



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0165579  
(43) 공개일자 2024년11월25일

- |  |  |
|--|--|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)<br/>G06V 30/10 (2022.01) G06N 3/094 (2023.01)<br/>G06T 7/70 (2017.01) G06V 30/18 (2022.01)<br/>G06V 30/182 (2022.01) G06V 30/19 (2022.01)</p> <p>(52) CPC특허분류<br/>G06V 30/10 (2023.08)<br/>G06N 3/094 (2023.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2023-0062877<br/>(22) 출원일자 2023년05월16일<br/>심사청구일자 2023년05월16일</p> | <p>(71) 출원인<br/>포항공과대학교 산학협력단<br/>경상북도 포항시 남구 청암로 77 (지곡동)</p> <p>(72) 발명자<br/>김상우<br/>경상북도 포항시 남구 청암로 77<br/>최혜연<br/>경상북도 포항시 남구 청암로 77<br/>정원석<br/>경상북도 포항시 남구 청암로 77</p> <p>(74) 대리인<br/>특허법인이상</p> |
|--|--|

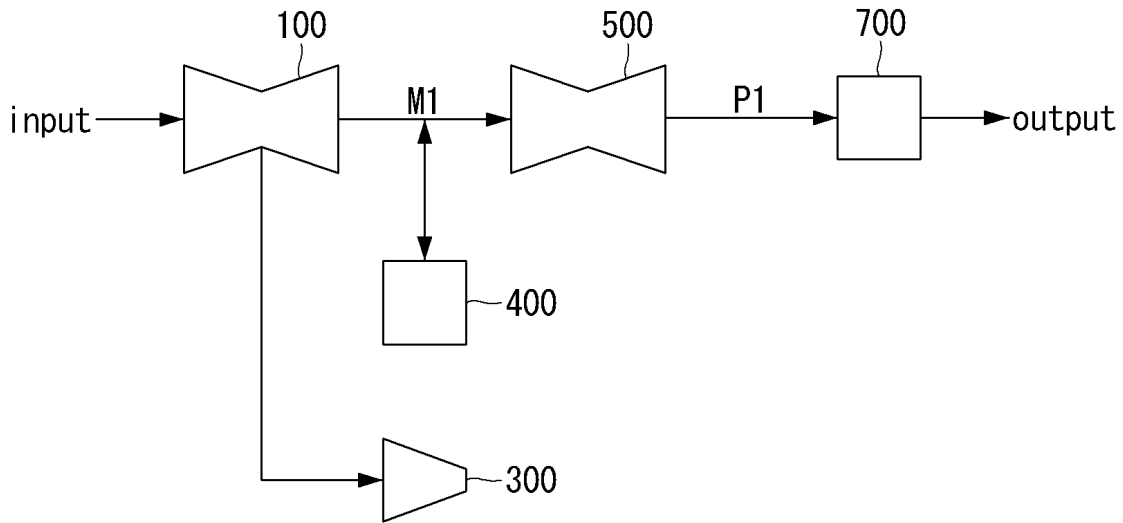
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 도메인 어댑테이션을 활용하는 제품 코드 인식 방법 및 장치

(57) 요약

도메인 어댑테이션을 활용하는 제품 코드 인식 방법 및 장치가 개시된다. 이 방법은, 마스크 모델에 의해, 입력 영상에서 입력 영상에 포함된 제품 코드의 위치를 알리는 마스크를 예측하는 단계, 마스크를 이용하여 입력 영상으로부터 제품 코드에 집중된 집중 영상을 생성하는 단계, 및 문자 인식 모델에 의해, 집중 영상 내 관심 객체들을 기설정된 매핑 정보를 갖는 표식들로 예측하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

*G06T 7/70* (2017.01)

*G06V 30/18133* (2023.08)

*G06V 30/1823* (2023.08)

*G06V 30/19173* (2023.08)

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

도메인 어덱테이션을 활용하는 제품 코드 인식 방법으로서,  
 마스크 모델에 의해, 입력 영상에서 상기 입력 영상에 포함된 제품 코드의 위치를 알리는 마스크를 예측하는 단계;  
 상기 마스크를 이용하여 상기 입력 영상으로부터 상기 제품 코드에 집중된 집중 영상을 생성하는 단계; 및  
 문자 인식 모델에 의해, 상기 집중 영상 내 관심 객체들을 기설정된 매핑 정보를 갖는 표식들로 예측하는 단계;  
 를 포함하는 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 2

청구항 1에 있어서,  
 상기 마스크 모델에 연결되고 상기 마스크 모델에서 출력되는 특징 벡터의 도메인을 판별하는 판별자에 의해, 상기 입력 영상이 소스 도메인이든지 타겟 도메인이든지 상기 입력 영상을 소스 도메인으로 판별하도록 상기 마스크 모델을 적대적 학습시키는 단계를 더 포함하는, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 3

청구항 2에 있어서,  
 상기 적대적 학습시키는 단계는, 상기 입력 영상에 상기 마스크 모델의 인코더 및 디코더의 컨볼루션 연산을 적용하여 특징 벡터를 출력할 때, 상기 인코더 및 상기 디코더 중 적어도 어느 하나에서 출력되는 특징 벡터가 소스 도메인의 제1 특징 벡터인지, 타겟 도메인의 제2 특징 벡터인지에 대한 구별을 오관하도록 상기 마스크 모델을 학습시키는, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 4

청구항 2에 있어서,  
 상기 판별자는 소스 도메인의 제1 특징과 타겟 도메인의 제2 특징을 구별하는 이진 분류(binary classification)를 수행하며,  
 상기 마스크 모델은 상기 판별자가 상기 입력 영상이 소스인지 타겟인지 구별할 수 없는 특징을 생성하도록 학습되는, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 5

청구항 2에 있어서,  
 상기 판별자는 상기 마스크 모델의 인코더의 중간 계층, 디코더의 중간 계층, 및 상기 인코더와 상기 디코더와의 연결 계층 중 적어도 어느 하나 이상에 연결되는, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 6

청구항 2에 있어서,  
 상기 마스크 모델의 파라미터를 전체 손실함수를 사용하여 업데이트하는 단계를 더 포함하며, 여기서 상기 전체 손실함수는 적대적 손실함수에 가중치를 곱한 값에 마스크 손실함수를 합하여 계산되는, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 마스크 손실함수는 제품 코드 영역을 제외한 배경 영역인 마스크 영역을 추출하기 위한 마스크의 손실함수로서, 예측 마스크와 픽셀 단위 이진 라벨로 이루어진 이진분류 손실함수이고,

학습 과정에서 소스도메인의 입력 영상이 상기 마스크 모델의 입력으로 사용될 때, 상기 마스크 모델에서 출력되는 예측에 대하여 올바른 라벨을 사용하여 업데이트를 수행하는 단계를 더 포함하는, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 8

청구항 6에 있어서,

상기 최대 손실함수는 최대 학습을 위한 손실함수로서, 상기 판별자의 예측과 입력 영상 도메인의 반전 라벨로 이루어진 이진분류 손실함수이고,

학습 과정에서, 소스도메인 및 타겟도메인 중 어떤 도메인의 입력 영상이 들어와도 상기 판별자가 소스도메인 영상이라고 착각할 수 있는 인코더 출력을 출력하도록 상기 마스크 모델을 학습시키는 단계를 더 포함하는, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 9

청구항 8에 있어서,

상기 학습 과정에서, 상기 마스크 모델의 파라미터를 고정시키고, 판별자 손실함수를 사용하여 상기 판별자의 파라미터를 업데이트하는 단계를 더 포함하며,

상기 판별자 손실함수는 상기 판별자의 예측 값과 입력 영상 도메인의 라벨로 이루어지는 이진분류 손실함수인, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 10

청구항 9에 있어서,

상기 판별자의 파라미터를 업데이트하는 단계는, 학습 과정에서 상기 마스크 모델에 소스도메인 또는 타겟도메인의 입력 영상이 입력될 때, 상기 마스크 모델의 출력을 입력으로 받는 상기 판별자에서 영상 도메인을 예측하고, 예측된 출력 값인 1 또는 0에 대하여 올바른 라벨의 정답 값으로 학습을 수행하는 단계를 더 포함하는, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 11

청구항 1에 있어서,

상기 표식들을 토대로 상기 입력 영상 내 제품 코드를 인식하는 단계를 더 포함하는, 제품 코드 인식 방법.

#### 청구항 12

도메인 어댑테이션을 활용하는 제품 코드 인식 장치로서,

제품 코드 인식을 위한 프로그램 명령을 수행하는 적어도 하나의 프로세서에 탑재되고 입력 영상에서 상기 입력 영상에 포함된 제품 코드의 위치를 알리는 마스크를 예측하는 마스크 모델;

상기 마스크를 이용하여 상기 입력 영상으로부터 상기 제품 코드에 집중된 집중 영상을 생성하는 이미지 변환 모듈; 및

상기 적어도 하나의 프로세서에 탑재되고 상기 집중 영상 내 관심 객체들을 기설정된 매핑 정보를 갖는 표식들로 예측하는 문자 인식 모델;

을 포함하고,

상기 적어도 하나의 프로세서는, 상기 표식들을 토대로 상기 입력 영상 내 제품 코드를 인식하는, 제품 코드 인식 장치.

#### 청구항 13

입력 영상에서 상기 입력 영상에 포함된 제품 코드의 위치를 알리는 마스크를 예측하는 마스크 모델을 학습시키

기 위한 제1 프로그램 명령;

상기 마스크를 통해 상기 입력 영상으로부터 상기 제품 코드에 집중되도록 생성된 집중 영상을 입력으로 받고 상기 집중 영상 내 관심 객체들을 기설정된 매핑 정보를 갖는 표식들로 예측하는 문자 인식 모델을 학습시키기 위한 제2 프로그램 명령; 및

상기 제1 프로그램 명령을 수행하여 상기 마스크 모델을 학습시키는 프로세서;를 포함하는 제품 코드 인식 장치.

#### 청구항 14

청구항 12에 있어서,

상기 프로세서에 탑재되고 상기 마스크 모델에서 출력되는 특징 벡터의 도메인을 판별하도록 상기 마스크 모델에 연결되는 판별자를 더 포함하며,

상기 판별자는, 마스크 분할 네트워크를 통해 상기 입력 영상이 소스 도메인이든지 타겟 도메인이든지 상기 입력 영상을 소스 도메인으로 판별하도록 상기 마스크 모델을 적대적 학습시키는, 제품 코드 인식 장치.

#### 청구항 15

청구항 14에 있어서,

상기 판별자는, 상기 입력 영상에 상기 마스크 모델의 인코더 및 디코더의 컨볼루션 연산을 적용하여 특징 벡터를 추출할 때, 상기 인코더 및 상기 디코더 중 적어도 어느 하나에서 출력되는 특징 벡터가 소스 도메인의 제1 특징 벡터인지, 타겟 도메인의 제2 특징 벡터인지에 대한 구별을 오관하도록 상기 마스크 모델을 학습시키는, 제품 코드 인식 장치.

#### 청구항 16

청구항 14에 있어서,

상기 판별자는 소스 도메인의 제1 특징과 타겟 도메인의 제2 특징을 구별하는 이진 분류(binary classification)를 수행하며,

상기 마스크 모델은 상기 판별자가 상기 입력 영상이 소스인지 타겟인지 구별할 수 없는 특징을 생성하도록 학습되는, 제품 코드 인식 장치.

#### 청구항 17

청구항 14에 있어서,

상기 프로세서는, 상기 마스크 모델의 파라미터를 전체 손실함수를 사용하여 업데이트하며, 여기서 상기 전체 손실함수는 적대적 손실함수에 가중치를 곱한 값에 마스크 손실함수를 합하여 계산되는, 제품 코드 인식 장치.

#### 청구항 18

청구항 17에 있어서,

상기 마스크 손실함수는 제품 코드 영역을 제외한 배경 영역인 마스크 영역을 추출하기 위한 마스크의 손실함수로서, 예측 마스크와 픽셀 단위 이진 라벨로 이루어진 이진분류 손실함수이고,

상기 프로세서는, 학습 과정에서 소스도메인의 입력 영상이 상기 마스크 모델의 입력으로 사용될 때, 상기 마스크 모델에서 출력되는 예측에 대하여 올바른 라벨을 사용하여 업데이트를 수행하는, 제품 코드 인식 장치.

#### 청구항 19

청구항 17에 있어서,

상기 적대적 손실함수는 적대적 학습을 위한 손실함수로서, 상기 판별자의 예측과 입력 영상 도메인의 반전 라벨로 이루어진 이진분류 손실함수이고,

상기 프로세서는, 학습 과정에서 소스도메인 및 타겟도메인 중 어떤 도메인의 입력 영상이 들어와도 상기 판별

자가 소스도메인 영상이라고 착각할 수 있는 인코더 출력을 갖도록 상기 마스킹 모델을 학습시키는, 제품 코드 인식 장치.

## 청구항 20

청구항 17에 있어서,

상기 프로세서는, 상기 마스킹 모델의 파라미터를 고정시키고, 판별자 손실함수를 사용하여 상기 판별자의 파라미터를 업데이트하는 단계를 더 수행하며,

상기 판별자 손실함수는 상기 판별자의 예측 값과 입력 영상 도메인의 라벨로 이루어지는 이진분류 손실함수인, 제품 코드 인식 장치.

## 발명의 설명

### 기술 분야

[0001] 본 개시는 문자열 인식 기술에 관한 것으로, 보다 상세하게는, 제품 영상으로 미리 학습되지 않은 경우에도 제품 영상 내 제품에 표시되는 제품 코드를 도메인 어댑테이션 기법과 마스킹 분할 네트워크를 활용하여 신뢰성 있게 인식하는 제품 코드 인식 방법 및 장치에 관한 것이다.

### 배경 기술

[0002] 제품 생산 공장에서 생산되는 제품을 촬영한 제품 영상에서 제품에 표시된 제품 코드를 인식하는 문제는 다양한 산업 현장에서 대두되고 있다. 그 중에 영상 처리를 통한 제품 코드 인식 기술은 작업자의 작업 능률을 향상시키며, 공장 자동화를 이루는데 기여하고 있다. 영상 처리를 활용하여 제품 번호, 제품 코드, 바코드, 사용 기한 등을 인식하는 문자열 인식 기술은 다양한 방식으로 연구되어 왔으며, 최근에는 기계 학습이나 딥러닝을 활용한 연구가 활발히 이루어지고 있다.

[0003] 기존의 딥러닝을 이용한 문자열 인식 방법 대부분은 특정 공장 데이터 즉, 동일한 카메라 위치, 밝기, 배경에서 촬영된 영상 데이터에 대해 수행되므로 문자열 인식 정확도가 높았다. 다시 말해서, 특정 공장 데이터를 토대로 생성되는 문자열 인식 모델은 다른 공장 데이터를 사용하여 문자열을 인식할 때, 그 인식 정확도에 대한 신뢰성이 크게 저하되는 단점이 있다.

[0004] 이와 같이, 비전 시스템 기반의 문자열 인식 모델을 새로운 공장이나 다른 공장에 적용하기 위해서는 해당 공장의 새로운 공장 데이터로 다시 학습해야 하는 단점이 있다. 특히, 학습을 위해서는 학습 데이터의 라벨링이 필수이며, 이러한 라벨링은 통상 수작업이기 때문에 많은 시간과 비용이 소요되고, 또한 수작업의 경우에는 잘못된 라벨링의 위험도 상대적으로 높은 단점이 있다.

[0005] 더욱이, 제품의 생산 공정이나 이송 공정에서 제품 코드가 일정한 위치에 위치하지 않는 경우, 입력 영상에 포함된 제품 코드는 다지향된 형태를 가지며, 이러한 다지향적 제품 코드에 대한 기존의 비전 시스템 기반 문자열 인식 시스템의 인식 정확도는 매우 낮다는 문제가 있다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0006] 본 개시는 종래 기술의 문제를 해결하기 위해 도출된 것으로, 본 개시의 목적은 라벨이 없는 타겟 도메인의 이미지를 의미적 분할(Semantic Segmentation)을 활용하는 도메인 어댑테이션 기법과 새롭게 제안하는 손실 함수를 토대로 하는 문자열 인식 알고리즘 기반으로 영상 데이터 내 제품에 표시되는 제품 코드 등의 문자열을 신뢰성 높게 인식할 수 있는 도메인 어댑테이션을 활용하는 제품 코드 인식 방법 및 장치를 제공하는데 있다.

[0007] 본 개시의 다른 목적은, 도메인 어댑테이션 기법과 함께 마스킹 분할 네트워크를 활용하는 제품 코드 인식 방법 및 장치를 제공하는데 있다.

[0008] 본 개시의 또 다른 목적은 철강 공정 등에서의 제품 생산 관리를 위한 비전 시스템, 기존의 바코드 인식 시스템, 상품 유통기한 인식 시스템 등에 채용하여 제품 번호나 제품 코드의 인식 신뢰도를 향상시킬 수 있는 도메인 어댑테이션을 활용한 제품 코드 인식 방법 및 장치를 제공하는데 있다.

**과제의 해결 수단**

- [0009] 상기 기술적 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 측면에 따른 제품 코드 인식 방법은, 도메인 어택테이션을 활용하는 제품 코드 인식 방법으로서, 마스킹 모델에 의해, 입력 영상에서 상기 입력 영상에 포함된 제품 코드의 위치를 알리는 마스크를 예측하는 단계; 상기 마스크를 이용하여 상기 입력 영상으로부터 상기 제품 코드에 집중된 집중 영상을 생성하는 단계; 및 문자 인식 모델에 의해, 상기 집중 영상 내 관심 객체들을 기설정된 매핑 정보를 갖는 표식들로 예측하는 단계를 포함한다.
- [0010] 상기 제품 코드 인식 방법(이하 간략히 '상기 방법')은, 상기 마스킹 모델에 연결되고 상기 마스킹 모델에서 출력되는 특징 벡터의 도메인을 판별하는 판별자에 의해, 상기 입력 영상이 소스 도메인인지 타겟 도메인인지 상기 입력 영상을 소스 도메인으로 판별하도록 상기 마스킹 모델을 적대적 학습시키는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0011] 상기 적대적 학습시키는 단계는, 상기 입력 영상에 상기 마스킹 모델의 인코더 및 디코더의 컨볼루션 연산을 적용하여 특징 벡터를 출력할 때, 상기 인코더 및 상기 디코더 중 적어도 어느 하나에서 출력되는 특징 벡터가 소스 도메인의 제1 특징 벡터인지, 타겟 도메인의 제2 특징 벡터인지에 대한 구별을 오관하도록 상기 마스킹 모델을 학습시키도록 구성될 수 있다.
- [0012] 상기 판별자는 소스 도메인의 제1 특징과 타겟 도메인의 제2 특징을 구별하는 이진 분류(binary classification)를 수행할 수 있다. 상기 마스킹 모델은 상기 판별자가 상기 입력 영상이 소스인지 타겟인지 구별할 수 없는 특징을 생성하도록 학습될 수 있다.
- [0013] 상기 판별자는 상기 마스킹 모델의 인코더의 중간 계층, 디코더의 중간 계층 및 상기 인코더와 상기 디코더와의 연결 계층 중 적어도 어느 하나 이상에 연결될 수 있다.
- [0014] 상기 방법은, 상기 마스킹 모델의 파라미터를 전체 손실함수를 사용하여 업데이트하는 단계를 더 포함할 수 있다. 상기 전체 손실함수는 적대적 손실함수에 가중치를 곱한 값에 마스크 손실함수를 합하여 계산될 수 있다.
- [0015] 상기 마스크 손실함수는 제품 코드 영역을 제외한 배경 영역인 마스킹 영역을 추출하기 위한 마스크의 손실함수로서, 예측 마스크와 픽셀 단위 이진 라벨로 이루어진 이진분류 손실함수일 수 있다. 이 경우, 상기 방법은, 학습 과정에서 소스도메인의 입력 영상이 상기 마스킹 모델의 입력으로 사용될 때, 상기 마스킹 모델에서 출력되는 예측에 대하여 올바른 라벨을 사용하여 업데이트를 수행하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0016] 상기 적대적 손실함수는 적대적 학습을 위한 손실함수로서, 상기 판별자의 예측과 입력 영상 도메인의 반전 라벨로 이루어진 이진분류 손실함수일 수 있다. 이 경우, 상기 방법은, 학습 과정에서, 소스도메인 및 타겟도메인 중 어떤 도메인의 입력 영상이 들어와도 상기 판별자가 소스도메인 영상이라고 착각할 수 있는 인코더 출력을 출력하도록 상기 마스킹 모델을 학습시키는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0017] 상기 방법은, 상기 학습 과정에서, 상기 마스킹 모델의 파라미터를 고정시키고, 판별자 손실함수를 사용하여 상기 판별자의 파라미터를 업데이트하는 단계를 더 포함할 수 있다. 상기 판별자 손실함수는 상기 판별자의 예측 값과 입력 영상 도메인의 라벨로 이루어지는 이진분류 손실함수일 수 있다.
- [0018] 상기 판별자의 파라미터를 업데이트하는 단계는, 학습 과정에서 상기 마스킹 모델에 소스도메인 또는 타겟도메인의 입력 영상이 입력될 때, 상기 마스킹 모델의 출력을 입력으로 받는 상기 판별자에서 영상 도메인을 예측하고, 예측된 출력 값인 1 또는 0에 대하여 올바른 라벨의 정답 값으로 학습을 수행하도록 구성될 수 있다.
- [0019] 상기 방법은, 상기 표식들을 토대로 상기 입력 영상 내 제품 코드를 인식하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0020] 상기 기술적 과제를 해결하기 위한 본 발명의 다른 측면에 따른 제품 코드 인식 장치는, 도메인 어택테이션을 활용하는 제품 코드 인식 장치로서, 제품 코드 인식을 위한 프로그램 명령을 수행하는 적어도 하나의 프로세서에 탑재되고 입력 영상에서 상기 입력 영상에 포함된 제품 코드의 위치를 알리는 마스크를 예측하는 마스킹 모델; 상기 마스크를 이용하여 상기 입력 영상으로부터 상기 제품 코드에 집중된 집중 영상을 생성하는 이미지 변환 모듈; 및 상기 적어도 하나의 프로세서에 탑재되고 상기 집중 영상 내 관심 객체들을 기설정된 매핑 정보를 갖는 표식들로 예측하는 문자 인식 모델을 포함할 수 있다. 상기 적어도 하나의 프로세서는, 상기 표식들을 토대로 인식된 상기 입력 영상 내 제품 코드를 출력할 수 있다.
- [0021] 상기 기술적 과제를 해결하기 위한 본 발명의 또 다른 측면에 따른 제품 코드 인식 장치는, 입력 영상에서 상기 입력 영상에 포함된 제품 코드의 위치를 알리는 마스크를 예측하는 마스킹 모델을 학습시키기 위한 제1 프로그램

램 명령; 상기 마스크를 통해 상기 입력 영상으로부터 상기 제품 코드에 집중되도록 생성된 집중 영상을 입력으로 받고 상기 집중 영상 내 관심 객체들을 기설정된 매핑 정보를 갖는 표식들로 예측하는 문자 인식 모델을 학습시키기 위한 제2 프로그램 명령; 및 상기 제1 프로그램 명령을 수행하여 상기 마스크 모델을 학습시키는 프로세서를 포함한다.

- [0022] 상기 제품 코드 인식 장치(이하 간략히 '상기 장치')는, 상기 프로세서에 탑재되고 상기 마스크 모델에서 출력되는 특징 벡터의 도메인을 판별하도록 상기 마스크 모델에 연결되는 판별자를 더 포함할 수 있다. 상기 판별자는, 마스크 분할 네트워크를 통해 상기 입력 영상이 소스 도메인이든지 타겟 도메인이든지 상기 입력 영상을 소스 도메인으로 판별하도록 상기 마스크 모델을 적대적 학습시킬 수 있다.
- [0023] 상기 판별자는, 상기 입력 영상에 상기 마스크 모델의 인코더 및 디코더의 컨볼루션 연산을 적용하여 특징 벡터를 추출할 때, 상기 인코더 및 상기 디코더 중 적어도 어느 하나에서 출력되는 특징 벡터가 소스 도메인의 제1 특징 벡터인지, 타겟 도메인의 제2 특징 벡터인지에 대한 구별을 오판하도록 상기 마스크 모델을 학습시키는데 이용될 수 있다.
- [0024] 상기 판별자는 소스 도메인의 제1 특징과 타겟 도메인의 제2 특징을 구별하는 이진 분류(binary classification)를 수행하도록 구성될 수 있다.
- [0025] 상기 마스크 모델은 상기 판별자가 상기 입력 영상이 소스인지 타겟인지 구별할 수 없는 특징을 생성하도록 상기 판별자를 이용하여 학습될 수 있다.
- [0026] 상기 프로세서는, 상기 마스크 모델의 파라미터를 전체 손실함수를 사용하여 업데이트할 수 있다.
- [0027] 상기 전체 손실함수는 적대적 손실함수에 가중치를 곱한 값에 마스크 손실함수를 합하여 계산될 수 있다.
- [0028] 상기 마스크 손실함수는 제품 코드 영역을 제외한 배경 영역인 마스크 영역을 추출하기 위한 마스크의 손실함수로서, 예측 마스크와 픽셀 단위 이진 라벨로 이루어진 이진분류 손실함수일 수 있다.
- [0029] 상기 프로세서는, 학습 과정에서 소스도메인의 입력 영상이 상기 마스크 모델의 입력으로 사용될 때, 상기 마스크 모델에서 출력되는 예측에 대하여 올바른 라벨을 사용하여 상기 마스크 모델의 업데이트를 수행할 수 있다.
- [0030] 상기 적대적 손실함수는 적대적 학습을 위한 손실함수로서, 상기 판별자의 예측과 입력 영상 도메인의 반전 라벨로 이루어진 이진분류 손실함수일 수 있다.
- [0031] 상기 프로세서는, 학습 과정에서 소스도메인 및 타겟도메인 중 어떤 도메인의 입력 영상이 들어와도 상기 판별자가 소스도메인 영상이라고 착각할 수 있는 인코더 출력을 갖도록 상기 마스크 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0032] 상기 프로세서는, 상기 마스크 모델의 파라미터를 고정시키고, 판별자 손실함수를 사용하여 상기 판별자의 파라미터를 업데이트할 수 있다.
- [0033] 상기 판별자 손실함수는 상기 판별자의 예측 값과 입력 영상 도메인의 라벨로 이루어지는 이진분류 손실함수일 수 있다.

**발명의 효과**

- [0034] 본 발명에 의하면, 철강 공정에서 철강 반제품인 블룸(bloom), 빌렛(billet), 슬라브(slab) 등에 새겨진 다중 지향된 제품 번호를 효과적으로 인식하는 비전 시스템 기반 제품 코드 인식 방법 및 장치를 제공할 수 있다. 즉, 새로운 철강 제품 번호 인식 시스템을 제공할 수 있다.
- [0035] 또한, 본 발명에 의하면, 비전 시스템을 통해 제품의 바코드를 인식할 때 바코드의 상태나 위치의 변형에도 및/또는 주변의 빛의 조사량의 차이에도 기존 기술 대비 상대적으로 우수한 인식률을 가진 새로운 바코드 인식 시스템을 제공할 수 있다.
- [0036] 또한, 본 발명에 의하면, 비전 시스템을 통해 제품의 유통기한이나 소비기한을 인식할 때 유통기한이나 소비기한 표시의 상태나 위치의 변형에도 및/또는 주변의 빛의 조사량의 차이에도 기존 기술 대비 우수한 인식률을 나타내는 개량된 상품 유통기한 인식 시스템 또는 상품 소비기한 인식 시스템을 제공할 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

- [0037] 도 1은 본 개시의 일실시예에 따른 제품 코드 인식 장치의 구성을 설명하기 위한 개략도이다.



도 2 및 도 3은 서로 다른 두 공장들에서 촬영된 제품 코드 영상들에서 철강 제품의 한 형태인 블룸(bloom)의 제품 코드 문자열의 크기와 위치에서의 차이를 설명하기 위한 예시도이다.

도 4는 도 1의 제품 코드 인식 장치의 입력 영상으로 사용할 수 있는 제품 코드가 표시된 철강 제품 영상들에 대한 예시도이다.

도 5는 도 1의 제품 코드 인식 장치에 채용할 수 있는 딥러닝 기반 라벨링 과정을 설명하기 위한 예시도이다.

도 6은 도 1의 제품 코드 인식 장치에 채용할 수 있는 딥러닝 기반 라벨링 과정을 설명하기 위한 또 다른 예시도이다.

도 7은 도 1의 제품 코드 인식 장치의 마스킹 모델에 채용할 수 있는 딥러닝 구조를 설명하기 위한 예시도이다.

도 8 내지 도 10은 도 1의 제품 코드 인식 장치의 마스킹 모델과 판별자의 연결관계를 설명하기 위한 예시도들이다.

도 11은 도 1의 제품 코드 인식 장치의 이중(two-stage) 네트워크를 활용한 제품 코드 인식 결과들에 대한 예시도이다.

도 12는 도 1의 제품 코드 인식 장치의 작동 원리를 설명하기 위한 이중 네트워크 구조에 대한 예시도이다.

도 13은 도 12의 이중 네트워크 구조 내 마스크넷(MaskNet)의 학습 과정을 설명하기 위한 개략도이다.

도 14는 본 발명의 다른 실시예에 따른 제품 코드 인식 장치에 대한 개략적인 구성도이다.

도 15는 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 제품 코드 인식 방법에 대한 흐름도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0038] 본 발명은 다양한 변형을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0039] 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.
- [0040] 본 출원의 실시예들에서, 'A 및 B 중에서 적어도 하나'는 'A 또는 B 중에서 적어도 하나' 또는 'A 및 B 중 하나 이상의 조합들 중에서 적어도 하나'를 의미할 수 있다. 또한, 본 출원의 실시예들에서, 'A 및 B 중에서 하나 이상'은 'A 또는 B 중에서 하나 이상' 또는 'A 및 B 중 하나 이상의 조합들 중에서 하나 이상'을 의미할 수 있다.
- [0041] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 '연결되어' 있다거나 '접속되어' 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 '직접 연결되어' 있다거나 '직접 접속되어' 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.
- [0042] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, '포함한다' 또는 '가진다' 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0043] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가진 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0044] 본 명세서에서, 제품 코드 인식 방법이나 제품 코드 인식 장치에 대한 표현은, 간단히 문자 인식 방법이나 문자

인식 장치로 대체하여 사용될 수 있다.

- [0045] 이하, 첨부한 도면들을 참조하여, 본 발명의 바람직한 실시예를 보다 상세하게 설명하고자 한다. 본 발명을 설명함에 있어 전체적인 이해를 용이하게 하기 위하여 도면상의 동일한 구성요소에 대해서는 동일한 참조부호를 사용하고 동일한 구성요소에 대해서 중복된 설명은 생략한다.
- [0046] 도 1은 본 개시의 실시예에 따른 제품 코드 인식 장치의 구성을 설명하기 위한 개략도이다.
- [0047] 도 1을 참조하면, 제품 코드 인식 장치는 마스킹 모델(100)과 문자 인식 모델(500)을 구비한 이중 네트워크(two-stage network) 구조를 가진다. 여기서 마스킹 모델(100)은 제품을 촬영한 영상들 중 제품을 식별하거나 제품 사용 기한 등을 표시하기 위한 제품 코드가 포함되는 영상(이하 간략히 '제품 코드 영상')을 입력으로 받아 배경 영역을 제거하거나 제품 코드에 대한 문자열의 위치를 찾는 모델이고, 문자 인식 모델(500)은 제품 코드에 대한 문자열 집중되도록 만들어진 영상(이하 '집중 영상')을 입력으로 받아 집중 영상(M1) 내 제품 코드와 관련된 인식 정보(P1 참조)를 생성하여 출력하는 모델이다.
- [0048] 참고로, 기존의 단일 네트워크(one-stage network) 구조를 가지는 즉, 단일 인공지능망을 가지는 딥러닝 모델은 복잡한 배경 영역과 문자 영역을 구분하고, 구분된 문자 영역에서 문자를 인식하는 두 가지 작업을 하나의 모델로 수행하도록 구성된다. 이러한 구성을 가지는 기존의 딥러닝 모델은, 공장 시설 변경, 작업 시간 변경 등에 의해 조명, 그림자 등의 주변 환경이나 조도 레벨 등이 변한 상태에 촬영된 복잡한 배경을 제품 코드 영상이 포함하고 있는 경우에, 제품 코드에 대한 문자열이 위치하는 영역(이하 '문자열 영역')을 검출하는데 오류가 많아지게 되고, 이에 따라 제품 번호나 제품 코드 등의 문자열을 제대로 인식하지 못하는 경우가 다수 발생하는 문제, 즉 문자열 인식 성능이 떨어지는 한계를 가진다.
- [0049] 본 실시예의 제품 코드 인식 장치는 전술한 기존 기술의 한계를 극복하기 위해, 특히 다른 공장의 영상으로서 사전에 학습에 사용되지 않는 제품 코드 영상에 대해서도 강한 문자열 인식 성능을 갖도록 하기 위해 문자 인식 모델(500)의 앞 단에 마스킹 모델(100)을 설치하고, 판별자(300)를 사용하여 마스킹 모델(100)을 적대적 학습시키는 것을 주요한 기술적 특징 중 하나로 가진다.
- [0050] 마스킹 모델(100)의 딥러닝 구조는 인코더(Encoder)와 디코더(Decoder)로 이루어질 수 있다. 인코더는 제품 코드 영상을 포함하는 입력 영상으로부터 특징 벡터(feature vectors)를 추출하는 기능을 수행하고, 디코더는 특징 벡터의 의미를 보존하되, 출력 영상의 크기를 사용자의 의도에 맞는 미리 설정된 크기로 조절하는 기능을 수행한다. 이러한 인코더와 디코더의 딥러닝 구조는 컨볼루션 연산을 수행하는 컨볼루션 레이어(convolution layers)와 모델의 비선형성을 추가하기 위한 액티베이션 함수(activation function) 등의 결합으로 구성될 수 있다.
- [0051] 전술한 마스킹 모델(100)을 사용하면, 제품 코드 영상을 픽셀 단위로 구분하여 각 픽셀에 해당하는 클래스 값을 부여하는 픽셀 단위 라벨을 활용하여 제품 코드 인식 알고리즘을 학습시킬 수 있다.
- [0052] 여기서, 클래스는 배경 영역의 픽셀들에 제1 픽셀 값 예컨대, 0을 대입시킬 때, 제품 코드에 대한 문자열이 위치하는 문자열 영역의 픽셀들에 제2 픽셀 값 예컨대 1을 대입시킬 수 있다. 즉, 제품 코드를 나타내기 위한 숫자, 알파벳, 기호, 부호 또는 이들의 조합을 포함한 문자열 영역의 각 타겟 객체에 제2 픽셀 값을 대응시키는 것을 의미할 수 있다.
- [0053] 이와 같이, 픽셀 단위 라벨을 이용하는 마스킹 모델(100)을 활용하면, 방대한 양의 학습 데이터 즉, 영상-라벨 세트 기반으로 철강 제품 번호 인식 등을 위한 제품 코드 인식 알고리즘을 효과적으로 학습시킬 수 있다.
- [0054] 또한, 본 실시예의 제품 코드 인식 장치는, 딥러닝 모델인 마스킹 모델(100)의 효율적인 확산 적용을 위해 비지도학습 도메인 어댑테이션(Unsupervised domain adaptation, UDA) 기법을 활용하도록 구성될 수 있다.
- [0055] 확산 적용에서 주목할 점은 공장 별로 제품의 식별을 위해 제품 표면에 표시되는 코드나 문자의 형태가 비슷한 경우에도, 제품 코드 영상 내 배경이 상이하면, 배경 영역을 제거하고 문자 영역에서 검출하는데 오류가 발생할 가능성이 높다는 것이다. 따라서, 공장 별로 데이터셋을 구축하여 딥러닝 모델을 학습시키는 과정이 필요하고, 이러한 데이터셋 구축 과정과 학습 과정에서 많은 시간과 노동력이 소요될 것이 예상된다. 이에 본 실시예에서는, 전술한 문제를 개선하고자, 이중(two-stage) 네트워크 구조로 구성된 문자 인식 프레임워크에서 배경 제거 작업을 수행하는 딥러닝 모델 즉, 마스킹 모델(100)에 UDA 기법을 적용한다.
- [0056] 이러한 UDA 기법을 좀더 상세히 설명은 다음과 같다.

- [0057] 먼저 방대한 데이터셋을 구성한 도메인을 소스도메인(source domain)이라고 칭하고, 다른 공장의 제품 코드 영상으로 구성된 데이터셋을 타겟도메인(Target domain)이라 칭하기로 한다. 여기서, 소스도메인 데이터는 픽셀 단위로 문자열의 문자 종류를 나타내는 라벨이 존재하고, 타겟도메인 데이터는 라벨이 존재하지 않는다고 가정한다. 이러한 조건에서 UDA 기법의 활용 방법은 다음의 1) 및 2)와 같다.
- [0058] 1) 배경 영역을 제거하는 마스킹 모델(100)의 학습을 위해, 인코더 부분에 도메인 식별자인 판별자(Discriminator, 300)를 추가한다. 판별자(300)는 인코더의 입력 영상이 어떤 공장의 영상인지를 판별하는 기능을 수행한다. 그리고, 마스킹 모델(100)을 학습시킬 때 판별자(300)를 활용하여 적대적 학습을 수행할 수 있다.
- [0059] 여기서 적대적 학습(adversarial training)은 다음과 같은 학습 과정을 의미할 수 있다. 즉, 마스킹 모델(100)에 입력 영상이 입력되면, 인코더의 컨볼루션 연산을 통해 특징 벡터가 추출되고, 이때 추출된 특징 벡터가 소스도메인의 특징 벡터인지, 타겟도메인의 특징 벡터인지에 대한 구별을 판별자가 헛갈리도록 즉, 판별자가 틀리게 구별하도록 마스킹 모델(100)을 학습시키는 것을 의미할 수 있다.
- [0060] 2) 인코더의 특징 벡터의 출처를 판별자(300)가 헛갈리게 혼란하는 적대적 학습을 다른 의미로 해석하면, 마스킹 모델(100)에 소스도메인과 타겟도메인 중 임의의 영상이 들어와도 인코더에서 공통적으로 활용할 수 있는 특징 벡터를 추출할 수 있게 마스킹 모델(100)을 학습시킨다는 의미가 된다.
- [0061] 이와 같이, 본 실시예에 따른 제품 코드 인식 장치는, 다른 공장의 영상에 대해서도 잘 동작하는 마스킹 모델(100)을 구비할 수 있고, 이에 의해 문자 인식 모델(500)에서 제품 번호나 제품 코드 등의 문자열을 신뢰성 있게 인식하도록 동작할 수 있다.
- [0062] 전술한 본 실시예의 제품 코드 인식 장치의 장점을 나열하면 다음의 1) 및 2)와 같다.
- [0063] 1) 마스킹 모델(100)의 적대적 학습 과정에서는, 입력 영상의 도메인 정보만 있으면 학습을 할 수 있기 때문에 픽셀 단위 라벨이 필요하지 않다. 이는 제품 코드 인식 알고리즘의 확산 적용에 있어서 라벨 데이터 생성에 드는 시간과 비용을 절감할 수 있음을 의미한다.
- [0064] 2) 마스킹 모델(100)과 문자 인식 모델(500)로 이루어지는 이중(two-stage) 네트워크 프레임워크를 통해 철강 제품 번호, 바코드, 상품 유통기한, 상품 소비기한 등의 숫자, 알파벳, 기호 등의 문자를 성능 좋게 인식할 수 있다. 즉, 이중 네트워크 구조를 통해 제품 코드 인식 장치의 문자 인식 성능을 향상시킬 수 있다.
- [0065] 도 2 및 도 3은 서로 다른 두 공장들에서 촬영된 제품 코드 영상들에서 철강 제품의 한 형태인 블룸(bloom)의 제품 코드 문자열의 크기와 위치에서의 차이를 설명하기 위한 예시도이다.
- [0066] 도 2 및 도 3을 참조하면, 서로 다른 두 공장들에서 각각 촬영된 블룸 영상들에서 블룸의 제품 코드가 표시된 문자열의 크기가 서로 다르고, 문자 영역의 위치에 차이가 있음을 알 수 있다. 각 도면에는, 블룸 영상들인 제1 제품 코드 영상(도 2 참조)과 제2 제품 코드 영상(도 3 참조)에서 제품 코드를 구성하는데 사용되는 문자열의 각 숫자와 각 알파벳의 인식 확률이 막대 그래프 형태로 도시되어 있다. 숫자는 0 내지 9를 포함하고, 알파벳은 일부 특정 알파벳들인 F, G, H, J, K, L, N를 포함한다.
- [0067] 이와 같이, 서로 다른 공장들에서 생성된 제품 코드 영상들은, 제품 코드를 나타내는 문자열의 형태나 종류 혹은 필체가 동일한 경우에도, 영상이 촬영된 위치와 촬영 위치 주변의 조도 등의 환경 차이로 인해 제품 코드 영상에서 배경의 조도 상태나 문자열의 크기가 상이할 수 있다.
- [0068] 더욱이, 도 2의 제1 제품 코드 영상이 라벨링된 데이터이고, 제2 제품 코드 영상이 라벨링되지 않은 새로운 공장의 데이터일 때, 제품 코드 인식 장치는, 마스킹 모델의 학습시, 제2 제품 코드 영상의 라벨을 활용하지 않고, 마스킹 모델의 평가시, 제2 제품 코드 영상의 라벨을 활용하도록 구성될 수 있다. 여기서, 라벨의 구성으로는 각 문자열의 클래스와 위치가 주어질 수 있다. 즉, 영상 내 모든 픽셀에 대해 클래스를 분류하여 의미 있는 대상을 객체로 분할하는 의미적 분할(Semantic Segmentation)의 정답 값(Ground Truth, GT)으로서의 라벨은, 0으로 초기화된 제품 코드 영상에서 문자열에 위치하는 픽셀들에 클래스 별로 다른 픽셀 값을 표시하도록 구성될 수 있다.
- [0069] 도 4는 도 1의 제품 코드 인식 장치의 입력 영상으로 사용할 수 있는 제품 코드가 표시된 철강 제품 영상들에 대한 예시도이다. 도 5는 도 1의 제품 코드 인식 장치에 채용할 수 있는 딥러닝 기반 라벨링 과정을 설명하기 위한 예시도이다. 그리고, 도 6은 도 1의 제품 코드 인식 장치에 채용할 수 있는 딥러닝 기반 라벨링 과정을 설명하기 위한 또 다른 예시도이다.

- [0070] 도 4를 참조하면, 제품 코드 영상으로는, 철강 공장에서 생산된 제품의 제품 번호를 촬영한 제품 코드 영상들(11, 12, 13, 14, 15)이 사용될 수 있다.
- [0071] 예를 들어, 철강 산업 분야의 경우, 고객의 요구에 따라 철강 제품을 생산하는 산업체는 철강 제품 생산 과정에서 개별 철강 제품의 추적(tracking)을 위해 각 철강 제품의 고유번호인 제품 코드를 철강 제품의 일면에 부여할 수 있다. 철강 제품 생산 과정에서 제품 코드를 잘 추적하는 것은, 제품 생산 라인을 효율적으로 운영함에 있어 매우 중요한 요소이다. 철강 제품 코드는 알파벳과 숫자로 이루어질 수 있다.
- [0072] 최근 딥러닝의 발전과 함께, 철강 제품 코드의 인식 효율성을 향상시키기 위해 영상 기반의 철강 제품 코드 인식 알고리즘이 도입되고 있다. 하지만, 기존의 철강 제품 코드 인식 알고리즘은 공장 별로 방대한 양의 학습 데이터를 필요로 하므로, 다른 공장 등에 사용하기 어려운 문제와 같이, 범용성이 크게 떨어지는 한계를 가지고 있다. 그럼에도 불구하고, 방대한 양의 학습 데이터를 효과적으로 처리하기 위해, 픽셀 단위 라벨을 사용할 수 있다. 즉, 도 5에 도시한 바와 같이, 제품 코드 영상(17) 내 문자 영역에 존재하는 특정 숫자와 특정 알파벳을 해당 클래스의 픽셀 값으로 표시한 픽셀 단위 라벨을 가진 라벨링 영상(27)을 이용할 수 있다.
- [0073] 하지만, 철강 제품 번호 등의 제품 코드를 촬영함에 있어 제품 코드가 위치한 문자 영역 주변의 배경이 복잡한 경우, 예컨대 도 6의 비교예의 제품 코드 영상(18)에서와 같이 배경 영역에 빛의 조사량 차이로 인해 대조(contrast)가 큰 영역이 포함되는 경우, 비교예의 문자 인식 모델에서는 복잡한 배경에서 문자열을 오검출하는 경우가 빈번히 발생하였다. 즉, 비교예의 라벨링 영상(28)에 나타난 바와 같이, 제품 코드를 포함한 입력 영상을 사용하는 비교예의 문자 인식 모델에서는 문자 인식 성능이 현저하게 저하될 수 있다.
- [0074] 다시 도 1을 참조하면, 본 실시예의 제품 코드 인식 장치는, 입력 영상이 복잡한 배경을 가진 것에 상관없이, 적대적 학습된 마스킹 모델(100)을 이용하여 입력(input) 영상에서 문자열의 위치를 알려주는 마스크를 예측하여 생성하고, 생성된 마스크로 제품 코드에만 집중된 영상 즉, '집중 영상'(M1)을 생성하여 문자 인식 모델(500)의 입력으로 사용할 수 있다.
- [0075] 또한, 본 실시예의 제품 코드 인식 장치는, 도 1에 나타난 바와 같이, 집중 영상(M1)을 실시간 문자 인식 모델(500)의 입력으로 사용하는 것으로 한정되지 않고, 버퍼, 메모리, 저장 장치 등에 집중 영상(M1)을 저장하고, 해당 집중 영상(M1)에 대한 저장 경로를 데이터베이스(400)에 저장한 후, 필요에 따라 기저장된 집중 영상을 문자 인식 모델(500)의 입력으로 사용하도록 구성될 수 있다.
- [0076] 또한, 본 실시예의 제품 코드 인식 장치는, 도 1에 나타난 바와 같이, 문자 인식 모델(500)에서 예측된 라벨링 영상(P1)을 후처리 모듈(700)을 통해 후처리하여 제품 코드에 해당하는 문자열을 출력(output)하도록 구성될 수 있다.
- [0077] 도 7은 도 1의 제품 코드 인식 장치의 마스킹 모델에 채용할 수 있는 딥러닝 구조를 설명하기 위한 예시도이다. 그리고 도 8 내지 도 10은 도 1의 제품 코드 인식 장치의 마스킹 모델과 판별자의 연결관계를 설명하기 위한 예시도들이다.
- [0078] 도 7을 참조하면, 마스킹 모델(100)은, 제품 코드 영상인 입력 영상에서 문자 영역이 위치한 부분을 표시하는 마스크를 예측하기 위해 인코더-디코더로 이루어진 딥러닝 구조를 구비할 수 있다. 이러한 딥러닝 구조는 문자 인식 모델에도 적용가능하다.
- [0079] 인코더-디코더 구조는, 컨볼루션 연산을 수행하는 컨볼루션 레이어(convolution layer), 특징 벡터의 크기를 축소하는 풀링 레이어(pooling layer), 비선형성을 부여하는 액티베이션 함수(activation function), 그리고 특징 벡터의 크기를 확대하는 업샘플링 레이어(up-sampling layer)를 구비하도록 구성될 수 있다. 액티베이션 함수는 렐루(ReLU: Rectified Linear Unit), 시그모이드(Sigmoid) 중 어느 하나를 포함할 수 있으나, 이에 한정되지는 않는다. 이러한 인코더-디코더 구조는 전술한 요소들의 조합으로 구성될 수 있는 다양한 형태들 중 어느 하나의 형태로 설계되어 사용될 수 있다.
- [0080] 본 실시예에서는 마스킹 모델(100)은 다섯 계층의 인코더와 다섯 계층의 디코더로 이루어지는 유넷(U-Net 또는 UNet) 구조로 예시되나, 이에 한정되지는 않는다. 마스킹 모델(100)은 완전 연결 네트워크(Fully Convolution Network, FCN) 등을 사용해서 구현될 수도 있다.
- [0081] 한편, 적대적 학습을 위해 마스킹 모델(100)은 도 8 내지 도 10에 나타난 바와 같이 하나의 판별자(310), 두 개의 판별자들(310, 320), 또는 세 개의 판별자들(310, 322, 330)과 연결되도록 구성될 수 있다. 물론, 네 개 이상의 판별자들이 사용될 수 있다.

- [0082] 일례로, 도 8에서와 같이 하나의 판별자(310)(이하 '제1 판별자')가 마스킹 모델(100)에 연결되는 경우, 제1 판별자(310)는 인코더와 디코더의 연결점 즉, 인코더와 디코더 사이의 연결 계층의 입력단 또는 출력단에 연결될 수 있다. 즉, 제1 판별자(310)의 입력은 인코더의 출력이나 디코더의 입력에 대응될 수 있다. 물론, 변형예에서, 제1 판별자(310)의 입력단은, 연결 계층이 아닌 인코더의 특정 중간 계층에 연결되거나, 디코더의 특정 중간 계층에 연결될 수 있다.
- [0083] 또한, 도 9에서와 같이 제1 판별자(310)와 제2 판별자(320)가 사용되는 경우, 제1 판별자(310)는 인코더와 디코더 사이의 연결 계층의 입력단 또는 출력단에 연결되고, 제2 판별자(320)는 디코더의 어느 한 중간 계층에 연결될 수 있다.
- [0084] 또한, 도 10에서와 같이 제1 판별자(310), 제2' 판별자(322) 및 제3 판별자(330)가 사용되는 경우, 제1 판별자(310)는 인코더와 디코더 사이의 연결 계층에 연결되고, 제2' 판별자(322)는 디코더의 중간 계층들 중 연결 계층에서 가장 멀리 위치한 마지막 중간 계층에 연결되고, 제3 판별자(330)는 인코더의 중간 계층들 중 연결 계층에서 가장 가까이에 위치한 마지막 중간 계층의 입력단에 병렬적으로 연결될 수 있다.
- [0085] 한편, 동일한 입력 차원을 가지는 단일 판별자를 제1 판별자(310) 외에 제2 판별자(320; 322) 및/또는 제3 판별자(330)로 사용하는 경우, 제품 코드 인식 장치는, 제2 판별자(320; 322)가 연결되는 디코더의 중간 계층의 출력 차원을 제2 판별자(320; 322)의 입력 차원과 일치시키는 다운사이징 모듈이나, 제3 판별자(330)가 연결되는 인코더의 중간 계층의 출력 차원을 제3 판별자(330)의 입력 차원과 일치시키는 다운사이징 모듈을 더 구비할 수 있다.
- [0086] 이와 같이, 본 실시예의 판별자(도 1의 300 참조)는 마스킹 모델(100)의 임의의 위치에 연결될 수 있으며, 복수개가 다양한 조합으로 연결되어 사용될 수 있다. 판별자에 의해 적대적 학습이 수행된 마스킹 모델(100)은 복잡한 배경을 가진 입력 영상에 대해서도 입력 영상 내 문자열 부분이 신뢰성 있게 예측된 마스크를 생성할 수 있다.
- [0087] 이러한 마스킹 모델(100)과 판별자의 구성에 의하면, 생성된 마스크를 이용하여 입력 영상 내 문자 영역에만 집중되는 집중 영상을 추출할 수 있고, 집중 영상을 문자 인식 모델의 입력으로 사용하여 문자 인식 모델의 문자 인식에 대한 신뢰성과 안정성을 향상시킬 수 있다.
- [0088] 도 11은 도 1의 제품 코드 인식 장치의 이중(two-stage) 네트워크를 활용한 제품 코드 인식 결과들에 대한 예시 도이다.
- [0089] 도 11의 (a) 내지 (e)의 각 케이스를 참조하면, 각 제품 코드 영상은 알파벳과 숫자로 구성되는 철강 제품 코드를 포함하며, 촬영된 위치와 주변 환경의 차이로 인해 배경이 상이하고, 문자열의 크기가 상이하다.
- [0090] 특히, 배경 영역에 빛의 조사량 차이로 인해 대조(contrast)가 큰 영역이 포함되는 제품 코드 영상에 대해서도, 적대적 훈련된 마스킹 모델의 문자열 예측 즉, 제품 코드 예측에 따라 문자 인식 모델의 입력으로 사용할 집중 영상을 잘 생성할 수 있다.
- [0091] 또한, 문자 인식 모델은 집중 영상을 입력으로 사용함으로써, 픽셀 단위 라벨을 효과적으로 수행하여 신뢰성 있는 라벨링 영상을 생성할 수 있다.
- [0092] 실제 철강 제품 번호 데이터 셋을 대상으로 단일 네트워크를 사용하는 비교예의 기술과 이중 네트워크를 사용하는 본 실시예의 기술을 적용하여 철강 제품 번호 인식 성능을 실험한 결과는 다음의 표 1과 같다.

**표 1**

도메인	소스도메인	타겟도메인			
데이터 종류	A	B	C	D	E
학습에 사용한 라벨 개수	4484	0	0	0	0
테스트 영상 개수	498	1500	1024	2326	1214
비교예	99.75	99.62	95.91	96.83	83.65
실시예	99.96	99.87	97.73	99.49	99.49

[0094] 표 1에서 라벨은 정답 값(Ground Truth, GT)를 나타내며, 소스도메인의 영상에서 문자열의 정확한 위치를 표시하는 마스크를 포함할 수 있다. 소스도메인은 라벨이 있는 도메인을 나타내고, 타겟도메인은 라벨이 없는 도메

인을 나타낸다.

- [0095] 표 1에 나타난 것과 같이, 본 실시예의 이중 네트워크를 사용하는 제품 코드 인식 장치는 단일 네트워크를 사용하여 비교예의 문자 인식 장치보다 타겟도메인에 대하여 인식 성능이 우수한 것을 확인할 수 있다.
- [0096] 도 12는 도 1의 제품 코드 인식 장치의 작동 원리를 설명하기 위한 이중 네트워크 구조에 대한 예시도이다.
- [0097] 도 12를 참조하면, 제품 코드 인식 장치는 문자 인식 모델(500)의 앞 단에 마스크 모델(100)을 추가한 형태를 구비한다. 제품 코드 인식 장치는 마스크 모델(100)과 문자 인식 모델(500) 사이에 배치되는 이미지 변환 모듈(200)을 더 구비할 수 있다.
- [0098] 마스크 모델(100)은 마스크넷(MaskNet)으로 지칭될 수 있고, 문자 인식 모델(500)은 세그넷(SegNet)으로 지칭될 수 있다. 마스크넷과 세그넷 각각은 유넷(UNet)으로 형성될 수 있다. 제품 코드 인식 장치는 마스크넷을 통과한 출력을 활용하여 세그넷을 학습시키도록 구성될 수 있다.
- [0099] 각 구성요소를 좀더 상세히 설명하면, 마스크 모델(100)은 제품 코드가 포함된 입력 영상(input image, 10)에서 문자열의 위치를 알려주는 마스크(mask, 20)를 생성한다. 도 12에서 마스크(20)의 중간에 흰색 영역은 제품 코드에 대한 문자열의 위치를 나타낸 것이다. 이러한 마스크 모델(100)은 라벨이 없는 타겟도메인 이미지를 학습에 사용하기 위해 도메인 어댑테이션(Domain Adaptation, DA) 기법과 본 실시예의 손실 함수(Loss Functions)를 활용하도록 구성될 수 있다.
- [0100] 이미지 변환 모듈(200)은 마스크(20)를 이용하여 입력 영상(10)에서 집중 영상(M1)을 생성할 수 있다. 이미지 변환 모듈(200)은 마스크(20)에 의한 문자열의 위치 정보를 토대로 입력 영상(10)의 배경 영역에 대한 잘라내기(Cropping)를 수행하거나, 문자열의 중심잡기(Centering)를 수행하거나, 문자열 영역에 대한 치수 조절하기(Resizing)를 수행할 수 있다. 이미지 변환 모듈(200)은 CCR(Cropping Centering Resizing) 모듈로 지칭될 수 있다.
- [0101] 문자 인식 모델(500)은 집중 영상(M1)을 입력으로 하고, 컨볼루션 연산을 통해 라벨링 영상(P1)을 출력할 수 있다. 라벨링 영상(P1)은 집중 영상(M1)에서 인식된 알파벳, 숫자, 문자 등의 코드에 대하여 픽셀 단위 라벨을 수행한 영상일 수 있다.
- [0102] 진술한 이중 네트워크 프레임워크에서 마스크 모델과 문자 인식 모델의 학습 과정과 학습을 위해 사용할 수 있는 손실함수를 예시하면 다음과 같다.
- [0103] 도 13은 도 12의 이중 네트워크 구조 내 마스크넷(MaskNet)의 학습 과정을 설명하기 위한 개략도이다. 본 실시예에서는 마스크넷으로도 지칭되는 마스크 모델(100)의 인코더 뒤에 판별자(300)를 연결한 구조를 예시한다.
- [0104] 도 13을 참조하면, 판별자(300)는 소스(Source, 30)의 특징과 타겟(Target, 40)의 특징을 구별하는 이진 분류(Binary Classification)를 수행한다. 이때, 마스크 모델(100)의 인코더는, 판별자(300)를 속일 수 있도록 즉, 판별자(300)가 소스(30)와 타겟(40)을 구별할 수 없는 특징(이하 '범용 특징')을 생성하도록 학습될 수 있다.
- [0105] 또한, 본 실시예의 제품 코드 인식 장치에서는, 라벨이 있는 소스와 같이 라벨이 없는 타겟에서도 신뢰할만한 범위 내의 오차를 가지는 실질적으로 완벽한 마스크를 생성하기 위해, 타겟 출력(target output, 60)을 평가할 수 있는 손실함수들을 추가할 수 있다.
- [0106] 즉, 마스크 모델(100)의 파라미터를 본 실시예에서 제안하는 전체 손실함수(Total Loss)를 사용하여 업데이트할 수 있다. 이때, 판별자(300)의 파라미터는 고정될 수 있다. 전체 손실함수(Total Loss)를 수식 형태로 표현하면 다음의 수학적 식 1과 같다.

**수학적 식 1**

[0107] 
$$Total\ Loss = Loss_{mask} + \alpha Loss_{adv}$$

[0108] 수학적 식 1에 의하면, 전체 손실함수(Total Loss)는 적대적 손실함수(Loss<sub>adv</sub>)에 가중치(α)를 곱한 값에 마스크 손실함수(Loss<sub>mask</sub>)를 합하여 계산될 수 있다. 가중치는 1000분의 1 수준의 ±0.001의 범위에서 설정될 수 있으며, 바람직하게는 0.001일 수 있다.

[0109] 전술한 마스크 손실함수(Loss<sub>mask</sub>)는 문자 영역을 제외한 배경 영역인 마스킹 영역을 추출하기 위한 손실함수로서, 다음의 수학적 식 2와 같이 표현될 수 있다.

**수학적 식 2**

[0110]  $Loss_{mask} = BCE(x, y)$

[0111] 수학적 식 2에서, x는 마스크 또는 예측 마스크를 나타내고, y는 픽셀 단위 이진 라벨을 나타낸다.

[0112] 마스크 손실함수(Loss<sub>mask</sub>)를 활용하면, 학습 과정에서 소스가 마스킹 모델(100)의 입력으로 사용될 때, 마스킹 모델(100)에서 출력되는 예측에 대하여 올바른 라벨을 사용하여 업데이트를 수행할 수 있다.

[0113] 또한, 전술한 적대적 손실함수(Loss<sub>adv</sub>)는 적대적 학습을 위한 손실함수로서, 다음의 수학적 식 3과 같이 표현될 수 있다.

**수학적 식 3**

[0114]  $Loss_{Adv} = BCE(x, y')$

[0115] 수학적 식 3에서, x는 판별자(300)의 예측을 나타내고, y'는 영상 도메인의 반전(reverse) 라벨을 나타낸다.

[0116] 적대적 손실함수(Loss<sub>adv</sub>)를 활용하면, 마스킹 모델(100)은 소스 및 타겟 중 어떤 입력이 들어와도 판별자(300)가 소스(Source)라고 착각할 수 있는 인코더 출력 즉, 특징 벡터를 출력하도록 학습될 수 있다. 이때, 판별자(300)의 출력인 예측 값(1 or 0)은 올바른 라벨의 이진 정답 값(1 or 0)과 비교되며, 이러한 비교의 결과에 따라 업데이트되는 적대적 손실함수(Loss<sub>adv</sub>)를 사용하여 마스킹 모델(100)을 효과적으로 학습시킬 수 있다.

[0117] 한편, 판별자(300)의 학습을 위해, 마스크넷을 고정시키고, 판별자 손실함수(Loss<sub>disc</sub>)를 사용하여 판별자(300)의 파라미터를 업데이트할 수 있다.

[0118] 판별자 손실함수(Loss<sub>disc</sub>)는 입력 영상의 종류를 판별하는 판별자(300)의 손실함수로서, 다음의 수학적 식 4와 같이 표현될 수 있다.

**수학적 식 4**

[0119]  $Loss_{disc} = BCE(x, y)$

[0120] 수학적 식 4에서, x는 판별자(300)의 예측을 나타내고, y는 영상 도메인의 라벨을 나타낸다.

[0121] 이와 같이, 판별자(300)는, 학습 과정에서 마스킹 모델(100)에 소스 또는 타겟이 입력될 때, 마스킹 모델(100)의 인코더의 출력을 입력으로 받는 판별자(300)에서 영상 도메인을 예측하고, 예측된 출력 값인 1 또는 0에 대하여 올바른 라벨의 정답 값으로 학습을 수행할 수 있다.

[0122] 전술한 마스킹 모델(100)에서 사용되는 3개의 손실함수들은 모두 이진분류 손실함수인 BCE(Binary-cross Entropy)에 기반할 수 있다. BCE은 다음의 수학적 식 5와 같이 표현될 수 있다.

**수학적 식 5**

[0123]  $BEC(x, y) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log x_i + (1 - y_i) \log(1 - x_i)]$

- [0124] 수학식 5에서, N은 영상의 전체 픽셀 수, x는 마스크 모델의 예측, y는 라벨을 각각 나타낸다.
- [0125] 전술한 마스크 모델(100)의 학습 과정(training process)을 정리하며 다음과 같다.
- [0126] 먼저, 마스크 손실함수로 마스크 모델(100)의 파라미터를 업데이트한다. 이때, 판별자(300)의 파라미터는 업데이트되지 않는다. 즉, 판별자(300)의 파라미터는 고정될 수 있다.
- [0127] 다음, 마스크 모델(100)의 특징 벡터를 입력으로 하는 판별자(300)의 학습 과정에서 판별자 손실함수를 사용하여 판별자(300)의 파라미터를 업데이트한다. 이때 마스크 모델(100)의 파라미터는 업데이트되지 않는다. 즉, 마스크 모델(100)의 파라미터는 고정될 수 있다.
- [0128] 다음, 마스크 모델(100)을 적대적 학습시킨다. 이때, 판별자(300)의 파라미터는 고정될 수 있다. 즉, 본 적대적 학습 과정에서는, 마스크 모델(100)이 판별자(300)를 속일 수 있는 특징 벡터를 추출하도록 학습된다.
- [0129] 예를 들어, 마스크 모델(100)의 입력이 소스도메인 영상이면, 마스크 모델(100)에서 추출되는 특징 벡터는 판별자(300)에서 소스도메인으로 분류되는 것이 바람직하나, 본 실시예에서는 판별자(300)를 속일 수 있는 특징 벡터를 출력하도록 마스크 모델(100)을 학습시키는 것이 목적이므로, 판별자(300)에 올바른 라벨의 반대 값 또는 반대 라벨을 주어 적대적 손실함수를 계산하고 계산된 적대적 손실함수를 바탕으로 마스크 모델(100)을 업데이트하도록 구성될 수 있다.
- [0130] 한편, 본 실시예의 제품 코드 인식 장치에서는 마스크 모델(100)의 학습 과정에서 생성된 소스 출력(50)과 소스 라벨(Source GT, 70)에 대한 크로스엔트로피 손실함수(Cross-Entropy Loss,  $Loss_{ce}$ )를 사용하여 문자 인식 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0131] 크로스엔트로피 손실함수( $Loss_{ce}$ )를 수식 형태로 나타내면 다음의 수학식 6과 같다.

**수학식 6**

$$Loss_{ce}(x,y) = -\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \sum_{c \in C} y_i^c \log(x_i^c)$$

- [0132]
- [0133] 수학식 6에서, N은 영상의 전체 픽셀 수를, x는 문자 인식 모델의 예측을, y는 라벨을, 소문자 c는 문자의 종류를, 그리고 대문자 C는 모든 문자 종류의 집합을 각각 나타낸다.
- [0134] 문자 인식 모델의 학습 과정에서는 문자 인식을 위해 픽셀 단위로 문자의 종류를 나타내는 라벨 데이터를 사용할 수 있고, 타겟도메인의 라벨 데이터가 없기 때문에, 소스도메인의 데이터만을 활용하여 학습을 진행할 수 있다.
- [0135] 전술한 마스크 모델(100) 및/또는 문자 인식 모델의 학습 과정은 제품 코드 인식 장치나 제품 코드 인식 장치의 프로세서에 의해 수행되거나 별도의 학습 과정을 처리하는 별도의 제어 장치에 의해 수행될 수 있다.
- [0136] 위에서 설명한 바와 같이, 기존의 문자 인식 시스템은 딥러닝 학습을 위해 방대한 양의 데이터 예컨대 2만장 이상을 수집하고 개별 데이터에 라벨링 작업을 수행해야 하였다. 라벨링 작업은 통상 작업자가 수작업으로 수행해야 하기 때문에 많은 노동력과 비용을 필요로 한다. 그럼에도 불구하고, 이렇게 학습된 딥러닝 모델은 데이터가 수집된 공장에서만 잘 작동하고, 다른 공장에서 수집된 데이터에 대해서는 제대로 동작하지 않는 문제가 있었다. 이와 같이, 하나의 공장에서 획득한 데이터는 다른 공장에서 발생하는 배경의 복잡성을 포함하지 않기 때문에, 새로운 배경에서 오검출이 발생할 확률이 높고, 그것은 다른 공장으로 문자 인식 모델을 확산 적용하는 것을 어렵게 만든다. 이에 본 실시예의 제품 코드 인식 알고리즘에서는 제품 번호나 제품 코드를 인식하는 과정을 마스크 과정과 문자 인식 과정의 두 단계들로 나누고, 마스크 과정을 적대적 학습을 통해 강인하게 구성함으로써, 라벨이 없는 타겟도메인 영상에 대하여도 제품 코드나 제품 번호를 신뢰성 높게 인식할 수 있다.
- [0137] 도 14는 본 발명의 다른 실시예에 따른 제품 코드 인식 장치에 대한 개략적인 구성도이다.
- [0138] 도 14를 참조하면, 제품 코드 인식 장치(1000)는, 적어도 하나의 프로세서(1100) 및 메모리(1200)를 포함할 수 있다. 또한, 제품 코드 인식 장치(1000)는 네트워크와 연결되어 통신을 수행하는 송수신 장치(1300)를 더 포함할 수 있다. 또한, 제품 코드 인식 장치(1000)는 입력 인터페이스 장치(1400), 출력 인터페이스 장치(1500), 저



장 장치(1600) 등을 더 포함할 수 있다. 제품 코드 인식 장치(1000)에 포함된 각각의 구성 요소들은 버스(bus, 1700)에 의해 연결되어 서로 통신을 수행할 수 있다.

- [0139] 프로세서(1100)는 메모리(1200) 및 저장 장치(1600) 중에서 적어도 하나에 저장된 프로그램 명령(program command)을 실행할 수 있다. 프로세서(1100)는 중앙 처리 장치(central processing unit, CPU), 그래픽 처리 장치(graphics processing unit, GPU), 또는 본 발명의 실시예들에 따른 방법들이 수행되는 전용의 프로세서를 의미할 수 있다.
- [0140] 전문한 프로그램 명령은, 마스킹 모델을 구현하기 위한 명령, 이미지 변환 모듈을 구현하기 위한 명령, 마스킹 모델을 통해 예측되는 집중 영상을 입력으로 받는 문자 인식 모델을 구현하기 위한 명령, 문자 인식 모델에서 출력된 라벨링 영상을 후처리하여 제품 코드나 문자열을 인식하기 위한 명령, 판별자를 이용하여 마스킹 모델을 학습시키기 위한 명령, 문자 인식 모델을 학습시키기 위한 명령 등을 포함할 수 있다. 또한 프로그램 명령은 하기의 도 15를 참조한 단계들을 수행하기 위한 명령들을 포함할 수 있다.
- [0141] 메모리(1200) 및 저장 장치(1600) 각각은 휘발성 저장 매체 및 비휘발성 저장 매체 중에서 적어도 하나로 구성될 수 있다. 예를 들어, 메모리(1200)는 읽기 전용 메모리(read only memory, ROM) 및 랜덤 액세스 메모리(random access memory, RAM) 중에서 적어도 하나로 구성될 수 있다.
- [0142] 송수신 장치(1300)는 근거리 무선 네트워크나 케이블 연결, 위성과의 통신, 범용 기지국과의 유선 또는 무선 통신, 모바일 에지 코어 네트워크나 코어 네트워크(core network)와의 아이디얼 백홀 링크(ideal backhaul link) 또는 non-아이디얼 백홀 링크의 연결 등을 위한 통신인터페이스나 서브통신시스템을 포함할 수 있다.
- [0143] 입력 인터페이스 장치(1400)는 키보드, 마이크, 터치패드, 터치스크린 등의 입력 수단들에서 선택되는 적어도 하나와 적어도 하나의 입력 수단을 통해 입력되는 신호를 기저장된 명령과 매핑하거나 처리하는 입력 신호 처리부를 포함할 수 있다.
- [0144] 출력 인터페이스 장치(1500)는 프로세서(1100)의 제어에 따라 출력되는 신호를 기저장된 신호 형태나 레벨로 매핑하거나 처리하는 출력 신호 처리부와, 출력 신호 처리부의 신호에 따라 진동, 빛 등의 형태로 신호나 정보를 출력하는 적어도 하나의 출력 수단을 포함할 수 있다. 적어도 하나의 출력 수단은 스피커, 디스플레이 장치, 프린터, 광 출력 장치, 진동 출력 장치 등의 출력 수단들에서 선택되는 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0145] 도 15는 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 제품 코드 인식 방법에 대한 흐름도이다.
- [0146] 도 15를 참조하면, 제품 코드 인식 장치 또는 도 15에서 언급한 프로세서는, 적대적 학습된 마스킹 모델을 통해 타겟 영상에서 배경 영역을 제거하고 제품 코드 영역을 추출할 수 있다(S151). 본 단계는 타겟 영상에서 문자열 또는 제품 코드의 위치를 알리는 마스크를 생성하고 생성된 마스크에 기초하여 수행될 수 있다. 타겟 영상의 타겟도메인의 입력 영상을 포함할 수 있다.
- [0147] 다음, 타겟 영상으로부터 제품 코드 영역이나 제품 코드에 집중하도록 생성된 집중 영상을 문자 인식 모델에 입력할 수 있다(S153). 제품 코드 영역은 문자 영역 등으로 지칭될 수 있다.
- [0148] 다음, 문자 인식 모델을 통해 집중 영상 내 문자열 또는 제품 코드를 기설정된 매핑 정보를 갖는 표식들로 예측할 수 있다(S155). 예측된 표식들은 집중 영상 내 관심 객체가 픽셀 단위로 라벨링되고, 해당 라벨링 영상에서 원, 다각형 등의 특정 형태로 미리 설정된 클래스에 따라 다른 색상 및/또는 다른 색상 농도를 갖도록 표시될 수 있다.
- [0149] 다음, 제품 코드 인식 장치 또는 그 프로세서는, 각 표식에 대한 미리 설정된 클래스 정보에 기초하여 입력 영상 내 제품 코드를 인식하여 출력할 수 있다(S157).
- [0150] 전문한 본 실시예에 따른 방법들은 다양한 컴퓨터 수단을 통해 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위해 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다.
- [0151] 컴퓨터 판독 가능 매체의 예에는 롬(rom), 램(ram), 플래시 메모리(flash memory) 등과 같이 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러(compiler)에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터(interpreter) 등을 사용해서 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상술한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 적어도 하

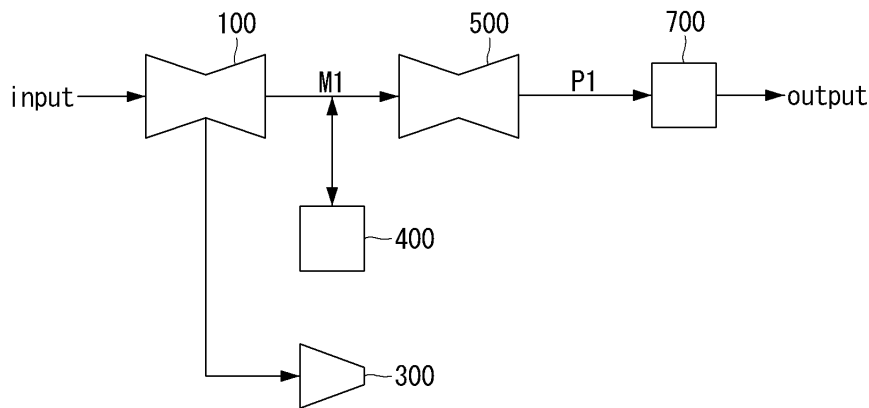
나의 소프트웨어 모듈로 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0152]

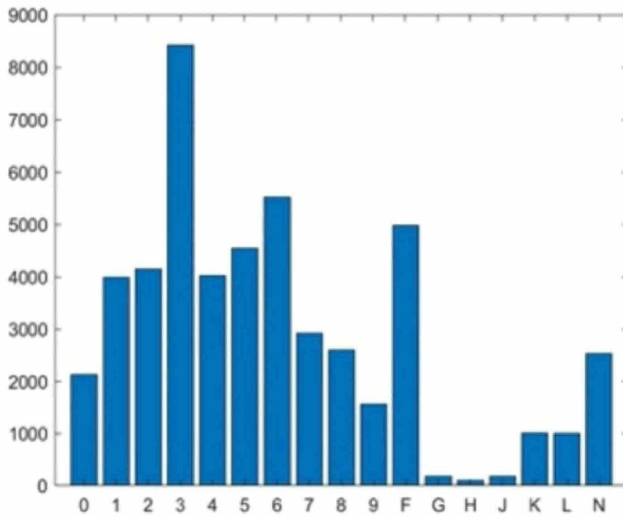
이상 실시예를 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허 청구의 범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

도면

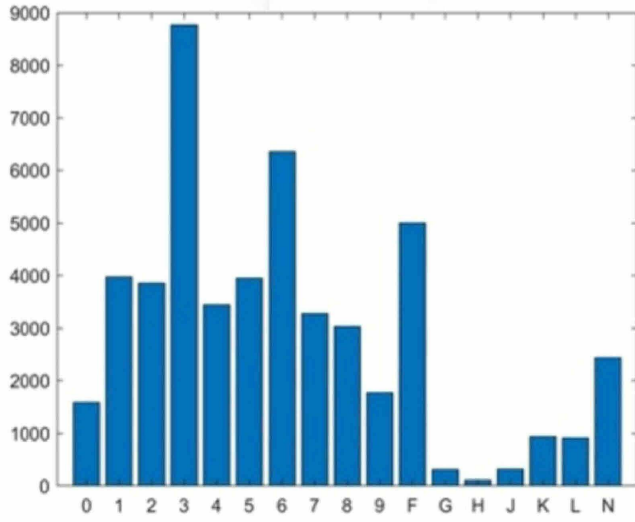
도면1



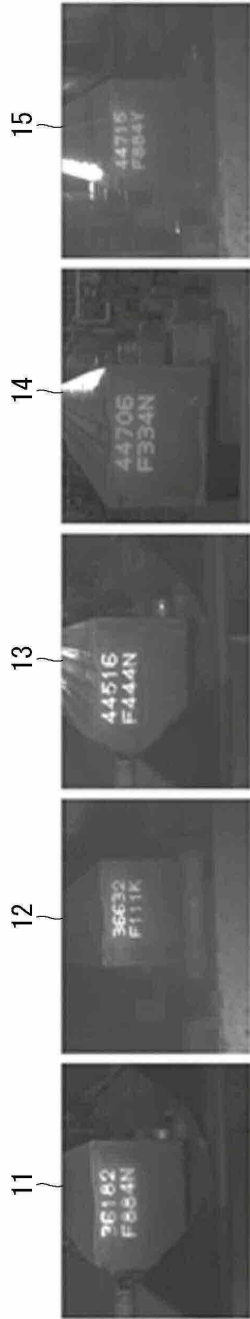
도면2



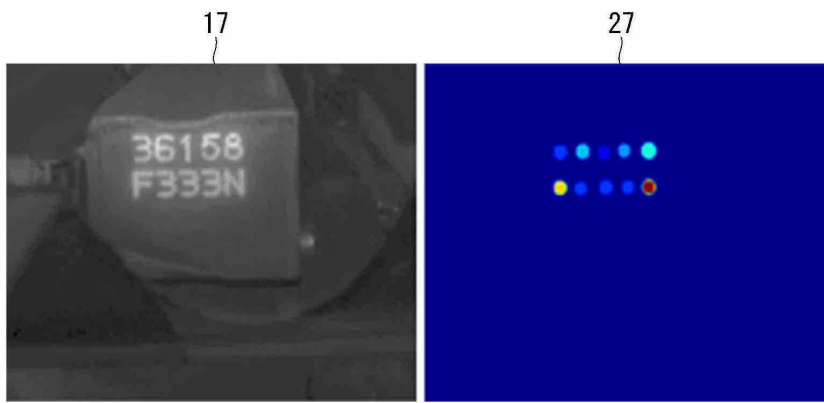
도면3



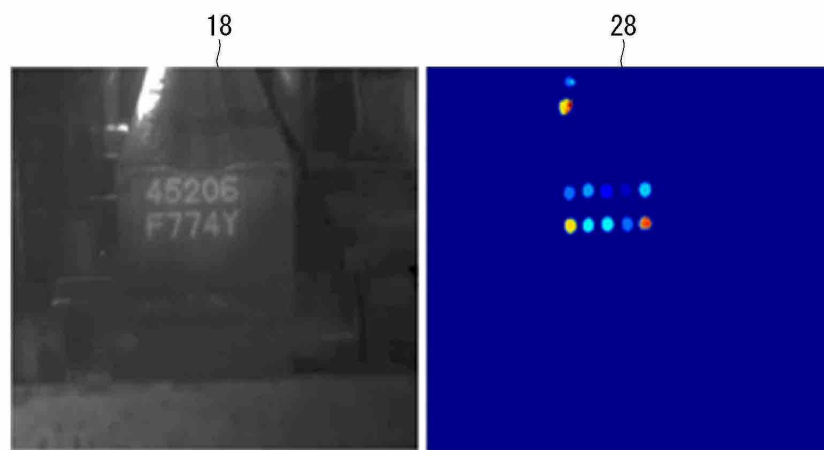
도면4



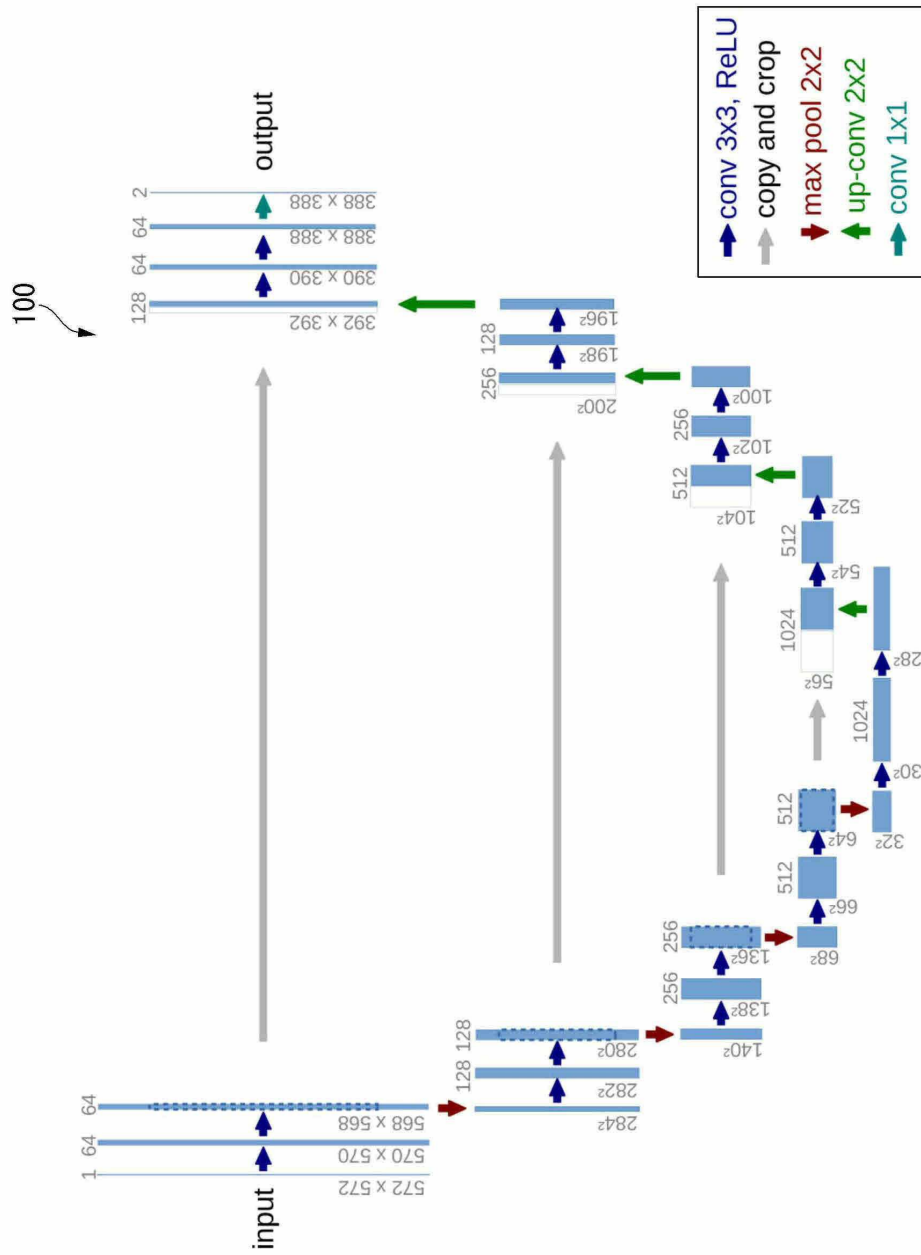
도면5



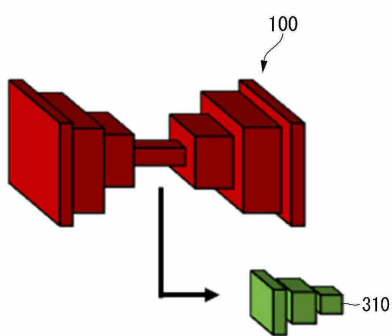
도면6



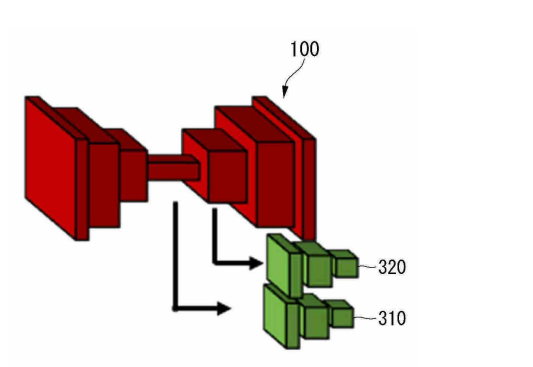
도면7



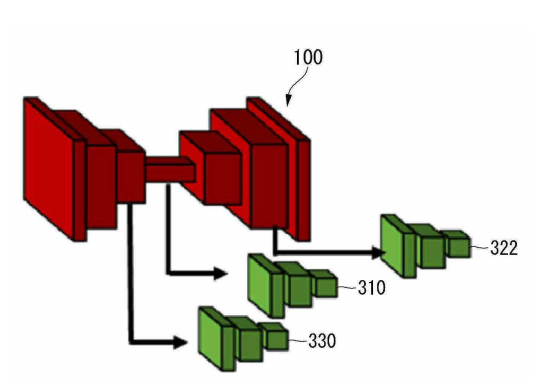
도면8



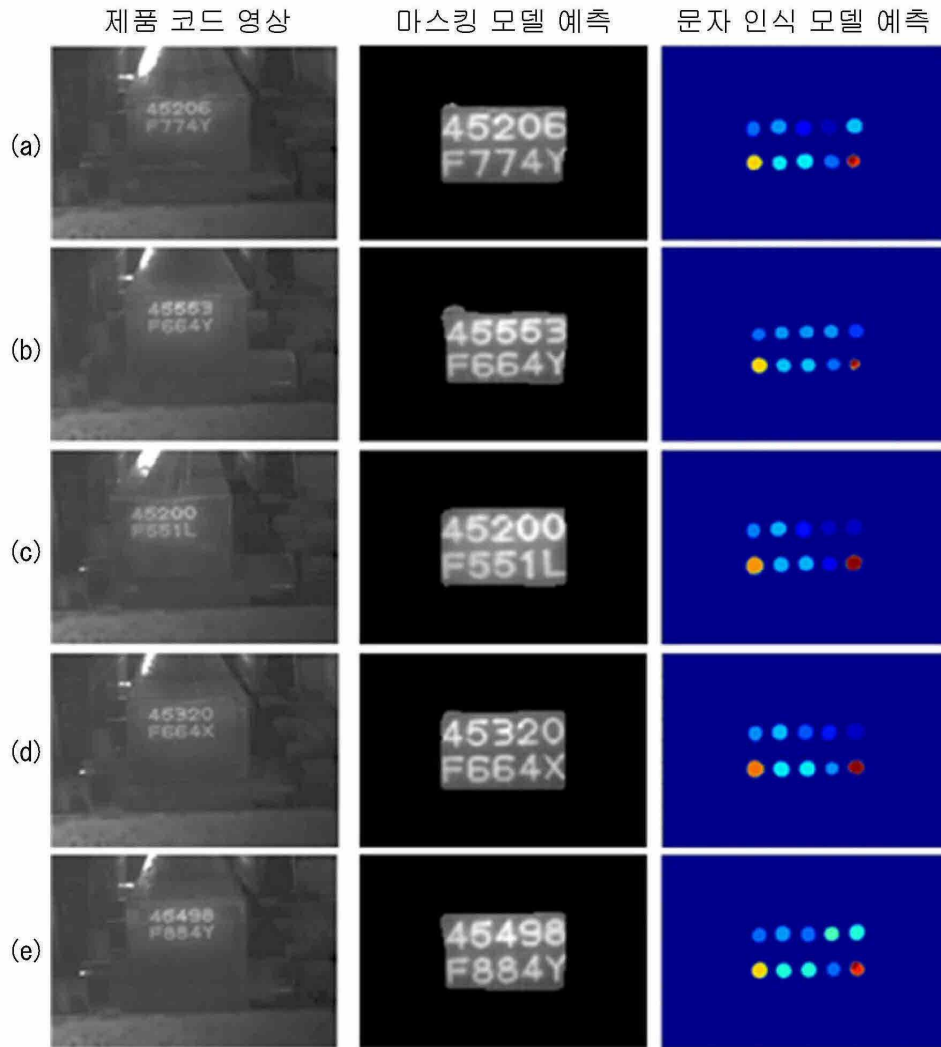
도면9



도면10

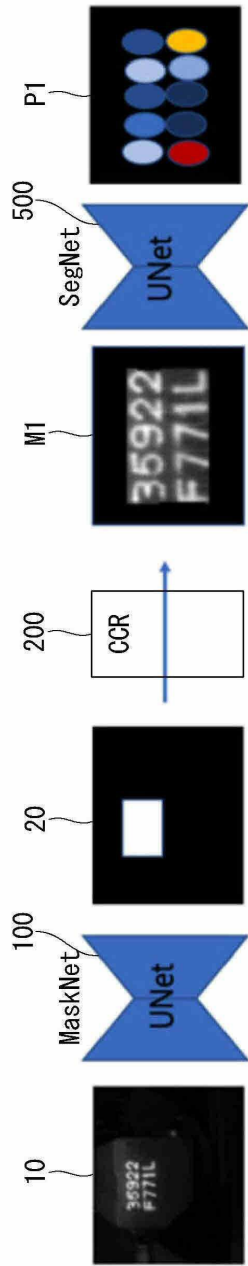


도면11

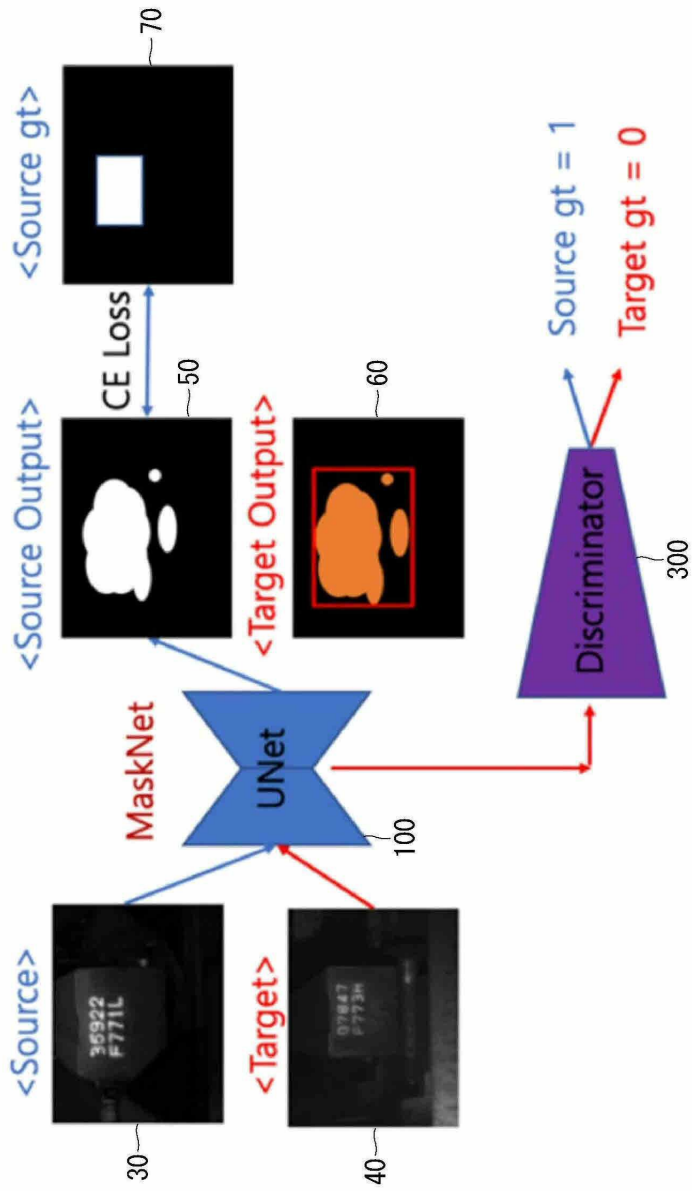




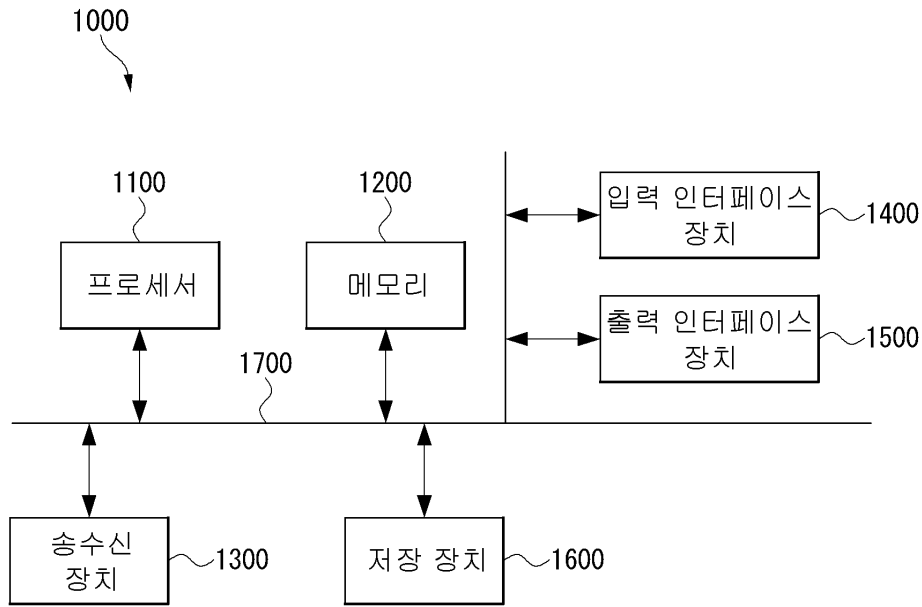
도면12



도면13



도면14



도면15

