

논문 2024-19-03

영상데이터의 개인정보 영역에 대한 인공지능 기반 비식별화 기법 연구

(Research on Artificial Intelligence Based De-identification Technique of Personal Information Area at Video Data)

송인준, 김차종*
(In-Jun Song, Cha-Jong Kim)

Abstract : This paper proposes an artificial intelligence-based personal information area object detection optimization method in an embedded system to de-identify personal information in video data. As an object detection optimization method, first, in order to increase the detection rate for personal information areas when detecting objects, a gyro sensor is used to collect the shooting angle of the image data when acquiring the image, and the image data is converted into a horizontal image through the collected shooting angle. Based on this, each learning model was created according to changes in the size of the image resolution of the learning data and changes in the learning method of the learning engine, and the effectiveness of the optimal learning model was selected and evaluated through an experimental method. As a de-identification method, a shuffling-based masking method was used, and double-key-based encryption of the masking information was used to prevent restoration by others. In order to reuse the original image, the original image could be restored through a security key. Through this, we were able to secure security for high personal information areas and improve usability through original image restoration. The research results of this paper are expected to contribute to industrial use of data without personal information leakage and to reducing the cost of personal information protection in industrial fields using video through de-identification of personal information areas included in video data.

Keywords : Embedded system, Object detection optimization method, Video data, Gyro sensor, De-identification, Shuffling-based masking method

1. 서론

최근 인공지능의 한 분야인 딥러닝 기술은 자율주행과 로봇, 스마트폰 응용 등의 분야에 많이 활용되고 있으며, 영상을 이용하는 인공지능 기술이 우리 생활에 더욱 밀접하게 확장되면서, 영상 학습 데이터의 수요가 증가하고 있다 [1]. 특히, 자율주행차나 로봇 분야에서는 실제 환경의 인공지능 학습을 위해 많은 양의 영상 데이터를 수집하고 있으나, 수집된 영상 데이터에는 개인정보 (얼굴, 차량 번호판 등)가 포함되어 있어서 법적으로 많은 논란이 되고 있다 [2].

또한, 공공장소와 일반 생활공간에서도 수많은 영상이 무분별하게 수집되고 이용되고 있으며, 이들 영상 데이터로부터 개인정보가 유출되는 피해가 속출하고 있다 [3]. 일 예로, 국내외에서는 안전을 위해 많은 수의 CCTV를 설치하고 활용하고 있으며, 지능형 관제 시스템을 도입함으로써 기존에

수집된 데이터를 학습용 데이터로 가공하면서 개인정보 유출의 위험이 발생하게 되었다 [4, 5].

개인정보 보호법에 따르면 개인정보가 포함된 영상 데이터는 법적 요구에 따라 개인 식별 가능 정보에 대해 마스킹 처리 등과 같은 비식별화를 수행하고 활용하여야 하고, 이러한 비식별화 과정은 이제는 자율주행차나 CCTV 등의 인공지능 기능 활용을 위해 매우 중요한 요건이 되었다 [5].

영상 데이터 비식별화를 위해 본 논문에서는 먼저, 검출 성능을 높이기 위한 전처리 기법으로서 카메라로부터 취득한 영상 데이터를 수평 각도의 영상 데이터로 변화하는 기법을 제안하고 [6], 임베디드 시스템을 통해 개인정보 영역 검출에 최적화된 입력 영상 해상도를 설정하고 개인정보 영역 검출을 위한 학습모델을 찾는 방법을 제안한다. 마지막으로, 인공지능 기반으로 미리 검출된 개인정보 영역에 대하여 보안성과 재사용성이 높은 개인정보 영역 비식별화 방법을 제안한다.

* Corresponding Authors (cjkim@hanbat.ac.kr)

Received: Dec. 13, 2023, Revised: Jan. 1, 2024, Accepted: Jan. 3, 2024.

I. J. Song: Graduate School of Information & Communications, Hanbat National University(Ph.D)

C. J. Kim: Hanbat Nat'l University (Professor)

II. 영상 데이터 개인정보 영역 검출 최적화

1. 영상 데이터 개인정보 영역 검출을 위한 전처리

영상 획득 장치에 포함된 자이로센서를 이용하여 영상 획득 장치의 기준면에 대해서 촬영 영상의 기울어진 3차원 각도 정보 (X, Y, Z)를 획득하고 이를 보정 하여 검출률을 높이는 방법을 제안한다.

수집되는 영상 데이터에서 개인정보 영역을 검출하기 위해서 영상 데이터와 영상 획득 시 자이로센서를 이용하여 기울어진 3차원 각도 정보 (X, Y, Z)를 획득하고 이를 이용하여 영상 데이터를 영상 획득 장치 기준면 각도로 변환하여 학습 데이터와 성능실험용 데이터로 사용한다.

대부분의 딥러닝 알고리즘은 비정형의 변형에 강한 특성이 있으므로 본 논문에서는 카메라로부터 수집되는 영상에 대하여 카메라 자체 오류로 인한 비정형 변형을 제외하고 회전과 평행이동만 있는 것으로 가정한다. 왜냐하면 자체 오류의 비정형은 수학적 보정이 어렵기 때문이다 [7].

영상 데이터의 3차원 공간의 점 (X, Y, Z)를 X축, Y축, Z축을 중심으로 θ 라디안 (radian) 회전시키는 행렬을 각각 $R_x(\theta)$, $R_y(\theta)$, $R_z(\theta)$ 라 하고 수식 (1)로 표현되며, 카메라에 부착된 기울기 센서로부터 구한 X, Y, Z축의 기울기 값을 적용한다.

$$\begin{aligned} R_x(\theta) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & -\sin\theta \\ 0 & \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}, \\ R_y(\theta) &= \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix}, \\ R_z(\theta) &= \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (1)$$

카메라의 경우 중력의 영향으로 X축과 Y축의 변형이 주로 생기며, Z축은 바람과 같은 환경적인 요인으로 발생한다. 기울기 센서의 값에 대한 데이터와 환경적인 요인을 분석하면, 영상 데이터의 상황에 따른 변형 정도를 예측할 수 있다.

2. 영상 데이터 개인정보 영역 검출을 위한 학습모델

영상 개인정보 비식별화를 위해서는 먼저 영상 이미지에서 개인정보 영역을 추출해야 한다. 많은 연산량을 요구하는 인공지능 딥러닝을 임베디드 시스템에 적용하기 위해서는 서버나 일반 PC에서 사용되는 인공지능 모델이 아닌 경량의 모델을 사용해야 한다. 이로 인해 대부분의 임베디드 시스템에서는 검출률과 처리 속도에 많은 제약이 따를 수밖에 없다.

현재의 AI 고속연산이 가능한 칩셋을 사용하는 범용적인 사양의 임베디드 시스템 환경에서 빠른 처리 속도와 높은 검출률을 얻을 수 있는 모델을 얻기 위해서는 학습 영상 데이터의 해상도 조절을 통해 최적의 학습모델을 선정하는 방법이 필요하다. 이를 위해 본 논문은 학습데이터 이미지의

입력 영상 해상도 변화에 따른 생성된 학습모델을 실험적인 방법을 통해 주어진 환경의 임베디드 시스템 환경에서 최적의 학습모델을 찾고자 하였다.

III. 영상 데이터 개인정보 영역 비식별화 처리 방법

1. 영상 데이터 개인정보 비식별화 절차

영상 데이터 비식별화 단계는 두 단계로 구분할 수 있다. 첫 번째는 영상 내에서 개인을 식별할 수 있는 영역을 탐지하는 단계이고, 두 번째는 탐지한 개인 식별 영역을 변형하는 단계이다.

첫 번째 개인 정보 영역 탐지 기술은 다량의 개인정보 (얼굴, 차량 번호판 등) 학습 이미지 데이터를 이용하여 학습모델을 생성하고 이를 인공지능 객체 검출 기술로 활용하여 영상 내 개인정보 영역을 검출하는 방법이다. 두 번째 개인 식별 영역을 변형하는 단계는 첫 번째 방법으로 검출된 개인정보 영역을 보안 기술을 적용한 마스킹 처리 기술을 통해 비식별화하는 방법이다.

2. 영상 데이터 개인정보 영역 마스킹 방법

개인정보 영역은 사람과 컴퓨터가 알아볼 수 없는 형태로 데이터 마스킹 처리를 하여야 한다. 또한 마스킹 처리된 영상은 제3자가 쉽게 변형할 수 없어야 한다. 이를 위해 본 논문에서는 마스크 테이블을 랜덤하게 생성하고 키값을 통해 마스크 테이블을 추출하는 방법과 테이블을 통해 픽셀의 위치를 교환하는 2단계의 하이브리드 방법을 통해 마스킹 처리하는 방법을 제안하고자 한다.

마스킹 키값과 마스킹 처리된 개인정보 영역에 대한 좌표값은 대칭키 암호화 알고리즘으로 암호화된다. 스크램블링 (Scrambling) 기법을 사용한 기존 연구에서는 무작위 난수 발생을 통해 영상의 암호화 마스킹 처리를 하고 있으나, 실용성 측면과 해킹 위험성 측면에서는 사용자가 마스킹 키와 셔플링 테이블을 직접 관리하는 것이 보안과 관리 측면에서 위험성을 낮추는 방법이다 [8-11].

IV. 실험

1. 개인정보 영역 검출 최적화 실험 준비

최적의 영상 데이터 해상도를 얻기 위해서는 다양한 실험이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 시중에서 일반적으로 판매되는 영상 수집 카메라의 기본 해상도인 2K (1920 x 1080) 해상도 이미지의 입력 영상 데이터에 대해 실험적인 방법을 통해 학습 영상 데이터의 해상도를 최적화하고자 한다.

본 논문에서는 표 1과 같이 학습용 원본 영상 데이터는 총 2천 장이며, 이 중에서 1,800장은 학습용으로 사용하고, 200장은 검증용으로 사용한다. 또한 200장의 성능실험용 영상데이터는 동일 조건으로 별도로 수집된 2K (1920 x 1080) 해상도의 영상 데이터를 사용하여 실험하였다.

표 1. 학습 영상 데이터 원본의 구성

Table 1. Composition of training video data source

type	image size	number of images	Number of vehicle license plate objects	number of face objects
train	1920 x 1080	1800	3543	3764
valid	1920 x 1080	200	411	106
test	1920 x 1080	200	412	208



그림 1. 학습 데이터
Fig. 1. Training data

표 2. PC 환경에서의 개인정보 영역 검출 성능 결과

Table 2. Personal information area detection performance results in PC environment

target object	object found	matching object	Object not found	Error	unclear	matching rate	speed
620	662	598	13	55	9	96.45 %	31.25 (fps)

그림 1은 학습 데이터와 검증용 데이터의 일부이며, 임베디드 장치에 연결된 2K 영상 획득 장치에서 촬영된 도로 주행 영상 데이터와 스마트폰의 2K 해상도로 촬영된 일반 영상 데이터를 대상으로 실험하였다.

본 논문에서 목표로 하는 검출률과 처리 속도는 표 2에서와 같이 일반적인 PC 환경에서 가장 좋은 성능을 보인 경우를 기준으로 하며, 다양한 조건의 해상도로 변환하여 학습과 추론을 하였을 때 기준에 가장 근접한 성능을 보이는 경우를 찾고자 한다.

표 2는 표 1의 원본 영상 데이터를 원본 크기 그대로 mAP (Mean Average Precision)이 가장 높은 값인 520번 학습하여 학습모델을 생성하고 일반적인 성능의 PC 환경에서 개인정보 영역에 대한 검출 성능을 평가한 결과이다. 이

때 대상개체는 200장의 성능실험용 영상 데이터를 대상으로 하였으며 성능실험용 영상 데이터 내에 포함된 사람 얼굴과 차량 번호판 전체를 대상 개체수로 하였다. 표 2에서 찾은 개체는 앞에서 제시한 학습모델을 통해 검출된 전체 개체수이고 매칭개체는 대상개체수와 일치하는 개체수를 의미한다. 못찾은개체는 대상개체수에서 검출되지 않은 개체수이며 예러는 개인정보 영역이 아닌 곳을 검출한 개체수이다. 불명확은 개인정보 영역과 아닌 영역을 겹쳐서 검출한 개체수를 나타내며 매칭률은 대상개체수에 대해 정확히 일치하는 검출 개체수의 비율이다. 속도는 성능실험용 이미지 200장에 대해 초당 검출 처리 속도를 나타낸다.

2. 영상 데이터 개인정보 영역 비식별화 처리 실험 준비

본 논문에서는 인마스킹 처리하기 위해 셔플링 (shuffling) 정보 데이터를 찾아올 키를 지정하고, 개인정보 영역을 식별할 수 있는 바운딩 박스 정보를 저장할 메타데이터에 대한 암호화 키를 지정한다. 그다음 영상 데이터에서 개인정보에 해당하는 사람의 얼굴과 차량 번호판을 추출하고, 위에서 지정한 셔플링 키값을 기반으로 마스킹 처리를 수행할 테이블값을 추출한 다음, 개인정보 영역에 대한 마스킹을 수행한다.

개인정보 영역에 대한 마스킹 과정은 무결성 확보를 위해 2번의 데이터 셔플링이 이루어진다. 그림 2는 개인정보 비식별화 처리 과정이다.

이때 비식별화는 그림 3과 같이 마스터 테이블 키값을 통한 보안 기술이 적용된 셔플링 기법을 적용하였으며, 보안 기술은 1,024개의 8X8 마스크 중에서 랜덤하게 찾아오는 방법이 담긴 유일한 키값을 사용자가 지정하고, 개인정보 검출 영역에 대한 셔플링을 수행할 개인정보 영역에 대한 좌표값을 암호화할 키값을 지정하여 암호화된 비식별화 방법을 의미한다. 다시 말해 영상 데이터에서 검출한 비식별화

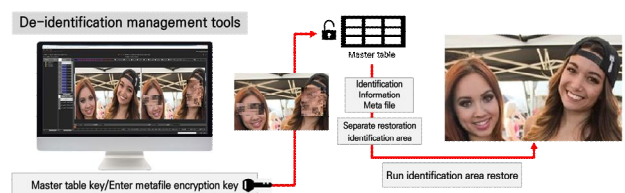


그림 2. 마스터 키값 기반의 개인정보 비식별화 상세흐름도
Fig. 2. Detailed flowchart of de-identification of personal information based on master key value

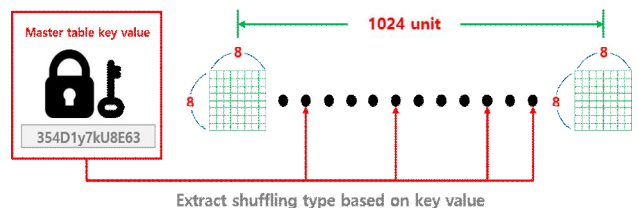


그림 3. 테이블 키값 기반의 셔플링 규칙 추출 과정
Fig. 3. Shuffling rule extraction process based on table key values



그림 4. 8X8 마스크를 이용한 셔플링 방법
Fig. 4. Shuffling method using 8X8 mask



Detection rate before preprocessing



Detection rate after preprocessing

그림 5. 사람 얼굴 영상 전처리 전과 후 검출률 결과
Fig. 5. Detection rate results before and after human face image preprocessing

대상 영역에 대한 정보는 식별정보로서 메타데이터의 형태로 저장된다. 영상을 복원할 때는 저장된 메타데이터를 기반으로 키값을 적용하여 셔플링 테이블을 찾은 다음 복원 과정을 수행한다.

1,024개의 8X8 마스크는 랜덤하게 생성된 셔플링 규칙을 담고 있으며, 마스터 테이블 키값을 기반으로 1,024개의 후보 중에서 추출한다. 예를 들어 하나의 영상에서 개인정보 영역이 3개 검출되었다면, 키값을 기반으로 마스크는 3개가 추출되고 각 영역은 서로 규칙으로 셔플링된다.

셔플링 테이블을 구하는 키 값은 랜덤 함수를 통해 추출하며, 수식 (2)와 같이 C++의 랜덤함수를 활용할 수 있으며,

$$Key\ Value = rand(Seed). \quad (2)$$

1,024개로 구성된 셔플링 규칙 세트는 이론적으로 팩토리얼 64 만크의 후보 중에서 선정됨으로 유일한 세트는 무한대에 가깝다고 할 수 있다. 본 논문의 마스크 방법을 적용하면 사용자의 선택에 따라 1,024개의 세트를 선택할 수 있고, 마스크 처리할 테이블은 키값을 기반으로 무작위로 선정하게 되므로 강력한 보안성을 가진다. 그림 4는 마스크 적용 방법에 대한 예시이다.

3. 실험

본 논문에서 설명한 입력 영상에 대한 기울기 센서값에 의한 전처리 영상 획득 장치에 부착된 기울기 센서로부터 구한 X, Y, Z축의 기울기 값을 중심으로 기준면에 대한 정상 각도의 값을 각각 $R_x(\theta)$, $R_y(\theta)$, $R_z(\theta)$ 라 하고 θ 라디안 (radian) 회전시켜 전처리를 수행하였다.

실험 결과는 그림 5와 같다. 그림 5에 보인 것과 같이 기울어진 영상에 대한 전처리 후 객체 검출률이 5%~ 15% 이상 높아지는 것을 확인할 수 있다.

또한, 검출률과 처리 속도 모두를 만족할 수 있도록 최적의 해상도를 찾기 위해 표 3, 표 4와 같이 2가지 실험 방법으로 학습모델을 생성하여 그중 표 2의 성능에 가장 근접한 성능의 학습모델을 선정하였다.

<실험 방법 1>과 <실험 방법 2>를 통해 학습된 딥러닝 학습모델에 대한 성능 검증은 검출 대상 객체를 찾은 영역 (True Positive)과 검출하지 못한 객체 영역 (True Negative), 객체 영역이 아닌데 객체로 검출한 영역 (False Positive)을 수치로 분석하여 측정하였다. 일반적으로 딥러닝 학습모델의 성능은 정밀도 (Precision)와 재현율 (Recall)로

표 3. <실험 방법 1>의 입력 영상과 학습 영상 크기
Table 3. Input image and training image size of <EM1>

No.	Input video size (based on horizontal size)	Training video size
1	320	320
2	416	416
3	480	480
4	640	640
5	800	800
6	960	960

표 4. <실험 방법 2>의 입력 영상과 학습 영상 크기
Table 4. Input image and training image size of <EM2>

No.	Input video size (based on horizontal size)	Training video size
1	1920	320
2	1920	416
3	1920	480
4	1920	640
5	1920	800
6	1920	960

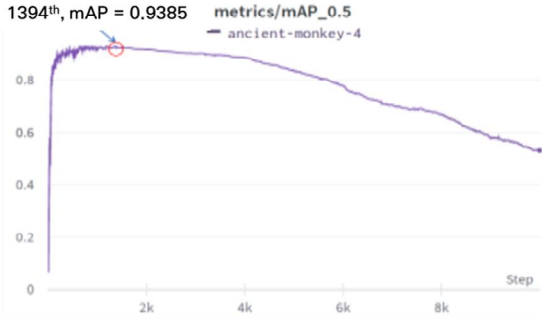


그림 6. mAP값에 따른 학습 횟수 결정 예시
 Fig. 6. Example of learning number determination according to mAP value

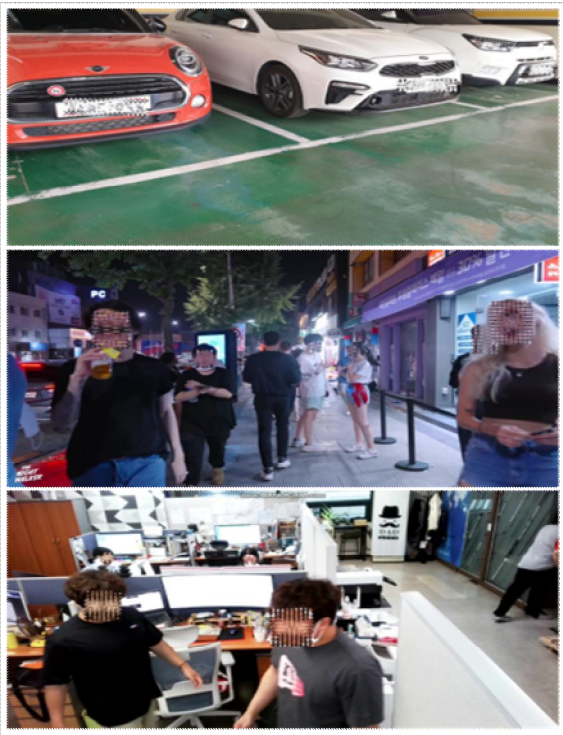


그림 7. 영상 데이터 개인정보 영역 객체 검출 결과
 Fig. 7. Video data personal information area object detection result

표현하는데, 다음의 수식으로 정의된다. 정밀도는 모델이 True라고 분류한 것 중에서 실제 True인 것의 비율이며 수식 (3)으로 정의되고, 재현율은 실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 예측한 것의 비율이며 수식 (4)로 정의한다.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}, \tag{3}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}. \tag{4}$$

본 논문의 <실험 방법 1>과 <실험 방법 2> 환경에서 최적의 학습 모델은 그림 6에서와 같이 더는 증가하지 않는 학습 횟수를 최적의 학습 횟수로 취하는 학습모델이다.

표 5. 학습모델의 성능평가 결과

Table 5. Performance evaluation results of learning model

No.	learning model	GT	DA	TP	TF	precision (%)	recall rate (%)	speed (f/s)
1	320 size 6,268 times learned	620	186	154	440	82.80	24.84	45.79
2	416 size 3,312 times learned	620	375	348	282	92.80	56.13	31.02
3	480 size 4,096 times learned	620	445	407	182	91.46	65.65	24.39
4	640 size 2,238 times learned	620	530	470	101	88.68	75.81	13.03
5	800 size 1,598 times learned	620	557	519	78	93.18	83.71	8.05
6	960 size 1,154 times learned	620	578	527	61	91.18	85.00	6.06
7	320 size 2,052 times learned	620	547	501	95	91.59	80.81	47.60
8	416 size 1,852 times learned	620	587	525	74	89.44	84.68	30.02
9	480 size 2,238 times learned	620	515	474	118	92.04	76.45	24.16
10	640 size 1,776 times learned	620	563	509	76	90.41	82.10	12.96
11	800 size 1,628 times learned	620	572	505	76	88.29	81.45	8.25
12	960 size 1,158 times learned	620	598	538	51	89.97	86.77	5.91

이를 위해 객체 검출 알고리즘의 성능을 평가하는데 정밀도와 재현율을 사용하는 mAP (Mean Average Precision)를 적용하였다.

표 5는 임베디드 시스템에서 본 논문에서 제시한 전처리 방법을 적용하고 표 3, 표 4의 실험 방법을 적용하여 최종적으로 실험한 성능 결과이며, 그림 7은 학습모델을 통해 검출된 개인정보 영역에 대한 비식별화 처리 결과이다. 표 5의 순번 7, 8번과 같이 실험방법 2 환경으로 실험한 학습 모델 및 영상 이미지 크기에서 최적의 정밀도와 처리 속도를 확인할 수 있었다.



(a)Original image object detection rate



(b) Object detection rate after hybrid masking processing

그림 8. 원본 이미지와 마스킹 이미지의 객체 검출률 비교

Fig. 8. Comparison of object detection rates between original image and masked image.



(a) Original image object detection rate



(b) Object detection rate after restoration

그림 9. 원본 이미지와 복원된 이미지 객체 검출률 비교
Fig. 9. Comparison of object detection rates between the original image and the restored image

그림 8과 같이 개인정보 영역에 대한 본 논문에서 제시한 방법으로 마스킹 처리 후 객체 검출률을 측정해보며 객체 검출이 안되는 것을 확인할 수 있다. 또한 그림 9에서와 같이 보완기 값에 의해 복원된 이미지의 객체 검출률을 살펴보면 원본 이미지의 객체 검출률과 동일하게 측정되어 원본으로 복원이 잘 되었다는 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

영상 데이터의 전처리 과정은 기존 연구의 단점인 처리 시간을 단축하기 위한 해결 방안으로 6축의 기울기 센서를 활용할 것을 제안하였으며, 임베디드 시스템에 적용할 수 있는 재현율과 실시간 처리 속도를 얻을 수 있었던 <실험 방법 2>에서 학습 데이터의 이미지 해상도 1920 사이즈를 학습 시 416 사이즈로 변환하여 생성된 학습모델을 사용하였을 때 정밀도 89.44%와 재현율 84.68%, 처리 속도 30.02 FPS의 성능을 얻을 수 있었다.

또한 영상 복원을 쉽게 하면서도 보안을 유지할 수 있는 대칭키 기반의 하이브리드 마스킹 기술 기반의 비식별화 처리 방법을 통해 차량 번호판 83%, 사람 얼굴 91%의 검출률을 가지는 원본 이미지의 개인정보 영역이 하이브리드 마스킹 후 검출률을 측정했을 때 두 영역 모두 0%로 검출되지 않았고, 대칭키를 이용하여 복원된 이미지의 개인정보 영역에서 원본 이미지와 동일한 차량 번호판 83%, 사람 얼굴 91%의 검출률을 얻을 수 있었다.

이를 통해 영상 데이터의 보안성과 활용성을 확인할 수 있었다. 본 연구에서 실험적으로 사용한 영상 데이터의 다양성을 높이고 실험적 방법으로부터 정형화된 방법으로서의 개선을 위한 연구가 요구되며 개인정보 영역에 대한 오검출이나 미검출을 최소화할 수 있는 방안을 향후에 연구함으로써 산업적인 활용 가치를 좀 더 높일 수 있을 것으로 기대된다.

References

- [1] Y. J. Kim, H. S. Yoon, "Institutional and Policy Issues for the Use and Development of Artificial Intelligence Technology," Korea Institute of Science and Technology Planning and Evaluation, ISSUE PAPER 2016-07, pp. 3-30, 2016. (in Korean)
- [2] K. W. Min, J. D. Choi, "Data Collection and Learning Platform for Development of Autonomous Driving Artificial Intelligence Technology," 2020 Korean Society of Automotive Engineers Spring Conference, pp. 456-457, 2020. (in Korean)
- [3] Y. S. Moon, "Video Data Anonymization Technology and Evaluation Method," National Information Society Agency, No. 11, 2019. (in Korean)
- [4] I. H. Jang, "A Study on Measures to Protect Personal Video Information Following the Spread of Mobile Video Information Processing Devices in a High-tech Society," Sungkyunkwan University Law Research Institute, Vol. 28, No. 2, pp. 31-78, 2016. (in Korean)

[5] J. H. Hong, B. Y. Lee , "Artificial Intelligence-based Security Control Establishment and Response Plan," Korea Contents Association, Vol. 21, No. 1, pp. 531-540, 2021. (in Korean)

[6] Y. M. Wang, H. Zhang, "Detecting Image Orientation Based on Low-level Visual Content," Computer Vision and Image Understanding, Vol. 93, No. 3, pp. 328-346, 2004.

[7] E. B. Hong, J. H. Jeon, S. H. Cho, Seungyong Lee, "Image Horizontal Correction Using Deep Learning," Korea Computer Graphics Society, Vol. 23, No. 3, pp. 95 -103, 2017. (in Korean)

[8] B. C. Won, "Mosaic is Required to Export CCTV Footage from Daycare Center... Cost Issue Cannot be Solved," Security News, 2021, 04.23., <https://www.boannews.com/media/view.asp?idx=96831> (in Korean)

[9] D. H. Lee, N. J. Park, "A Study on COP-transformation-based Metadata Security Techniques for Personal Information Protection in an Intelligent Video Surveillance Environment," Journal of The Korea Institute of Information Security & Cryptology Vol. 28, No. 2, pp. 417 - 428, 2018. (in Korean)

[10] F. Dufaux, T. Ebrahimi, "Scrambling for Privacy Protection in Video Surveillance Systems," IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 18, No. 8, pp. 1168-1174, 2008.

[11] F. Dufaux, T. Ebrahimi, "A Framework for the Validation of Privacy Protection Solutions in Video Surveillance," IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), pp. 66-71, 2010.

In-Jun Song (송 인 준)



2003 Daejeon University, Department of Information Systems Engineering (B.S.)
 2013 Hanbat National University Graduate School of Information and Communication, Department of Computer Engineering (M.S.)

2023 Department of Computer Engineering, Hanbat National University Graduate School of Information and Communication (Ph.D.)

2008~ CEO of Watosys Co., Ltd.

Career:

2003~2008 I&T Co., Ltd. Technology Development Team Leader

2008~CEO of Watosys Co., Ltd.

Field of Interests: Embedded application software

Email: ijsong@watosys.net

Cha-Jong Kim (김 차 종)



1984 Computer Engineering From Kwangwoon University (B.S)

1986 Computer Engineering From Kwangwoon University Graduate School (M.S)

1991 Computer Engineering From Kwangwoon University Graduate School (Ph.D.)

1988~Department of Computer Engineering at Hanbat National University (Professor)

Career:

2014~2018 Director of KCI and KIICE

2020~2024 Information Committee Member, IITP

Field of Interests: Web Services, Embedded Software, Deep learning

Email: cjkim@hanbat.ac.kr