

가변적인 블록 기반의 모자이크 생성과 적용

이용준¹, 장석우^{2*}

¹극동대학교 해킹보안학과, ²안양대학교 소프트웨어학과

Variable Block-based Mosaic Creation and Application

Yong-Joon Lee¹, Seok-Woo Jang^{2*}

¹Department of Hacking Security, Far East University,

²Department of Software, Anyang University

요약 초고속의 컬러 영상 콘텐츠로부터 개인 정보가 노출된 사람의 얼굴 영역들을 블록 단위의 모자이크를 기반으로 자연스럽게 블로킹하는 작업은 상당히 어려운 일이다. 본 논문에서는 입력 받은 고속의 영상에서 사적인 정보를 대표하는 얼굴 영역을 가변적인 크기의 모자이크를 적용하여 효과적으로 블로킹하는 알고리즘을 기술한다. 본 논문에서는 우선 입력 받은 컬러 영상 데이터로부터 중요 특징 기반의 모델을 이용하여 얼굴 영역을 추출한다. 그런 다음, 크기 가변적인 블록 기반의 모자이크를 생성하여 이전 단계에서 추출된 얼굴 영역을 자연스럽게 블로킹한다. 실험 결과는 본 논문에서 소개한 접근 방법이 입력되는 다양한 고속의 영상 데이터로부터 가변 블록 기반의 모자이크를 통해 목표 영역을 효과적으로 블로킹한다는 것을 보여준다. 본 논문에서 소개된 가변 블록 모자이크 기반의 목표 영역 블로킹 접근 방법은 자동차의 안전 운전, 지능형 상호작용, 신원 확인, 그리고 모바일 소셜 네트워크와 같은 형태 인식과 관련 있는 실제적인 응용 분야에서 중요한 기술로 유용하게 사용될 것으로 기대된다.

Abstract It is quite difficult to naturally block the face region of a person whose personal information is exposed in a high-speed color image content, based on a block-based mosaic. In this paper, we describe an algorithm that effectively blocks the face region representing private information in a high-speed image by applying a mosaic of variable size. As part of this research, the face region is first extracted from the color image data using a model, based on important features. Then, a block-based mosaic of variable size is generated to naturally block the face region extracted in the previous step. Experimental results show that this approach effectively blocks the target area through variable block-based mosaics in various high-speed image data. The variable size block-based mosaic target area blocking approach introduced in this paper is useful in practical applications related to pattern recognition such as safe driving of cars, intelligent interaction, identification, and mobile social networks.

Keywords : Block Size, Mosaic, Object Protection, Computer Vision, Face Detection

1. 서론

최근 들어, 영상 센서와 중요 소자 등과 같은 하드웨어 기술의 급속한 발전으로, 성능이 높은 기능들을 가진 초고속의 카메라[1]가 비교적 저렴하게 출시되고 있다. 그

러므로 초고속의 카메라로 촬영된 다양한 종류의 컬러 영상 콘텐츠가 인터넷을 통해 일반인들 사이에서 자유롭게 유통되고 있다. 이런 고속의 컬러 영상 콘텐츠는 지능형의 상호작용이나 모바일 소셜 네트워크에서 신원 인증 등의 여러 가지 응용 분야에서 유용하게 활용될 수 있다[2].

*Corresponding Author : Seok-Woo Jang(Anyang Univ.)

email: swjang@anyang.ac.kr

Received July 14, 2021

Accepted August 5, 2021

Revised August 3, 2021

Published August 31, 2021

이렇게 초고속의 영상 콘텐츠를 통하여 사용자가 일반적인 영상에서는 보지 못하는 영역이나 순간의 모습을 자세히 파악할 수 있다는 순기능이 있지만, 반대되는 단점도 존재한다. 즉, 얼굴 또는 노출된 신체의 일부 등과 같이 사람의 사적인 정보가 노출되어 있는 초고속 영상 콘텐츠도 아무런 제한 없이 인터넷을 통해 자유롭게 유통되고 있어서 여러 가지의 피해가 발생하고 있는 실정이다.

그러므로 연속적으로 입력되는 고속의 영상 데이터로부터 개인의 사적인 정보[3]를 나타내는 목표 영역을 강인하게 추출한 다음, 추출된 영역을 모자이크 처리나 영상 블러링을 적용해 효과적으로 블로킹하는 연구가 필요한 실정이다. 결과적으로 이러한 연구를 수행해서 사람에게서 의미 있는 개인 정보가 당사자들의 사전 허락 없이 밖으로 자유롭게 유출되는 현상을 막을 수 있다.

입력받은 다양한 유형의 컬러 영상 데이터로부터 사람의 얼굴 또는 노출된 피부처럼 개인적인 정보를 대표하는 목표 영역을 검출하고 블로킹하기 위해 수행되었던 기존의 관련된 연구는 참고문헌에서 확인해 볼 수 있다. [4]에서는 가장 차별적인 줄임 기능을 커버할 수 있는 컴팩트한 얼굴 텍스처 디스크립터를 기반으로 하는 얼굴 모니터링 시스템을 소개하였다. 이 방법에서 지역적이고 전역적인 정보의 주요 특성을 캡처하는 다중 스케일 피라미드 얼굴 표현과 원시 추출된 특징에 적용된 특징 선택 프로세스 모두에 의해 컴팩트함이 달성되었다. 제안된 프레임워크는 얼굴 감지 및 정렬, 피라미드 다중 레벨 얼굴 표현, 단단계 다중 스케일 특징 추출을 사용한 얼굴 묘사, 특징 부분 집합 선택 및 분류의 4가지 주요 단계로 구성된다.

[5]에서는 얼굴 위조 감지를 위해 각각 픽셀 단위 및 영역 단위의 관계를 캡처하기 위해 PRRNet 이라는 새로운 네트워크를 제안하였다. 이 방법의 주된 동기는 안면 조작 이미지가 서로 다른 소스의 두 부분으로 구성되어 있고, 두 부분 간의 불일치는 조작 감지에 대한 중요한 증거가 된다는 것이다. PRRNet은 최근 제안된 3 개의 얼굴 위조 탐지 데이터 세트에서 최첨단의 탐지 성능을 달성했다. 그리고 PRRNet은 다양한 이미지 품질에 대해 교육 및 테스트 할 때 견고함을 보여준다.

[6]에서는 비주얼 센서 네트워크를 기반으로 하는 새로운 얼굴 감지 및 인식 방식을 제안하였다. 이 방법에서 검출 단계는 비주얼 센서에서 수행되고, 인식 단계는 기지국에서 수행된다. 이 방법의 기여도는 세 가지로 구분된다. 첫째, 특징 기반의 얼굴 감지를 기반으로 빠르면서

에너지를 인식하는 얼굴 감지 알고리즘을 제안한다. 둘째, 낮은 전송 비용과 높은 보안 수준으로 싱크로 전송될 감지된 얼굴 시퀀스의 경량 식별 벡터를 추출하는 새로운 에너지 인식 및 보안 알고리즘이다. 셋째, 싱크에서 수신된 벡터에 대해 효율적인 얼굴 인식 알고리즘이 수행되었다.

[7]에서는 얼굴을 공동으로 감지하고 얼굴의 핵심 포인트를 지역화하기 위해 결합된 인코더-디코더 네트워크를 제안한다. 인코더와 디코더는 얼굴 랜드마크의 위치 파악을 위한 응답 맵을 생성한다. 또한 인코더와 디코더의 중간 기능 맵이 얼굴 영역을 나타내므로 기능 맵을 결합하여 다중 스케일 계단식 얼굴 감지를 위한 통합 프레임워크를 구축하도록 동기를 부여한다. 이 방법에서 두 개의 공개 벤치마크를 사용한 얼굴 인식 실험은 기존의 방법에 비해 향상된 결과를 보여준다. 이 방법은 또한 전처리 단계로서의 얼굴 인식이 얼굴 인식의 견고성을 증가시킨다는 것을 보여준다. 위에서 기술한 다양한 종류의 기법들 이외에도 형태 인식 및 영상처리 알고리즘을 사용해 얼굴처럼 개인 정보를 대표하는 사람의 노출된 신체 영역들을 효과적으로 블로킹하는 기법들이 계속적으로 제시되고 있다[8].

위에서 설명한 기존의 다른 기법들은 자연스러운 일반적인 환경에서 보다는 어느 정도 제한적인 실내외의 환경에서 동작하였다. 또한 기존의 대부분의 방법들은 영상에서 대상이 되는 영역들을 블로킹하기 위해서 가로와 세로의 길이가 모두 동일한, 고정된 크기의 블록 기반의 모자이크를 생성하여 활용하였다. 따라서 블로킹되는 영역들이 부자연스럽게 모자이크 처리되는 경향이 많았다.

그러므로 본 연구에서는 중요 특징점 기반의 얼굴 모델을 사용하여 입력 받은 초고속의 영상 내에 속해있는 목표 영역을 검출한 다음, 검출된 영역 위에 크기 가변적인 블록 기반의 모자이크 생성하여 블로킹함으로써 개인 정보를 포함한 목표 영역을 효과적으로 보호하는 접근 방법을 소개한다. Fig. 1은 본 연구에서 제시하고 있는 크기 가변적인 블록 단위의 모자이크를 적용한 개인 정보 영역 블로킹 알고리즘의 전체적인 개요도를 보여준다.

Fig. 1로부터 파악할 수 있듯이, 이 연구에서 제시한 알고리즘에서는 먼저 생성한 얼굴 모델을 이용하여 받아들인 초고속의 컬러 영상으로부터 개인 정보를 포함한 목표 영역을 강인하게 추출한다. 그런 다음, 이전 단계에서 추출된 목표 영역 위에 크기 가변적인 블록 단위의 모자이크를 생성함으로써 개인 정보를 효과적으로 블로킹한다.

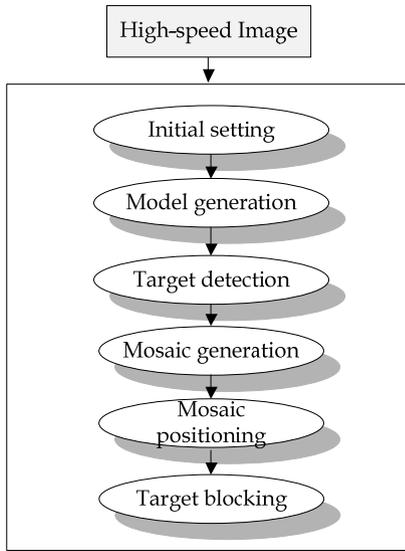


Fig. 1. Schematic diagram of the proposed approach

1장에서는 이 연구를 수행하게 된 전체적인 배경과 동기에 대해 기술하였다. 2장에서는 얼굴 모델을 사용해 입력된 초고속의 영상으로부터 목표 영역을 검출하는 알고리즘에 대해 설명한다. 3장에서는 크기 가변적인 모자이크를 생성하여 검출된 대상 영역을 블로킹하는 방법에 대해 기술한다. 4장에서는 제안된 크기 가변적인 블록 기반의 블로킹 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 진행한 실험 결과에 대해 기술한다. 마지막으로 5장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구 계획에 대해 기술한다.

2. 딥러닝 기반의 목표 검출

본 논문에서는 약간의 시차를 두고 연속적으로 받아들인 초고속의 컬러 영상으로부터 배경 영역을 제외하고, 사람의 노출된 개인 정보를 가장 잘 표현하는 얼굴 영역만을 강인하게 획득하고자 한다. 이를 위해, 본 논문에서는 먼저 프레임 블렌딩 기법을 사용한 영상의 전처리를 수행하여, 영상 사이에 존재하는 비 균일한 조명 효과를 보정한다. 그런 다음, 주요한 특징점과 딥러닝 기반의 래티나 모델[9]을 적용하여 입력된 컬러 영상 데이터로부터 얼굴 영역만을 강인하게 추출한다.

본 논문에서 영상에 포함된 균일하지 않은 조명을 효과적으로 보정하기 위해서 사용하는 프레임 블렌딩은 일반적으로 같은 크기의 두 개의 영상으로부터 같은 위치에 있는 화소 값에 특정한 비율을 곱셈한 후에 덧셈 연산

하여 결과 영상을 산출하는 기법으로서, 식 (1)과 같이 표현된다. 아래의 식 (1)에서 $f(x, y)$ 는 프레임 블렌딩 기법을 적용하여 획득되는 출력 영상을 의미한다. 그리고 $f_a(x, y)$ 그리고 $f_b(x, y)$ 는 시차를 두고 시스템에 입력되는 컬러 영상을 나타낸다. 또한 α 와 β 는 영상을 혼합하는데 이용되는 가중화 요소(weight factor)이다. 이때 α 와 β 는 0에서부터 1까지의 임의의 값이 될 수 있으며, α 와 β 의 합은 1이 된다. 본 연구에서 α 와 β 의 값은 보통 빈번하게 이용하는 0.5로 각각 할당된다. 본 논문에서 사용되는 가중화 요소는 영상이 촬영되는 실내외의 주위 환경의 변화에 맞게 적절히 조절될 수 있다.

$$f_r(x, y) = \alpha \times f_a(x, y) + \beta \times f_b(x, y) \quad (1)$$

$$\text{where } 0 \leq \alpha, \beta \leq 1, \alpha + \beta = 1$$

본 논문에서 얼굴을 검출하기 위해 사용하는 래티나 모델은 주요 특징점을 나타내는 다섯 개의 랜덤마크로 구성되어 있다. 다시 말해, 이 모델은 얼굴 영역에서 양쪽 눈동자의 중앙, 코의 끝, 양쪽의 입가에 해당하는 위치를 랜덤마크 지점으로 활용한다.

본 논문에서 채택한 얼굴 모델은 단계가 하나인 밀집 지역화 방법을 사용한다. 그리고 이 방법은 조인트 여분(extra) 감독과 셀프 감독 멀티태스크 훈련을 바탕으로 서로 다른 크기의 얼굴을 추출하고자 한다. 래티나 모델의 중요한 처리는 다음과 같이 요약될 수 있다.

먼저, 멀티태스크 손실에 대한 내용이다. 즉, 본 논문에서 사용하는 얼굴 모델은 식 (2)처럼 앵커 i 에 대해 손실이 최소화되도록 동작한다.

$$L = L_{ds}(p_i, p_i^*) + \lambda_1 p_i^* L_{box}(t_i, t_i^*) + \lambda_2 p_i^* L_{pts}(l_i, l_i^*) + \lambda_3 p_i^* L_{pixel} \quad (2)$$

앞의 식 (2)에서 p_i 는 앵커 i 가 얼굴이 될 수 있는 예측 확률을 나타낸다. $L_{ds}(p_i, p_i^*)$ 는 얼굴의 범위 손실을 나타낸다. p_i^* 는 부정 앵커일 때에는 0으로 할당되고, 그렇지 않은 경우에는 1로 할당된다. 범위 손실은 바이너리 부류에 대한 소프트맥스 손실을 나타낸다. 또한, 얼굴 회귀 손실 $L_{box}(t_i, t_i^*)$ 에서 긍정 앵커와 연관되어 예측된 박스 좌표, 그리고 그라운드 트루스 박스 좌표를 의미하는 $t_i = \{t_x, t_y, t_w, t_h\}_i$ 및 $t_i^* = \{t_x^*, t_y^*, t_w^*, t_h^*\}_i$ 이 각각 활용된다. 얼굴 영역 회귀 손실 $L_{pts}(l_i, l_i^*)$ 은 긍정적

인 앵커와 관련되어 예측된 다섯 가지의 주요 랜드마크, 그리고 그라운드 트루스 $l_i = \{l_{x_1}, l_{x_2}, \dots, l_{x_5}, l_{y_5}\}_i$ 및 $l_i^* = \{l_{x_1}^*, l_{x_2}^*, \dots, l_{x_5}^*, l_{y_5}^*\}_i$ 를 활용한다. 밀집 회귀 손실 L_{pixel} 은 손실 밸런스 인자인 $\lambda_1 - \lambda_3$ 를 0.25, 0.1, 0.01로 각각 할당한다.

다음으로, 밀집 회귀 분기에 대한 요약이다. 본 논문에서 채택하는 래티나 모델은 지역화되고 효율적인 스펙트럴 필터를 바탕으로 한 그래프 콘볼루션 알고리즘을 활용하여 메쉬 디코더를 구현한다. 또한 추가적인 속도 향상을 위하여 조인트 형상과 질감 디코더를 효과적으로 활용한다. 그리고 기존의 콘볼루션 연산과는 상이하게 그래프 콘볼루션 연산은 주변과의 간격을 획득하여 유클리디언 그리드 수용 필드로 활용한다. 다시 말해, 두 개의 꼭지점(vertex)을 잇는 최소한의 에지를 그래프에서 카운트하여 간격을 얻어낸다. 또한 래티나 모델에서 그래프 꼭지점은 조인트 형상과 질감 데이터를 포함하고 있는 컬러 얼굴 메쉬를 활용하여 만들어진다.

3. 가변적인 블록 기반의 블로킹

본 논문에서는 가변적인 크기를 가지는 블록 기반의 모자이크를 적용하여 이전 단계에서 검출한 목표 영역을 효과적으로 블로킹한다. 이를 위해, 본 연구에서는 쿼드트리(quadtrees) 생성 알고리즘을 모자이크를 생성하는 단계에 적용한다.

보통 쿼드트리는 Fig. 2와 같이 각 내부의 노드가 네 개의 하위 노드를 가지는 트리 형태의 데이터 구조이다 [10]. 쿼드트리는 2차원의 공간을 재귀적으로 네 개의 영역으로 분할하는데 가장 많이 사용되며, 쿼드트리의 제일 작은 단위인 리프 셀(leaf cell) 데이터는 사용자가 정의 하기에 따라 다르지만 관심 있는 공간 정보의 단위를 표시한다. 쿼드트리는 영역, 점, 선 및 곡선을 포함하여 나타내는 데이터의 유형에 따라 분류될 수 있으며, 트리 모양이 데이터가 처리되는 순서와 무관한지의 여부에 따라 서로 분류될 수 있다. 본 논문에서는 영역 쿼드트리(region quadtrees)를 이용하여 검출된 사람의 얼굴 영역을 효과적으로 모자이크 처리하고자 한다.

보통 영역 쿼드트리는 하위 영역에 해당하는 데이터를 포함하는 리프 노드로, 영역을 네 개의 동일하거나 하위의 영역으로 분할해 2차원의 공간을 분할한다. 다시 말해, 각 노드는 정확히 네 개의 하위 항목을 포함하거나,

마지막의 리프 노드처럼 하위 노드가 없어야 한다. 이런 이유 때문에 영역 쿼드트리는 관심 영역의 공간적인 분포에 비교적 민감하며 의존적인 편이다.

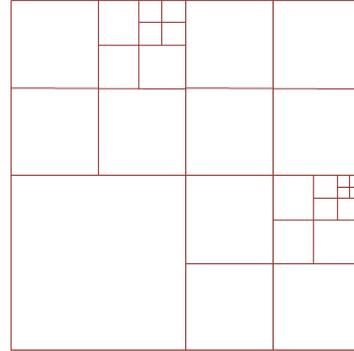


Fig. 2. Concept of quadtree generation

먼저, 영역 쿼드트리를 적용하기 위해서는 입력된 영상의 가로 및 세로의 길이를 4로 나눌 수 있어야 한다. 따라서 원본 영상을 입력 받아 영상의 크기를 4로 나눌 수 있는지를 확인하고, 만일 그렇지 않다면 가로 및 세로의 각 부분을 삭제하거나 복사 및 추가하여 영상의 크기를 조정해야 한다. 본 논문에서는 영상의 가로 또는 세로의 길이를 4의 배수로 만들기 위해 영상의 마지막 영역을 복사하여 영상의 크기를 확장하는 방법을 사용하였다.

다음으로, 영역 쿼드트리의 기본적인 조건을 만족하는 영상을 이용하여 색상이 유사한 영역을 통일시킨다. 이 방법에서는 영상을 재귀 함수를 사용하여 네 개의 영역으로 분할한 다음 일정한 임계값을 초과하지 않는 최소값들을 하나의 평균값으로 변경한다. 이 과정은 다음과 같이 요약될 수 있다.

```
def makeQuadtree(x1,y1,x2,y2,image):
    mean1, isSame1 = makeQuadtree(x1,y1,height/2, width/2, image)
    mean2, isSame2 = makeQuadtree(x1, width/2, height/2, y2, image)
    mean3, isSame3 = makeQuadtree(height/2, y1, x2, width/2, image)
    mean4, isSame4 = makeQuadtree(height/2,width /2, x2, y2, image)
    isSame = isSame1 and isSame2 and isSame3 and isSame4
    mean = (mean1+mean2+mean3+mean4)/4

    if isSame:
        msd = sum of (image[x1:x2,y1:y2]-mean)/4

    if msd is lower than a threshold:
        image[x1:x2, y1:y2] = mean
        return mean, True
    return mean, isSame
```

Fig. 3. Pseudo-code of quadtree generation

본 논문에서는 평균적인 표준편차의 값이 작을수록 화소 값들의 상관성을 많이 다시 말해, 관심 영역을 세세하게 결정해 영역이 보다 작은 단위로 분할되는 것을 확인할 수 있다. 반대로, 평균 표준편차의 값이 클수록 관심 영역을 크게 결정해 영역이 보다 큰 단위로 분할되는 것을 확인할 수 있다. Fig. 3은 쿼드 트리 생성 방법의 개략적인 수도코드를 보여준다.

4. 실험 결과

본 연구에서 소개된 접근 방법의 개발 및 테스트를 위해 사용된 컴퓨터는 인텔 코어(TM) i7-2600 3.4 GHz의 중앙처리장치(CPU), 32GB의 메인 메모리, 엔비디아 지포스 RTX 2080, 전용 메모리 8GB 그래픽 카드, 256GB의 솔리드 스테이트 드라이브(SSD)로 이루어져 있다. 실험을 위해 사용된 컴퓨터에는 운영체제로 윈도우즈 10이 설치되어 있다. 그리고 시스템 개발을 위한 통합 개발 환경(IDE)으로는 제트 브레인 사의 파이참 2019가 설치되었다. 또한, 본 연구에서 제안된 알고리즘을 보다 효율적으로 개발하기 위해서 OpenCV 영상처리 라이브러리와 딥러닝 모델 개발을 위한 파이토치를 활용되었다.

Fig. 4는 제안된 크기 가변적인 블록 기반의 모자이크 적용 방법을 이용하여 받아들인 초고속의 컬러 영상으로부터 개인 정보가 노출된 얼굴 부분을 효과적으로 검출 및 블로킹한 결과를 보여준다. Fig. 4에서 시각적으로 확인할 수 있듯이 모자이크를 형성하는 각각의 블록의 크기가 서로 상이하다. 다시 말해, 색상 값의 변화가 높지 않은 유사한 영역은 모자이크 블록의 크기가 상대적으로 크다. 반대로 색상 값의 변화가 있는 영역에서는 모자이크 블록의 크기가 상대적으로 작다. 즉, 특징 값의 변화가 보다 구분적인 영역과 상대적으로 구분적이지 않은



Fig. 4. Facial area extraction

영역에서 모자이크를 형성하는 블록의 크기를 동적으로 변화시켜 모자이크를 생성 및 적용함으로써 노출된 개인 정보를 보다 효과적으로 보호할 수 있다.

본 연구에서는 제시된 크기 가변적인 쿼드 트리 기반의 개인 정보 모자이크 적용 방법의 성능을 정확도 측면에서 수량적으로 비교 및 평가하였다. 본 연구에서는 입력받은 고속의 영상 데이터로부터 제안된 기법을 사용하여 정확하게 블로킹된 목표 영역의 개수, 그리고 실험에서 사용되는 전체 고속 영상 데이터에 본래부터 포함되어 있는 목표 영역의 개수와의 상대적인 비율로 표시되는 식 (3)과 같은 정확도 척도를 이용하였다. 식 (3)에서 $NO_{blocking}$ 는 제안된 기법을 적용하여 정확하게 블로킹된 목표 영역의 수를 나타낸다. 또한 NO_{total} 은 본 논문의 실험에서 사용된 전체적인 고속의 컬러 영상 데이터에 속해 있는 목표 영역의 전체적인 수를 나타낸다. 식 (3)에 표기되어 있듯이 본 연구에서 채택하는 목표 영역 블로킹의 확도 척도는 백분율로 표시된다.

$$E_{accuracy} = \frac{NO_{blocking}}{NO_{total}} \times 100 (\%) \quad (3)$$

Fig. 5는 기존의 피부 색상 및 고정적인 블록 기반의 다른 기법과 제안된 알고리즘을 이용해 받아들인 고속의 영상으로부터 개인 정보가 노출된 얼굴 부분을 블로킹한 성능을 그래프로 비교해 보여준다. Fig. 5에서 알 수 있듯이, 본 연구에서 제안한 방법이 딥러닝 기법, 그리고 쿼드 트리 기반의 모자이크를 생성하여 개인 정보가 노출된 사람의 얼굴 영역을 보다 강인하게 검출하고 보다 효과적으로 블로킹한다.

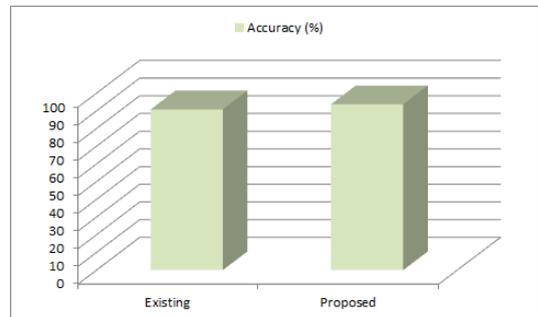


Fig. 5. Performance evaluation

실험 결과를 확인해 보면, 기존의 블로킹 알고리즘은 주로 피부 색상 특징을 위주로 사용하여 목표 영역을 검출하므로 목표 영역의 추출에 부분적인 오 검출이 발생

한다. 그리고 목표 영역을 블로킹할 때 크기 고정적인 블록 기반의 모자이크를 사용하므로 대상 영역을 다소 부자연스럽게 가린다.

이에 비해, 본 연구에서 제안한 접근 방법은 합성곱 신경망 기반의 딥러닝을 사용하여 초고속의 컬러 영상으로부터 개인 정보를 나타내는 영역을 정확하게 검출하였고, 크기 가변적인 쿼드 트리 블록 기반의 모자이크를 생성하여 검출된 개인 정보 영역을 보다 효과적으로 블로킹할 수 있었다.

5. 결론

최근 들어, 하드웨어 기술의 비약적인 발전으로 인해 성능이 우수한 초고속의 카메라가 저렴하게 보급되고 있는 실정이다. 그러나 얼굴 또는 신체의 일부를 촬영한 초고속의 영상들이 인터넷 상에서 제한 없이 보급되어 있어서 사회적으로 문제가 되고 있다. 그러므로 고속의 컬러 영상 데이터로부터 사적인 정보를 대표하는 영역을 정확하게 검출한 다음, 검출된 영역을 외부에 노출되지 않도록 적절하게 보호하는 처리의 필요성이 점점 더 커지고 있다.

본 논문에서는 빠른 속도로 입력되는 초고속의 영상으로부터 사람의 개인 정보를 대표하는 신체 영역인 얼굴 영역을 효과적으로 블로킹하는 방법을 제시하였다. 제시된 방법에서는 우선 입력 받은 고속의 영상으로부터 주요 특징 기반의 모델을 적용하여 얼굴 영역을 강인하게 추출하였다. 그런 다음, 받아들인 고속의 영상에서 추출된 사람의 얼굴 영역을, 블록의 크기가 가변적인 쿼드 트리 기반의 모자이크를 사용하여 자연스럽게 블로킹하였다. 실험 결과에서는 본 논문에서 제시한 크기 가변적인 블록 기반의 모자이크 적용 방법이 받아들인 여러 타입의 초고속 영상으로부터 목표 영역을 강인하게 검출하고 효과적으로 블로킹한다는 것을 보여주었다.

향후에는 본 연구에서 제시한 쿼드 트리 개념을 채택한 가변 블록 모자이크 기반의 목표 영역 블로킹 알고리즘을 보다 다양한 종류의 초고속 컬러 영상들에 적용하여 알고리즘의 안정성을 한층 고도화할 계획이다. 그리고 실험결과에서 사용한 성능 평가 지표들을 보다 다양화하여 제안된 알고리즘의 안정성과 효율성을 보다 다각도로 테스트할 계획이다.

References

- [1] R. Chen, Z. Li, K. Zhong, X. Liu, Y.J. Chao, and Y. Shi, "Low-Speed-Camera-Array-based High-Speed Three-Dimensional Deformation Measurement Method: Principle, Validation, and Application," *Optics and Lasers in Engineering*, Vol.107, pp. 21-27, March 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2018.03.009>
- [2] Z. Ma, M. Han, Y. Li, H. Gao, E. Lu, F.A. Chandio, and K. Ma, "Motion of Cereal Particles on Variable-Amplitude Sieve as Determined by High-Speed Image Analysis," *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.174, pp. 1-9, July 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105465>
- [3] Y. Xu, J. Gong, L. Xiong, Z. Xu, and Y.Q. Shi, "A Privacy-Preserving Content-based Image Retrieval Method in Cloud Environment," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol.43, pp. 164-172, January 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2017.01.006>
- [4] A. Moujahid, F. Dornaika, I. Arganda-Carreras, and J. Reta, "Efficient and Compact Face Descriptor for Driver Drowsiness Detection," *Expert Systems with Applications*, Vol.168, pp. 1-9, April 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114334>
- [5] Z. Shang, H. Xie, Z. Zha, L. Yu, Y. Li, and Y. Zhang, "PRRNet: Pixel-Region Relation Network for Face Forgery Detection," *Pattern Recognition*, Vol.116, pp. 1-10, August 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.10795>
- [6] A. Zam, M. R. Khayyambashi, and A. Bohlooli, "Energy-Efficient Face Detection and Recognition Scheme for Wireless Visual Sensor Networks," *Applied Soft Computing*, Vol.89, pp. 1-15, January 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.106014>
- [7] L. Wang, X. Yu, T. Bourlai, and D. N. Metaxas, "A Coupled Encoder-Decoder Network for Joint Face Detection and Landmark Localization," *Image and Vision Computing*, Vol.87, pp. 37-46, July 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2018.09.008>
- [8] Z. Zhou, Z. He, Y. Jia, J. Du, L. Wang, and Z. Chen, "Context Prior-Based with Residual Learning for Face Detection: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Network," *Signal Processing: Image Communication*, Vol.88, pp. 1-13, July 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.image.2020.115948>
- [9] J. Deng, J. Guo, E. Ververas, I. Kotsia, and S. Zafeiriou, "RetinaFace: Single-Shot Multi-Level Face Localisation in the Wild," *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seattle, USA, pp. 5203-5212, June 2020. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00525>
- [10] D. Guo, J. Tang, Y. Cui, J. Ding, and C. Zhao, "Saliency-based Content-aware Lifestyle Image Mosaics," *Journal of Visual Communication and Image*

Representation, Vol.26, pp. 192-199, January 2015.
DOI: <https://doi.org/10.1016/i.jvcir.2014.11.011>

이 용 준(Yong-Joon Lee)

[종신회원]



- 2005년 2월 : 송실대학교 컴퓨터 학과 박사
- 2010년 2월 ~ 2016년 3월 : 한국 인터넷진흥원 수석연구위원
- 2016년 4월 ~ 2020년 3월 : 국방 보안연구소 연구관
- 2021년 4월 ~ 현재 : 극동대학교 해킹보안학과 교수

<관심분야>

인공지능보안, 국방보안, 해킹보안

장 석 우(Seok-Woo Jang)

[종신회원]



- 1995년 2월 : 송실대학교 전자계산학과 (공학사)
- 1997년 2월 : 송실대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (공학석사)
- 2000년 8월 : 송실대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (공학박사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 안양대학교 소프트웨어학과 교수

<관심분야>

로봇비전, 증강현실, HCI, 비디오 색인 및 검색 등