회원]



- 2020.02: 국민대학교 전자공학과 학사
- 2020.03 ~ 현재: 국민대학교 전자공학과 석사과정

<관심 분야> 머신러닝, 인공지능, 영상처리

정 구 민 (Gu-Min Jeong) [정회원]



- 2005 ~ 현재: 국민대학교 전자공학부 교수
- 2019 ~ 2020: 현대자동차 생산기술개발센터 자문교수
- 2021 ~ 현재: 국가과학기술자문회의 기계소재전문위 위원

<관심 분야> 자율주행, 차량용 마이컴, 커넥티드카