(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0005787
(43) 공개일자 2025년01월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/0475 (2023.01) *G06F 21/62* (2013.01)
G06N 3/08 (2023.01) *G06N 3/094* (2023.01)
G06T 5/00 (2024.01) *G06T 7/194* (2017.01)
G06T 7/33 (2017.01) *G06V 10/77* (2022.01)
G06V 10/82 (2022.01) *G06V 20/62* (2022.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/0475 (2023.01)
G06F 21/6245 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0086017
(22) 출원일자 2023년07월03일
심사청구일자 2023년07월03일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
(72) 발명자
김학일
인천광역시 중구 신도시북로43번길 27, 108동 103호(운서동,동원베네스트영종타운하우스)
김형래
경기도 하남시 신장로76번길 50, 101동 405호(신장동, 현대홈타운)
(74) 대리인
양성보

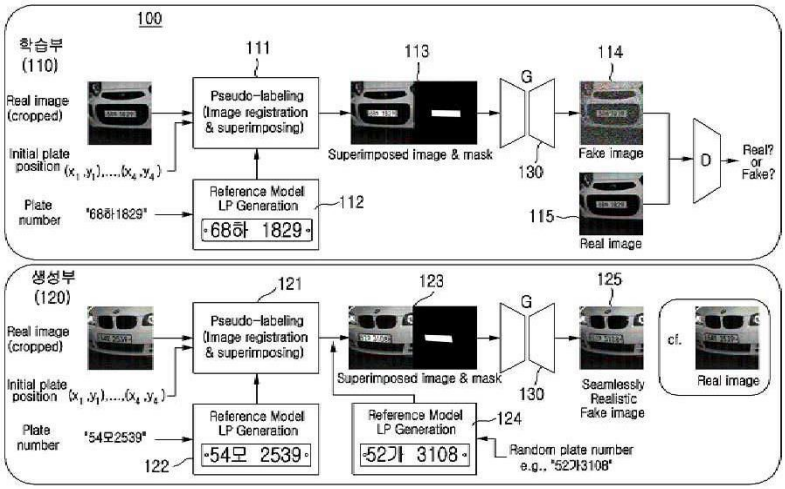
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 **개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법 및 시스템**

(57) 요 약

개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법 및 시스템이 제시된다. 본 발명에서 제안하는 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법은 학습부를 통해 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법으로 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 겹쳐 만든 혼합 이미지(superimposed image)와 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크(mask)를 네트워크의 입력으로 사용하여 학습을 수행하고 가상 영상을 생성하는 단계 및 생성부를 통해 슈도-라벨링 방법으로 원본 영상의 개인정보와 상이한 개인정보를 갖는 가상의 개인정보 영역을 이용하여 혼합 이미지를 생성하고 합성영상을 출력하는 단계를 포함하고, GAN(Generative Adversarial Network) 기반 생성기를 통해 상기 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 상기 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행하는 단계를 더 포함한다.

대 표 도



(52) CPC특허분류
G06N 3/088 (2023.01)
G06N 3/094 (2023.01)
G06T 5/92 (2024.01)
G06T 7/194 (2017.01)
G06T 7/33 (2017.01)
G06V 10/7715 (2023.08)
G06V 10/82 (2022.01)
G06V 20/625 (2022.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1415183167
과제번호	P0020536
부처명	산업통상자원부
과제관리(전문)기관명	한국산업기술진흥원
연구사업명	산업혁신인재성장지원
연구과제명	미래형자동차 핵심기술 전문인력양성사업(2차년도)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	인하대학교 산학협력단
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

명 세 서

청구범위

청구항 1

학습부를 통해 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법으로 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 겹쳐 만든 혼합 이미지(superimposed image)와 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크(mask)를 네트워크의 입력으로 사용하여 학습을 수행하고 가상 영상을 생성하는 단계; 및

생성부를 통해 슈도-라벨링 방법으로 원본 영상의 개인정보와 상이한 개인정보를 갖는 가상의 개인정보 영역을 이용하여 혼합 이미지를 생성하고 합성영상을 출력하는 단계

를 포함하고,

GAN(Generative Adversarial Network) 기반 생성기를 통해 상기 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 상기 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행하는 단계

를 더 포함하는 합성영상 생성 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 가상 영상을 생성하는 단계 및 상기 합성영상을 출력하는 단계 각각은,

상기 슈도-라벨링 방법을 이용하여 GAN 학습을 위한 이미지 쌍을 만들기 위해 원본 영상의 개인정보 영역의 실제 규격과 비율이 같은 가상의 개인정보 영역을 만들고, 원본 영상과 이미지 정합을 통해 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 하나의 좌표계로 변환하여 좌표계가 일치된 이미지 쌍인 혼합 이미지 생성하는

합성영상 생성 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 가상 영상을 생성하는 단계 및 상기 합성영상을 출력하는 단계 각각은,

상기 혼합 이미지를 생성하기 위해 특징점 매칭 기반의 이미지 정합(image registration) 방법을 이용하고,

이미지 정합 방법은 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 입력 받아 상기 원본 영상의 개인정보 영역을 잘라내어 어파인 변환(affine transformation)을 통해 새로운 좌표계로 이동하여 부분 영상을 생성하고, 상기 부분 영상에 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 적용하여 대비(contrast)를 높인 후, 적응적 이진화(adaptive threshold) 알고리즘으로 원본 영상의 개인정보 영역의 배경과 글자 영역을 분리하며,

상기 가상의 개인정보 영역에서 특징점을 추출하여 상기 히스토그램 평활화된 부분 영상에 대한 각 특징점의 이동 벡터와 매칭쌍을 획득하고, 상기 매칭쌍에 대한 매칭 오류를 제거한 후, 상기 이진화된 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 부분 영상의 좌표계와 일치시키는

합성영상 생성 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 GAN(Generative Adversarial Network) 기반 생성기를 통해 상기 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 상기 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행하는 단계는,

상기 원본 영상, 상기 GAN의 생성기의 결과 및 0과 1로 구성된 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크를 조건을 사용하여 상기 합성영상의 배경과 개인정보 영역에 서로 다른 손실함수를 적용하여 학습을 수행하는

합성영상 생성 방법.

청구항 5

슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법으로 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 겹쳐 만든 혼합 이미지(superimposed image)와 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크(mask)를 네트워크의 입력으로 사용하여 학습을 수행하고 가상 영상을 생성하는 학습부; 및

슈도-라벨링 방법으로 원본 영상의 개인정보와 상이한 개인정보를 갖는 가상의 개인정보 영역을 이용하여 혼합 이미지를 생성하고 합성영상을 출력하는 생성부

를 포함하고,

상기 학습부 및 상기 생성부 각각은,

GAN(Generative Adversarial Network) 기반 생성기를 포함하고,

상기 생성기를 통해 상기 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 상기 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행하는

합성영상 생성 시스템.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 학습부 및 상기 생성부 각각은,

상기 슈도-라벨링 방법을 이용하여 GAN 학습을 위한 이미지 쌍을 만들기 위해 원본 영상의 개인정보 영역의 실제 규격과 비율이 같은 가상의 개인정보 영역을 만들고, 원본 영상과 이미지 정합을 통해 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 하나의 좌표계로 변환하여 좌표계가 일치된 이미지 쌍인 혼합 이미지 생성하는

합성영상 생성 시스템.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 학습부 및 상기 생성부 각각은,

상기 혼합 이미지를 생성하기 위해 특징점 매칭 기반의 이미지 정합(image registration) 방법을 이용하고,

이미지 정합 방법은 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 입력 받아 상기 원본 영상의 개인정보 영역을 잘라내어 어파인 변환(affine transformation)을 통해 새로운 좌표계로 이동하여 부분 영상을 생성하고, 상기 부분 영상에 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 적용하여 대비(contrast)를 높인 후, 적응적 이진화(adaptive threshold) 알고리즘으로 원본 영상의 개인정보 영역의 배경과 글자 영역을 분리하며,

상기 가상의 개인정보 영역에서 특징점을 추출하여 상기 히스토그램 평활화된 부분 영상에 대한 각 특징점의 이동 벡터와 매칭쌍을 획득하고, 상기 매칭쌍에 대한 매칭 오류를 제거한 후, 상기 이진화된 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 부분 영상의 좌표계와 일치시키는

합성영상 생성 시스템.

청구항 8

제5항에 있어서,

상기 GAN 기반 생성기는,

상기 원본 영상, 상기 GAN의 생성기의 결과 및 0과 1로 구성된 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크를 조건을 사용하여 상기 합성영상의 배경과 개인정보 영역에 서로 다른 손실함수를 적용하여 학습을 수행하는

합성영상 생성 시스템.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 최근 인공지능을 이용한 서비스가 확대되어 일상생활을 윤택하게 해주고 있다. 이에 발맞추어 정부는 2017년부터 국내 인공지능 기술 및 산업 발전을 위한 학습용 데이터 구축 및 개방 프로젝트(AI-HUB)를 진행 중이다. AI-HUB 데이터에는 영상이 대다수이며 자동차번호판, 사람 얼굴, 전화번호, 주소 등의 개인정보가 포함되어 있기 때문에 개인정보보호를 위한 비식별화(de-identification) 과정을 거친다. 여기서 비식별화는 모든 프레임마다 개인정보에 대한 부분을 찾아 일일이 블러(blur) 또는 모자이크 처리하는 것을 의미하고, 이는 인력, 시간 측면에서 비용이 매우 클 뿐만 아니라 이미 구축된 데이터의 훼손이 불가피하다. 자동차번호판 인식 기술은 주차관제, 위반단속, 범죄예방 등의 공공 서비스와 드라이브스루(drive-thru) 매장 에서의 자동결제 등 편의 서비스에 이용되고 있다. 딥 러닝(deep learning)의 등장 이후 월등히 높은 객체 인식 성능을 보여주었고, 번호판 검출, 인식 방법론에 관한 후속 연구가 진행 중이나 여전히 저조도, 악천후 등의 열악한 환경에서는 인식률이 떨어진다. 이를 해결하기 위해서는 대규모 데이터 수집 및 학습이 필요하지만, 개인정보로 인해 AI-HUB의 도로 주행 데이터는 훼손되어 공개되고 학습용 번호판 데이터는 수량이 한정적일 뿐만 아니라 각도, 조도, 잡음 등의 다양성이 부족하다. 따라서 신규 시장 진입을 원하는 후발주자는 데이터 수집의 어려움이 있어 기술 개발에 난항을 겪고 있다.

[0003] 이러한 데이터 부족 문제를 해결하기 위해 번호판 합성영상을 생성하여 검출 및 인식에 사용하려는 시도가 있으나, 번호판 합성영상은 다음과 같은 기술적인 문제를 갖는다. 첫째로, 가상번호판이 진짜와 구별이 안 될 정도로 모양이 비슷해야 한다는 것이다. 일부 연구에서 가상번호판을 추가하여 인식 성능을 높였으나, 가상번호판이 표준 규격을 따르지 않는 모양을 갖기 때문에 학습용 데이터로서의 가치가 떨어질 수 있으며 어디까지나 실제 데이터의 보조 수단이라는 한계가 존재한다. 둘째로, 원본 영상의 번호판과 가상번호판 이미지는 수 픽셀 내의 위치 오차를 가지며 시각적으로 자연스럽게 이어져 보이도록 해야 한다는 것이다. 가상번호판 이미지를 자연스럽게 보이려고 노력한 일부 연구가 있으나 원본 영상과 일치하지 않는 위치로 인해 어색함이 존재한다. 가상번호판 이미지를 덮어쓰기 위해서는 원본 영상에서의 번호판의 정확한 위치가 필요하고, 원본 영상과의 밝기, 대비 등이 유사해야만 자연스러운 합성영상 생성이 가능하다.

선행기술문헌

특허문헌

[0004] (특허문헌 0001) [1] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville and Y. Bengio, "Generative adversarial networks," Communications of the ACM, vol. 63, no. 11, pp. 139-144, November 2020.

(특허문헌 0002) [2] P. Isola, J. Y. Zhu, T. Zhou and A. A. Efros, "Image-to-image translation with conditional adversarial networks," in Proc. of the IEEE conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1125-1134, Hawaii, U.S., July 2017.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 공개된 학습용 차량번호판 데이터의 부족과 데이터 구축 시 비용 문제를 완화하기 위해 가상번호판 이미지를 만들고 원본 영상에 자연스럽게 겹칠 수 있는 무결절성(seamless) 차량번호판 합성영상을 생성하기 위한 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법 및 시스템을 제공하는데 있다. 적대적 생성 네트워크(Generative Adversarial Network; GAN)의 한 종류인 Pix2pix를 기반으로, 네트워크의 입력과 손실함수를 수정한 Masked-pix2pix를 설계하여 학습 과정과 생성 과정의 프레임워크를

구성하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0006] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법은 학습부를 통해 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법으로 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 겹쳐 만든 혼합 이미지(superimposed image)와 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크(mask)를 네트워크의 입력으로 사용하여 학습을 수행하고 가상 영상을 생성하는 단계 및 생성부를 통해 슈도-라벨링 방법으로 원본 영상의 개인정보와 상이한 개인정보를 갖는 가상의 개인정보 영역을 이용하여 혼합 이미지를 생성하고 합성영상을 출력하는 단계를 포함하고, GAN(Generative Adversarial Network) 기반 생성기를 통해 상기 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 상기 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행하는 단계를 더 포함한다.

[0007] 상기 가상 영상을 생성하는 단계 및 상기 합성영상을 출력하는 단계 각각은, 상기 슈도-라벨링 방법을 이용하여 GAN 학습을 위한 이미지 쌍을 만들기 위해 원본 영상의 개인정보 영역의 실제 규격과 비율이 같은 가상의 개인정보 영역을 만들고, 원본 영상과 이미지 정합을 통해 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 하나의 좌표계로 변환하여 좌표계가 일치된 이미지 쌍인 혼합 이미지 생성한다.

[0008] 상기 가상 영상을 생성하는 단계 및 상기 합성영상을 출력하는 단계 각각은, 상기 혼합 이미지를 생성하기 위해 특징점 매칭 기반의 이미지 정합(image registration) 방법을 이용하고, 이미지 정합 방법은 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 입력 받아 상기 원본 영상의 개인정보 영역을 잘라내어 어파인 변환(affine transformation)을 통해 새로운 좌표계로 이동하여 부분 영상을 생성하고, 상기 부분 영상에 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 적용하여 대비(contrast)를 높인 후, 적응적 이진화(adaptive threshold) 알고리즘으로 원본 영상의 개인정보 영역의 배경과 글자 영역을 분리하며, 상기 가상의 개인정보 영역에서 특징점을 추출하여 상기 히스토그램 평활화된 부분 영상에 대한 각 특징점의 이동 벡터와 매칭쌍을 획득하고, 상기 매칭쌍에 대한 매칭 오류를 제거한 후, 상기 이진화된 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 부분 영상의 좌표계와 일치시킨다.

[0009] 상기 GAN(Generative Adversarial Network) 기반 생성기를 통해 상기 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 상기 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행하는 단계는, 상기 원본 영상, 상기 GAN의 생성기의 결과 및 0과 1로 구성된 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크를 조건을 사용하여 상기 합성영상의 배경과 개인정보 영역에 서로 다른 손실함수를 적용하여 학습을 수행한다.

[0010] 또 다른 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 시스템은 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법으로 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 겹쳐 만든 혼합 이미지(superimposed image)와 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크(mask)를 네트워크의 입력으로 사용하여 학습을 수행하고 가상 영상을 생성하는 학습부 및 슈도-라벨링 방법으로 원본 영상의 개인정보와 상이한 개인정보를 갖는 가상의 개인정보 영역을 이용하여 혼합 이미지를 생성하고 합성영상을 출력하는 생성부를 포함하고, 상기 학습부 및 상기 생성부 각각은, GAN(Generative Adversarial Network) 기반 생성기를 포함하고, 상기 생성기를 통해 상기 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 상기 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행한다.

발명의 효과

[0011] 본 발명의 실시예들에 따르면 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법 및 시스템을 통해 가상번호판 이미지를 만들고 원본 영상에 자연스럽게 겹칠 수 있는 무결절성(seamless) 차량번호판 합성영상을 생성하여 공개된 학습용 차량번호판 데이터의 부족과 데이터 구축 시 비용 문제를 완화할 수 있다. 또한, 적대적 생성 네트워크(Generative Adversarial Network; GAN)의 한 종류인 Pix2pix를 기반으로, 네트워크의 입력과 손실함수를 수정한 Masked-pix2pix를 설계하여 학습 과정과 생성 과정을 수행할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0012] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법을 설명하

기 위한 흐름도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 국내 번호판 규격 표준 및 가상번호판 생성을 위한 사전 작업을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 번호판 정밀 위치 탐색을 위한 이미지 정합 과정을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 좌표계 및 각각의 관계를 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 슈도-라벨링이 완료된 이미지 쌍에 대해 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 Masked-pix2pix 네트워크를 종래기술의 Pix2pix 네트워크와 비교하기 위한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 Masked-pix2pix의 생성기 네트워크 아키텍처를 나타내는 도면이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 같은 번호의 가상번호판으로 슈도-라벨링 후 합성영상 생성 결과를 나타내는 도면이다.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터셋에서의 등장 확률이 적은 이미지의 경우를 나타내는 예시도이다.

도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 무결절성 차량번호판 합성영상 생성 결과를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0013] 적대적 생성 네트워크(Generative Adversarial Network; GAN)를 이용한 차량번호판 합성영상 생성과 이를 위한 이미지 정합 기반 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법을 제안한다. AI-HUB의 공공 데이터는 차량번호판 영역에 모자이크와 같은 개인정보 비식별화가 적용된 이미지로 구성되어 있으나, 이는 이미지가 훼손되었을 뿐만 아니라 학습 데이터로서의 유용성이 저하된 것이다. 따라서 본 발명은 개인정보로부터 자유롭고 실제 영상과 이질감이 없는 차량번호판 합성영상 생성 네트워크를 소개한다. 제안하는 GAN 기반 Masked-pix2pix 네트워크의 학습을 위해, 가상번호판을 생성하고 원본 영상과의 특징점 매칭 및 이미지 정합을 수행하는 슈도-라벨링 기법으로 이미지 쌍을 구축한다. 본 발명의 실시예에 따라 학습된 결과는 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)과 SSIM(Structural Similarity Index Measure)의 값이 각각 42.08dB, 97.84%로 Pix2pix에 비해 0.17dB, 0.82%p 높게 측정되어 네트워크의 우수성을 증명하였다. 또한, 주야간 환경 조건에서의 강인함과 해외 번호판에서의 적용 가능성을 보여 알고리즘의 일반성을 높였다. 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0015] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.

[0016] 제안하는 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 시스템(100)은 학습부(110) 및 생성부(120)를 포함하고, 학습부(110) 및 생성부(120) 각각은 GAN(Generative Adversarial Network)의 생성기(130)를 포함한다. 본 발명의 실시예에서는 차량번호판에 대한 합성영상을 예시로서 설명하지만, 본 발명은 이 외에도 개인정보가 포함되어 있는 영상에 대한 비식별화(de-identification) 과정에 적용될 수 있다.

[0017] 본 발명의 실시예에 따른 학습부(110)는 제안하는 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법(111)으로 원본 영상(Real image)과 가상번호판(다시 말해, 가상의 개인정보 영역)(112)을 겹쳐 만든 혼합 이미지(superimposed image)와 번호 판 내부 영역을 표현한 마스크(mask)(113)를 네트워크의 입력으로 사용하여 학습을 수행하고, 생성기(130)를 통해 가상 영상(114)을 생성한다. 이후, 생성된 가상영상(114)을 이용하여 판별기(D)를 통해 원본 영상(115)에 대한 판별을 수행한다. 이때 혼합 이미지 생성 방법으로 전통적인 특징점 매칭 기반의 이미지 정합(image registration) 기술을 이용한다.

[0018] 본 발명의 실시예에 따른 생성부(120)의 생성 과정은 제안하는 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법(121)으로 원본 영상(Real image)과 가상번호판(122) 및 원본 영상의 번호판과 다른 번호를 갖는 가상번호판(124)으로 혼합 이미지(123)를 생성하고, 생성기(130)를 통해 새로운 합성영상(125)을 출력할 수 있다.

[0019] 본 발명의 실시예에 따른 학습부(110) 및 생성부(120) 각각은 GAN(Generative Adversarial Network)의 생성기

(130)를 통해 제안하는 손실함수를 이용하여 학습을 진행하여 영상 품질을 개선시킬 수 있다.

[0021] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0022] 제안하는 개인정보보호를 위한 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성 방법은 학습부를 통해 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법으로 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 겹쳐 만든 혼합 이미지(superimposed image)와 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크(mask)를 네트워크의 입력으로 사용하여 학습을 수행하고 가상 영상을 생성하는 단계(210) 및 생성부를 통해 슈도-라벨링 방법으로 원본 영상의 개인정보와 상이한 개인정보를 갖는 가상의 개인정보 영역을 이용하여 혼합 이미지를 생성하고 합성영상을 출력하는 단계(220)를 포함한다.

[0023] 단계(210)에서, 학습부를 통해 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법으로 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 겹쳐 만든 혼합 이미지(superimposed image)와 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크(mask)를 네트워크의 입력으로 사용하여 학습을 수행하고 가상 영상을 생성한다.

[0024] 단계(220)에서, 생성부를 통해 슈도-라벨링 방법으로 원본 영상의 개인정보와 상이한 개인정보를 갖는 가상의 개인정보 영역을 이용하여 혼합 이미지를 생성하고 합성영상을 출력한다.

[0025] 본 발명의 실시예에 따르면, GAN(Generative Adversarial Network) 기반 생성기를 통해 상기 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 상기 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행하는 단계(230)를 더 포함한다.

[0026] 상기 가상 영상을 생성하는 단계(210) 및 상기 합성영상을 출력하는 단계(220) 각각에서는, 상기 슈도-라벨링 방법을 이용하여 GAN 학습을 위한 이미지 쌍을 만들기 위해 원본 영상의 개인정보 영역의 실제 규격과 비율이 같은 가상의 개인정보 영역을 만들고, 원본 영상과 이미지 정합을 통해 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 하나의 좌표계로 변환하여 좌표계가 일치된 이미지 쌍인 혼합 이미지 생성한다.

[0027] 상기 혼합 이미지를 생성하기 위해 특징점 매칭 기반의 이미지 정합(image registration) 방법을 이용한다.

[0028] 본 발명의 실시예에 따른 이미지 정합 방법은 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 입력 받아 상기 원본 영상의 개인정보 영역을 잘라내어 어파인 변환(affine transformation)을 통해 새로운 좌표계로 이동하여 부분 영상을 생성하고, 상기 부분 영상에 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 적용하여 대비(contrast)를 높인 후, 적응적 이진화(adaptive threshold) 알고리즘으로 원본 영상의 개인정보 영역의 배경과 글자 영역을 분리한다.

[0029] 본 발명의 실시예에 따르면, 상기 가상의 개인정보 영역에서 특징점을 추출하여 상기 히스토그램 평활화된 부분 영상에 대한 각 특징점의 이동 벡터와 매칭쌍을 획득하고, 상기 매칭쌍에 대한 매칭 오류를 제거한 후, 상기 이진화된 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 부분 영상의 좌표계와 일치시킨다. 본 발명의 실시예에 따른 이미지 정합 방법은 도 3 내지 도 5를 참조하여 더욱 상세히 설명한다.

[0030] 단계(230)에서는 GAN의 생성기를 통해 상기 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 상기 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행한다. 상기 원본 영상, 상기 GAN의 생성기의 결과 및 0과 1로 구성된 상기 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크를 조건을 사용하여 상기 합성영상의 배경과 개인정보 영역에 서로 다른 손실함수를 적용하여 학습을 수행한다. 본 발명의 실시예에 따른 GAN의 학습 과정은 도 7 및 도 8을 참조하여 더욱 상세히 설명한다.

[0032] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 국내 번호판 규격 표준 및 가상번호판 생성을 위한 사전 작업을 설명하기 위한 도면이다.

[0033] 제안하는 슈도-라벨링(pseudo-labeling) 방법은 GAN 학습을 위한 이미지 쌍을 만드는 과정이다. 실제 규격과 비율이 같은 가상번호판(reference model) 이미지(다시 말해, 가상의 개인정보 영역)를 만들고, 원본 영상과 이미지 정합을 통해 좌표계가 일치된 이미지 쌍을 생성한다.

[0034] 도 3과 같이 사전에 국내 번호판 규격 표준을 이용한 가상번호판 이미지 준비가 필요하다. 이미지 정합은 서로 다른 이미지를 하나의 좌표계로 변환하는 기술이다. 카메라, 망원경 등으로 촬영된 다수의 영상을 이어 붙여 파

노라마 이미지를 만드는 다시점 이미지 정합과 MR, CT 영상 등 다양한 센서로부터 촬영된 다수의 영상을 이용하여 좌표계를 통일시키는 다중센서 이미지 정합으로 나눌 수 있다. 원본 영상의 번호판을 수집하여(310), 특징에 대한 크롭핑을 수행하고(320), 국내 번호판 규격 표준 이미지(330)를 이용하여 실제 규격과 비율이 같은 가상번호판(reference model) 이미지(340)를 생성한다.

[0035] 앞서 언급한 원본 영상은 실제 차량을 촬영한 영상이고 가상번호판 이미지는 실제가 아니므로 다중센서 이미지 정합에 속한다. 일반적인 이미지 정합 과정은 특징점 추출, 특징점 매칭, 이미지 변환, 목적함수 최적화 등의 세부 프로세스가 있고, 특히 다중센서 이미지 정합은 하나의 영상에서 추출된 특징점이 다른 영상에서 매칭에 실패할 수 있기 때문에 세부 알고리즘 선정에 주의를 요한다.

[0037] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 번호판 정밀 위치 탐색을 위한 이미지 정합 과정을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0038] 본 발명의 실시예에 따른 이미지 정합은 원본 영상(원본 영상 내 초기 번호판 위치) 입력(411, 412)과 가상번호판 이미지 입력(421)로 시작된다. 첫째로, 원본 영상의 번호판 영역을 잘라내어 어파인 변환(affine transformation)(413)을 통해 새로운 좌표계로 이동하여 부분 영상(transformed image)으로 만든다.

[0040] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 좌표계 및 각각의 관계를 설명하기 위한 도면이다.

[0041] 도 5와 같이, 원본 영상(510)의 번호판 영역 새로운 좌표계의 부분 영상(530)을 만들 수 있으며, 이를 동차좌표계(homogeneous coordinate)로 표현하면 식 (1)과 같다.

[0042]
$$\begin{pmatrix} p \\ q \\ 1 \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

[0043] 이때 번호판 영역에 해당하는 픽셀 (u_i, v_i)을 입력 받고 부분 영상 좌표 (p_i, q_i)를 정의하면 유일한 어파인 행렬을 얻을 수 있다. 단, 여기서 별도의 차량번호 인식 모듈 또는 데이터셋으로부터 제공되는 번호판 정보(예를 들어, 차량번호, 위치)(520)가 주어진다고 가정한다. 이어서, 날씨, 조명 조건으로 인한 영향을 최소화하기 위해 부분 영상에 히스토그램 평활화(histogram equalization)(414)를 적용 하여 대비(contrast)를 높인다. 이후, 적응적 이진화(adaptive threshold) 알고리즘(415)으로 번호판의 배경과 글자 영역을 분리시키고 가상번호판 이미지와의 정합을 준비한다. 이미지 정합에 사용되는 특징점 추출 및 매칭 방법으로는 SIFT, ORB 등의 설명자(descriptor) 기반의 방법과 딥러닝 기반 DFM 등의 방법이 있다. 그 러나 같은 번호나 글자가 두 개 이상 존재할 수 있는 차량번호판의 특수성으로 인해 특징점 매칭이 잘못되는 경우가 있다. 이를 해결하기 위해 위의 방법들보다 단 순한 코너(corner) 추출 방식을 이용하여 다량의 특징점을 얻고, 매칭 과정에서 목적함수가 최소 오류를 갖도록 반복 최적화 기법을 사용한다.

[0044] 앞서 생성한 가상 번호판 이미지(421)에서 KLT 코너 특징점을 검출하고(422), 평활화된 부분 영상과의 LK 옵티컬플로우(Lucas-Kanade optical flow)를 계산하여 각 특징점의 이동 벡터와 매칭쌍을 얻는다(423).

[0045] 매칭 오류를 제거하는 방법으로는 RANSAC 기반의 호모그래피(homography) 추정 방법(424)을 사용한다. RANSAC은 대표적인 이상치(outlier) 제거 알고리즘으로써, 모집단인 매칭쌍 중에서 무작위 표본 추출을 통해 모델을 계산하는 비결정적(non-deterministic) 근사 방법이다. 매칭 오류가 가장 적은 호모그래피 행렬로 사영 변환(perspective transformation)(425)을 수행하여 임계값을 구하고(426), 이를 이용하여 가상번호판 이미지를 도 5의 부분 영상 좌표계와 일치 시킬 수 있고(430), 이를 수식으로 표현하면 식 (2)와 같다.

[0046]
$$\begin{pmatrix} p \\ q \\ 1 \end{pmatrix} = H \begin{pmatrix} m \\ n \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m \\ n \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

[0047] 이후 각각 이진화된 원본 영상과 가상번호판 이미지를 부분 영상 좌표계 상에서 SAD(Sum of Absolute

Differences) 계산을 통해 매칭 점수(426)를 계산한다. 즉, 식 (3)과 같이 목적함수 $f_{SAD}(H)$를 설정할 수 있다.

[0048] $$f_{SAD}(H)=\sum_{i}^{M}\sum_{j}^{N}\left|W(Au_i)-W(Hm_j)\right| \quad (3)$$

[0049] 여기서 $W(\bullet)$는 변환(transformation) 연산, M과 N은 각각 원본 영상과 가상번호판 픽셀 수이다. 이 과정을 반복적으로 수행하기 위해 식(4)와 같이 비용함수 C를 정의하여 최적의 호모그래피 행렬 H를 찾는다(440).

[0050] $$C=\underset{H}{\operatorname{argmin}}\ f_{SAD}(H) \quad (4)$$

[0052] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 슈도-라벨링이 완료된 이미지 쌍에 대해 설명하기 위한 도면이다.

[0053] 딥러닝과 같은 기계학습은 크게 지도학습(supervised learning)과 비지도학습(unsupervised learning)으로 나뉜다. 제안하는 GAN 기반의 Masked-pix2pix 네트워크는 지도학습으로 분류되며, 지도학습을 위해 문제와 GT(ground-truth)가 함께 제공되어야 한다. 그러나 앞서 언급한 것과 같이 정밀한 GT가 없기 때문에 이미지쌍을 만들기 어렵다는 문제가 있다. 따라서 제안하는 슈도-라벨링 방법으로 이미지 쌍을 만들어 Masked-pix2pix의 학습 데이터로 사용한다.

[0054] 식(4)의 C가 최소화되는 H를 얻은 후 가상번호판 이미지를 부분 영상 좌표계로 변환시킬 수 있고, 어파인 행렬 A를 이용하여 원본 영상에 재투영 시킬 수 있다. 이를 수식으로 표현하면 식(5), 식(6)과 같다.

[0055] $$T=A^{-1}H \quad (5)$$

[0056] $$\begin{pmatrix}u\\v\\1\end{pmatrix}=T\begin{pmatrix}m\\n\\1\end{pmatrix} \quad (6)$$

[0057] T를 이용하면 가상번호판 이미지에서 원본 영상에서의 픽셀 이동 위치를 알 수 있으므로, 마찬가지로 가상 번호판 이미지와의 같은 크기를 갖는 0과 1로 이루어진 번호판영역 마스크에 T를 곱하여 원본 영상 좌표계에서의 번호판 영역 마스크를 얻을 수 있다. 겹쳐진 이미지, 원본 영상, 번호판영역 마스크를 같은 크기로 잘라 내어 슈도-라벨링을 완료한다. 이는 1 픽셀 이내의 오차를 갖는 번호판의 네 꼭짓점을 정확하게 얻을 수 있을 뿐만 아니라 각 글자마다의 위치도 계산할 수 있는 장점이 있다. 완성된 이미지 쌍은 도 6와 같다. 도 6(a)는 학습 과정에서 사용되는 이미지 쌍, 도 6(b)는 생성 과정에서 사용되는 이미지 쌍이다.

[0059] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 Masked-pix2pix 네트워크를 종래기술의 Pix2pix 네트워크와 비교하기 위한 도면이다.

[0060] 본 발명의 실시예에 따른 GAN은 생성기(Generator)와 판별기(Discriminator)로 불리는 각 신경망이 서로 경쟁하며 학습하는 네트워크이다. 생성기는 잠재 벡터(latent vector)를 입력받아 가짜 이미지를 출력하는 네트워크이고, 판별기는 생 성기로부터 만들어진 가짜 이미지와 입력된 진짜 이미지를 구분하는 이진 분류 네트워크로 볼 수 있다. 그러나 GAN의 잠재 벡터를 직접 제어하여 원하는 출력을 얻기 어렵기 때문에 조건 벡터(condition vector)도 입력으로써 학습시키는 CGAN이 연구되었고, 이를 기 반으로 Pix2pix(도 7(a))가 제안되었다. Pix2pix는 입력 이미지를 조건으로 사용하여 이미지를 생성하는 이미지 변환(image-to-image translation) 분야의 대표적인 기술이다. 판별기에 PatchGAN이라는 방법을 제안하여 판별 성능을 높였고, 생성기에서는 인코더-디코더(encoder-decoder)의 보틀넥(bottleneck) 구조에서 발생하는 정보의 손실 현상을 완화시키기 위하여 스킵-커넥션(skip-connection)이 포함된 U-Net 구조를 도입하였다. CGAN의 조건부 손실함수와 더불어 L1 손실함수를 함께 사용하여 세밀한 결과물을 얻을 수 있다. 이러한 장점으로 인해 초해상도(super-resolution) 분야나 데이터 증강 분야 등에 다양하게 사용되고 있다.

[0061] 본 발명에서는 자연스러운 차량번호판 합성영상 생성을 위해서 도 7(b)와 같이 Pix2pix의 생성기 입력 및 손실

함수를 수정한 Masked-pix2pix 네트워크를 제안 한다. 도 7(a)는 기존 Pix2pix 구조이고 도 7(b)는 본 발명에서 제안하는 Masked-pix2pix 구조이다. 판별기(Discriminator)는 기존 구조와 동일하게 사용하나, 생성기(Generator)는 입력부에 이미지 쌍을 입력할 때 추가로 번호판 영역 마스크(plate mask)를 함께 넣어서 생성 시 보존해야 할 부분과 변환해야 할 부분을 네트워크에서 학습할 수 있도록 유도한다. 그리하여 더욱 무결절성(seamless)의 결과 이미지를 얻을 수 있다.

[0063] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 Masked-pix2pix의 생성기 네트워크 아키텍처를 나타내는 도면이다.

[0064] 도 8은 본 발명의 실시예에 따른 생성기의 네트워크 구조 및 레이어(layer)에 대한 자세한 설명이다. U-Net의 구조를 따르고 있으며 입력으로는 3채널 컬러 원본 영상과 번호판 영역 마스크 1채널을 연결한 256x256 크기의 4채널 텐서(tensor)를 사용한다. 1x1, 3x3 컨볼루션(convolution) 연산과 BatchNorm을 사용하여 다운샘플링(downsampling) 과정을 거치고 특징맵(feature map)을 얻는다. 이후 업샘플링(upsampling) 과정에서는 다운샘플링과 수학적으로 유사한 개념인 변환(transposed) 컨볼루션 연산을 사용하여 점점 큰 특징맵을 만들어 나간다. 이때 보틀넥(bottleneck) 구조에서 발생한 정보의 손실을 스킵-커넥션(skip-connection)을 이용하여 극복할 수 있고, 입력 영상 내 번호판 이외의 영역을 효과적으로 보존할 수 있다. 이 과정을 반복하여 최종적으로 3 채널 컬러 이미지를 얻게 되고, 이 이미지로 손실함수 계산 및 역전파(back propagation)를 통해 생성기 네트워크를 학습할 수 있다.

[0066] Pix2pix의 생성기는 CGAN의 조건부 손실함수와 L1 손실함수를 사용한다. 이는 각각 식 (7), (8)과 같이 나타낼 수 있으며 혼합된 손실함수를 식 (9)와 같이 구성한다.

[0067]
$$L_{CGAN}(G,D) = E_y[\log D(y)] + E_{x,z}[\log(1 - D(G(x,z)))] \quad (7)$$

[0068]
$$L_{L1}(G) = E_{x,y,z}[\| y - G(x,z) \|_1] \quad (8)$$

[0069]
$$G^* = \arg\min_G \max_D L_{CGAN}(G,D) + \lambda L_{L1}(G) \quad (9)$$

[0070] 여기에서 y는 조건 이미지이고, λ는 하이퍼파라미터(hyperparameter)로써 0 이상 1 이하의 값을 갖는다. 그러나 L1 손실함수의 경우 영상 전체에 적용되어 상대적으로 작은 크기를 갖는 번호판 영역에 비해 배경 부분(예를 들어, 차량 그릴 등)에만 주로 학습이 진행되는 현상이 있다. 따라서 본 발명에서는 번호판 영역이 기존 영상과 육안으로 구별이 어려운 자연스러운 영상 생성을 위하여 새로운 손실함수를 추가한다. 번호판 영역 마스크를 조건으로 사용하여 배경과 번호판 영역에 각각 다른 손실함수를 적용할 수 있도록 하는 마스크(masked) 손실함수는 식 (10)과 같이 표현할 수 있다.

[0071]
$$L_{mask}(I_{GT}, I_{Gen}, M) = \lambda_P(M \odot \| I_{GT} - I_{Gen} \|_1) + \lambda_B((1-M) \odot \| I_{GT} - I_{Gen} \|_1) \quad (10)$$

[0072] 여기에서 I_{GT}, I_{Gen}, M은 각각 GT 이미지, 생성기 결과 이미지, 0과 1로 구성된 번호판 영역 마스크이고, $\odot$는 픽셀 단위 곱셈 연산(pixel-wise multiplication)을 의미한다. 최종 손실함수는 식 (11)과 같이 구성된다.

[0073]
$$\hat{G}^* = \arg\min_G \max_D L_{CGAN}(G,D) + \lambda_1 L_{L1}(G) + \lambda_2 L_{mask}(G,M) \quad (11)$$

[0075] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 같은 번호의 가상번호판으로 슈도-라벨링 후 합성영상 생성 결과를 나타내는 도면이다.

[0076] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터셋에서의 등장 확률이 적은 이미지의 경우를 나타내는 예시도이다.

[0077] PSNR과 SSIM 측정 결과는 직관적으로 이해하기 어렵기 때문에 정성적인 비교를 통한 설명이 필요하다. 본 발명의 실시예에 따른 학습 과정을 완료한 후 테스트 결과는 도 9와 같다. 그림자, 역광, 반사, 저조도, 흑백의 조명 조건에서 Pix2pix보다 Masked-pix2pix가 배경뿐만 아니라 번호판 영역이 원본 영상에 더욱 가깝게 묘사된다는 것을 알 수 있다. 하지만 원본 자체에 모션블러(motion blur)가 발생한 이미지, 밝기가 낮아 글자를 알아보기 힘든 이미지, 대비가 낮은 이미지 등 학습 데이터셋에서의 등장 확률이 낮은 이미지의 경우에는 도 10과 같이 원본과 조금 차이가 나타난다. 이 중 도 10(b)와 같이 번호판 영역이 크게 차이나는 이미지는 학습 데이터에서 제외한다.

[0079] 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 무결절성 차량번호판 합성영상 생성 결과를 나타내는 도면이다.

[0080] 학습 과정이 완료 후 원본과는 전혀 다른 번호를 갖는 가상번호판으로 합성영상을 생성한다. 학습 시 사용한 데이터가 아님에도 불구하고 제안한 마스크 손실 함수에 의해 번호판 영역이 주변 영역과 유사한 패턴을 갖도록 추론되는 것을 확인하였으며, 도 11과 같이 각 데이터셋의 질감 및 컬러 특성을 잘 반영하여 생성됨을 보인다.

[0082] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0083] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

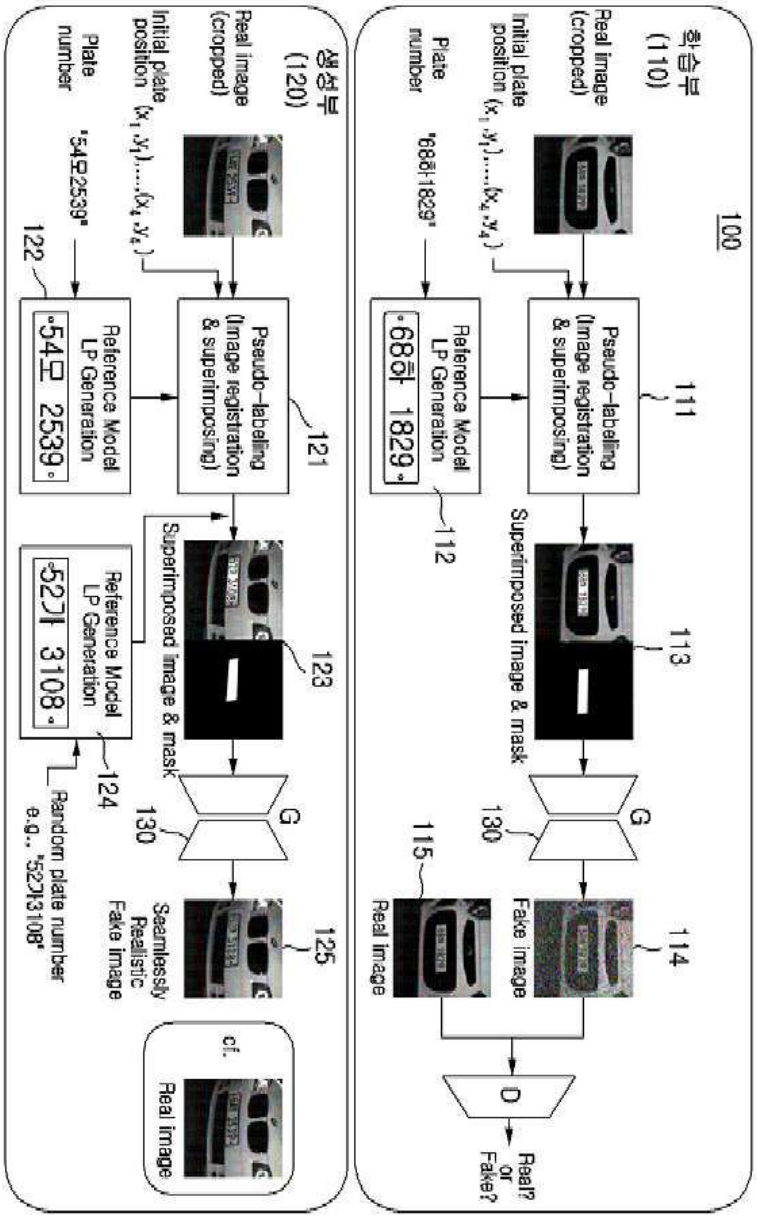
[0084] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0085] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

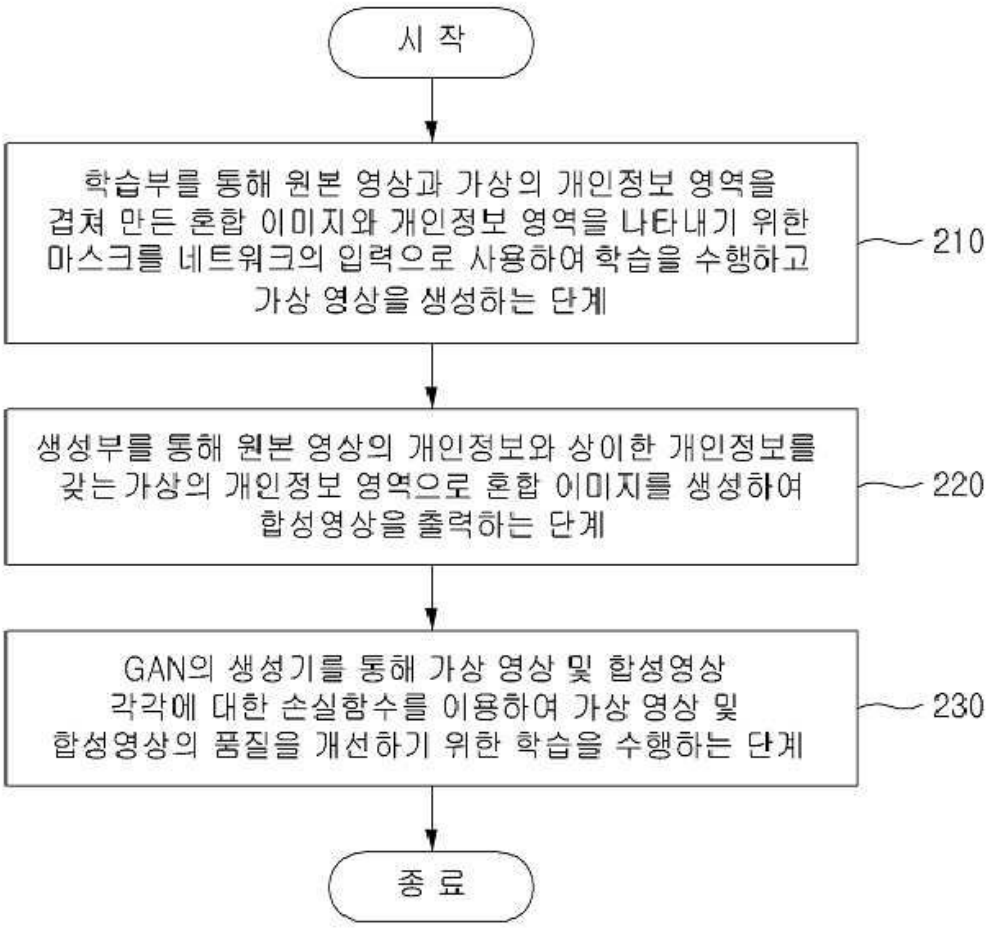
[0086] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

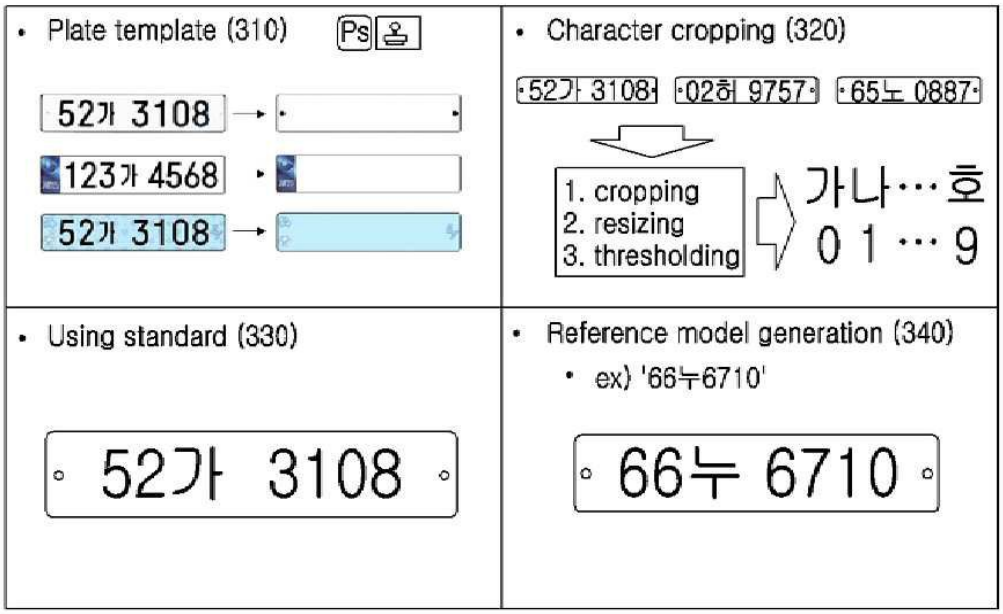
도면1



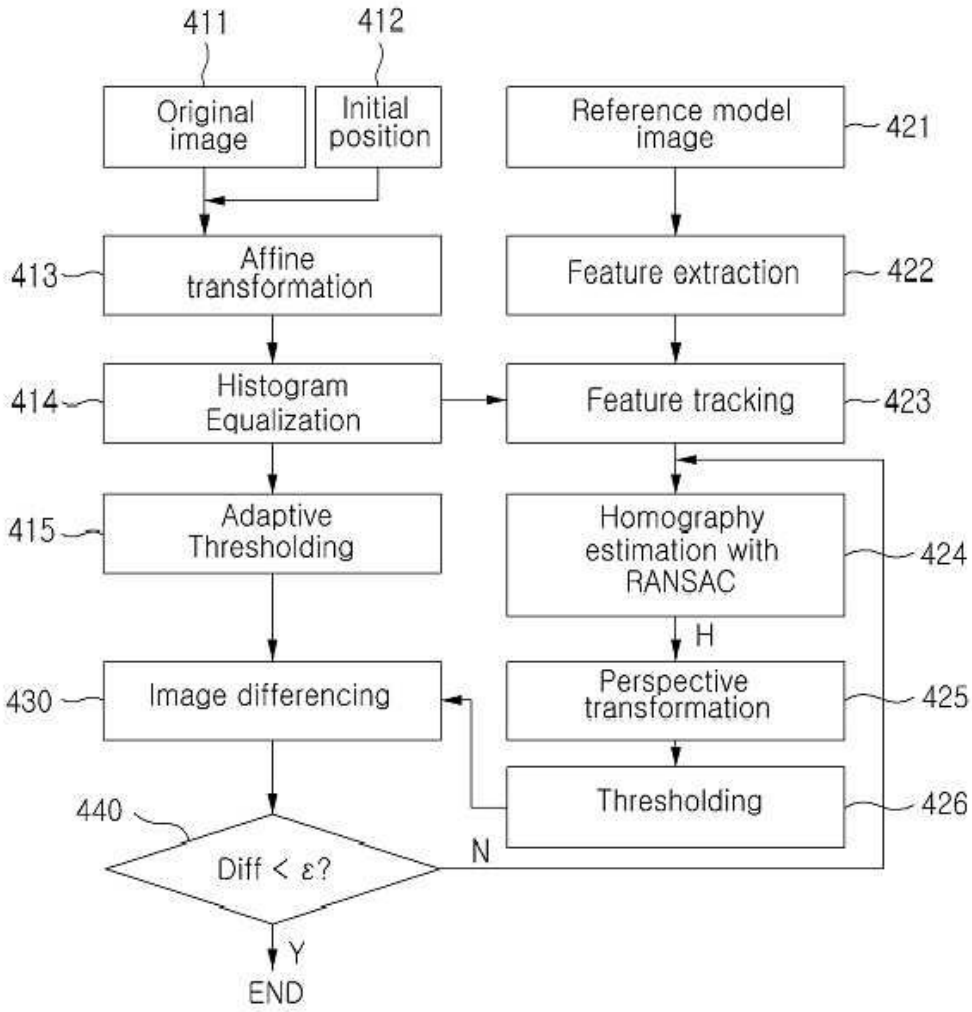
도면2


시 작
학습부를 통해 원본 영상과 가상의 개인정보 영역을 겹쳐 만든 혼합 이미지와 개인정보 영역을 나타내기 위한 마스크를 네트워크의 입력으로 사용하여 학습을 수행하고 가상 영상을 생성하는 단계
210
생성부를 통해 원본 영상의 개인정보와 상이한 개인정보를 갖는 가상의 개인정보 영역으로 혼합 이미지를 생성하여 합성영상을 출력하는 단계
220
GAN의 생성기를 통해 가상 영상 및 합성영상 각각에 대한 손실함수를 이용하여 가상 영상 및 합성영상의 품질을 개선하기 위한 학습을 수행하는 단계
230
종 료

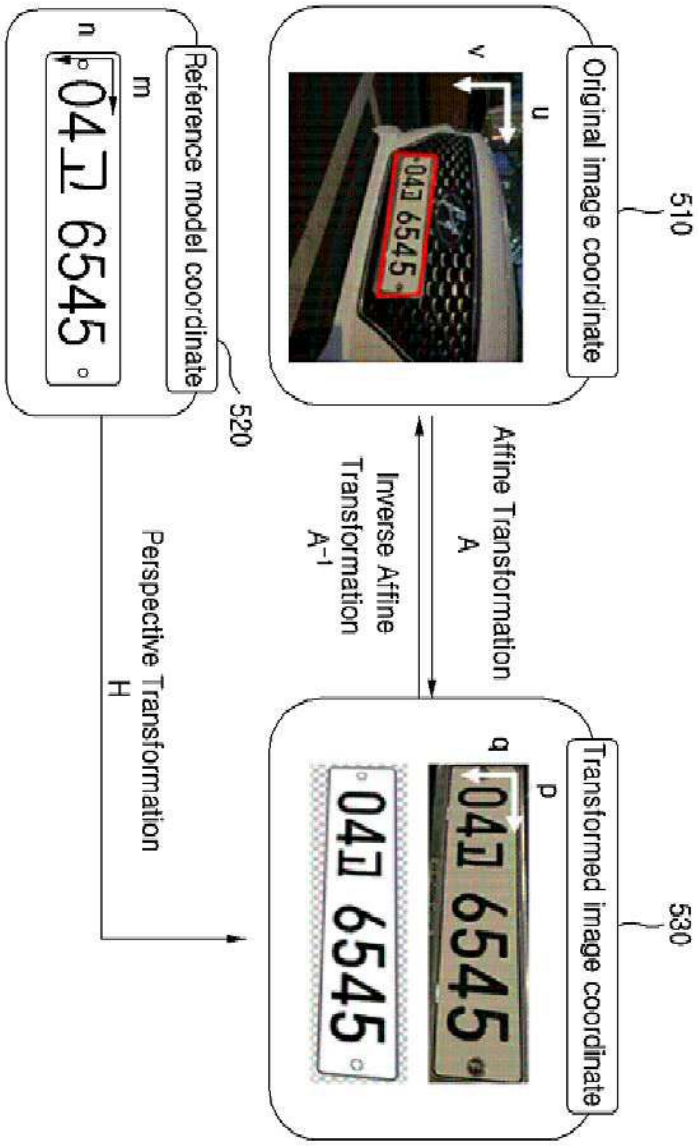
도면3


• Plate template (310)
Ps 옵
52가 3108
123가 4568
52가 3108
• Character cropping (320)
52가 3108
02허 9757
65노 0887
1. cropping
2. resizing
3. thresholding
가나…호
0 1 … 9
• Using standard (330)
52가 3108
• Reference model generation (340)
• ex) '66누6710'
66누 6710

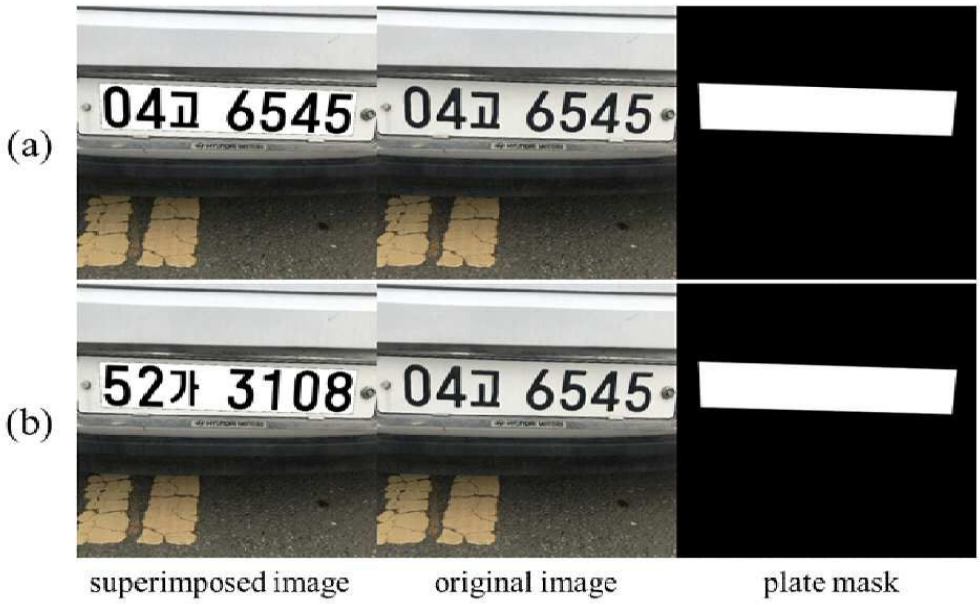
도면4


411
412
Original image
Initial position
Reference model image
421
413
Affine transformation
Feature extraction
422
414
Histogram Equalization
Feature tracking
423
415
Adaptive Thresholding
Homography estimation with RANSAC
424
H
430
Image differencing
Perspective transformation
425
Thresholding
426
440
Diff < ε?
N
Y
END

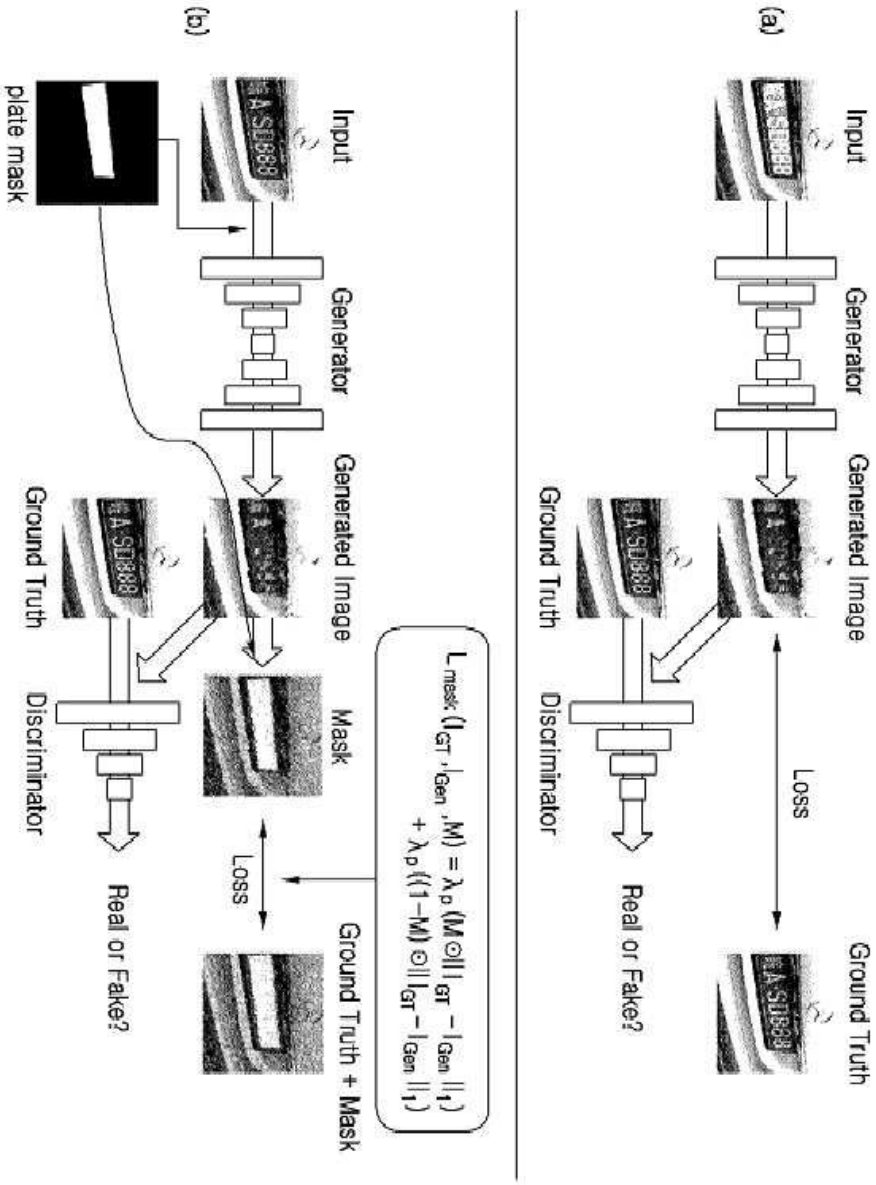
도면5


Original image coordinate
510
u
v
Affine Transformation
A
Inverse Affine
Transformation
A^{-1}
Transformed image coordinate
530
p
q
Reference model coordinate
520
m
n
Perspective Transformation
H

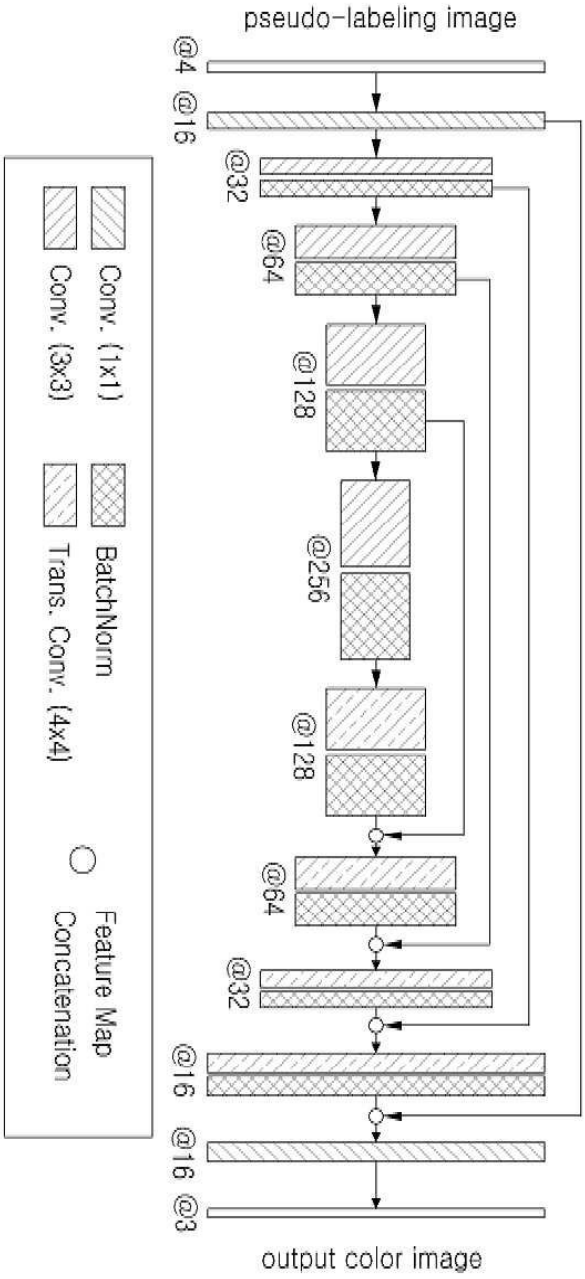
도면6


(a)
04고 6545
04고 6545
(b)
52가 3108
04고 6545
superimposed image
original image
plate mask

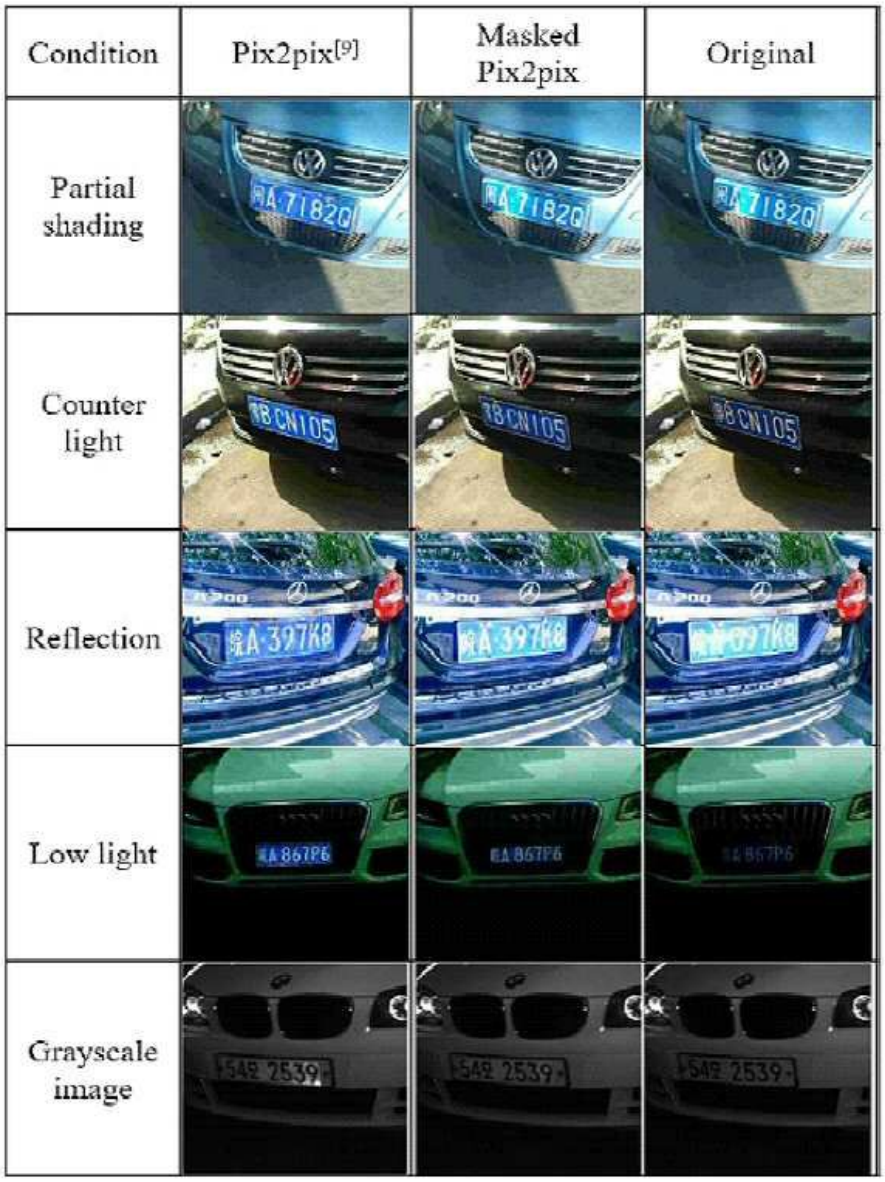
도면7


(a)
Input
Generator
Generated Image
Ground Truth
Discriminator
Real or Fake?
Loss
Ground Truth
(b)
plate mask
Input
Generator
Generated Image
Mask
Ground Truth
Discriminator
Real or Fake?
Loss
Ground Truth + Mask
$L_{mask}(I_{GT}, I_{Gen}, M) = \lambda_p (M \odot || I_{GT} - I_{Gen} ||_1) + \lambda_p ((1-M) \odot || I_{GT} - I_{Gen} ||_1)$

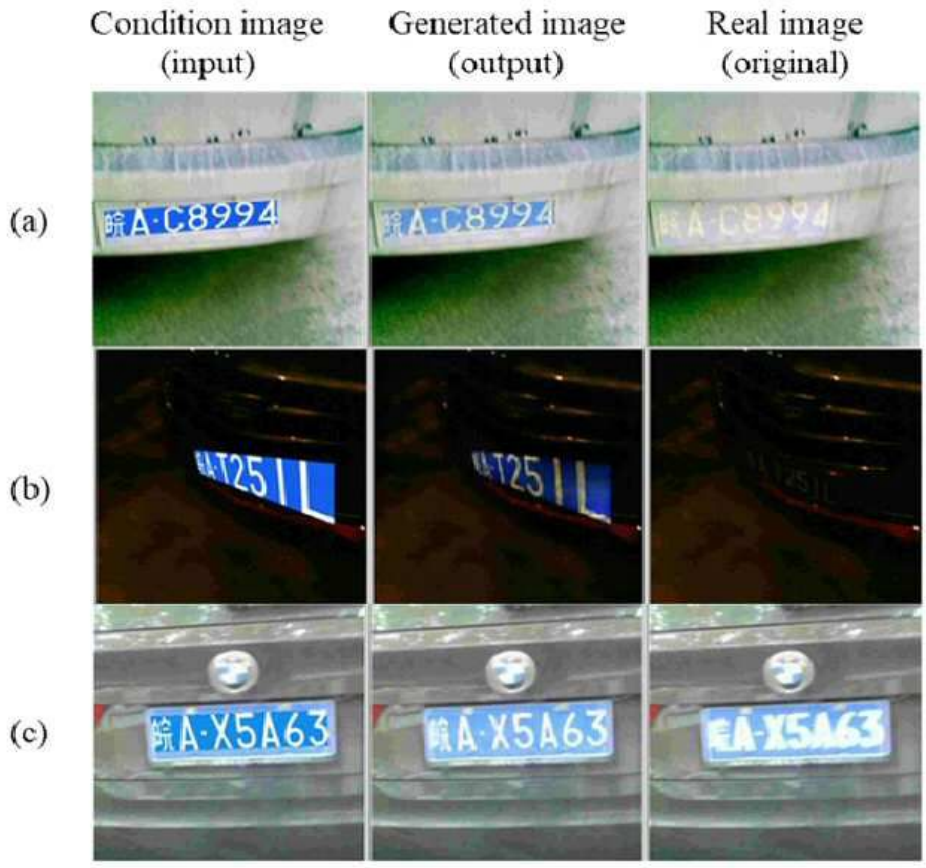
도면8


pseudo-labeling image
@4
@16
@32
@64
@128
@256
@128
@64
@32
@16
@16
@3
output color image
Conv. (1x1)
Conv. (3x3)
BatchNorm
Trans. Conv. (4x4)
Feature Map
Concatenation

도면9


Condition
Pix2pix[9]
Masked Pix2pix
Original
Partial shading
Counter light
Reflection
Low light
Grayscale image

도면10


Condition image
(input)
Generated image
(output)
Real image
(original)
(a)
(b)
(c)

도면11

