(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년10월21일
(11) 등록번호 10-2720255
(24) 등록일자 2024년10월17일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G05B 19/418 (2024.01) *G05B 23/02* (2006.01)
G06N 3/04 (2023.01) *G06T 7/00* (2017.01)
G06V 10/24 (2022.01)
(52) CPC특허분류
G05B 19/41875 (2013.01)
G05B 23/0243 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0149129
(22) 출원일자 2021년11월02일
심사청구일자 2021년11월02일
(65) 공개번호 10-2023-0063742
(43) 공개일자 2023년05월09일
(56) 선행기술조사문헌
JP2021139769 A*
US20210092369 A1*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
충북대학교 산학협력단
충청북도 청주시 서원구 충대로 1 (개신동)
(72) 발명자
주인
경기도 고양시 일산서구 강선로 187, 1007동 1202호
류관희
대전광역시 유성구 엑스포로 448, 302동 1602호
(74) 대리인
김정현

전체 청구항 수 : 총 2 항 심사관 : 장지혜

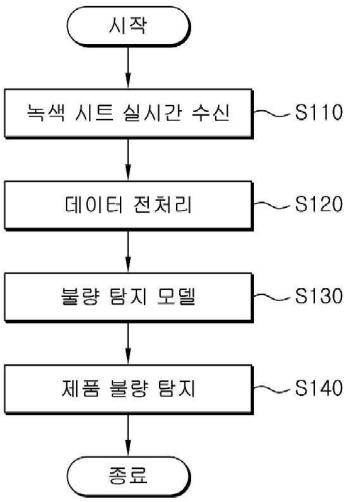
(54) 발명의 명칭 **계층적 CNN을 이용한 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법 및 이를 기록한 기록매체**

(57) 요 약

본 발명은 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법에 관한 것으로서, 스마트 팩토리에서 생산되는 녹색 시트를 실시간으로 수신하면, 수신한 녹색 시트 이미지에 대해 데이터 전처리를 수행하는 단계, 스마트 팩토리에서 공정별 제품 불량을 탐지하기 위한 CNN(Convolution Neural Network) 기반의 불량 탐지 모델을 생성하는 단계 및 상기 CNN 기반의 불량 탐지 모델을 이용하여 상기 전처리된 데이터에 대해 제품 불량 여부를 탐지하는 단계를 포함한다.

본 발명에 의하면, 스마트 팩토리에서 계층적 CNN 기법을 이용하여 제품 불량을 검출함으로써, 보다 정확하고 신속하게 제품 불량을 검출할 수 있는 효과가 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G05B 23/0275 (2013.01)
G06N 3/045 (2023.01)
G06T 7/0004 (2013.01)
G06V 10/25 (2023.08)
Y02P 90/02 (2020.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711125911
과제번호 2020-0-01462-002
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명 Grand ICT 연구센터(충북대)
기 여 율 1/2
과제수행기관명 충북대학교
연구기간 2021.01.01 ~ 2021.12.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1415173314
과제번호 20004367
부처명 산업통상자원부
과제관리(전문)기관명 한국산업기술평가관리원
연구사업명 산업핵심기술개발사업
연구과제명 세라믹산업 제조혁신을 위한 클라우드 기반 빅데이터 플랫폼 개발
기 여 율 1/2
과제수행기관명 충북대학교
연구기간 2021.01.01 ~ 2021.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법에서,

컴퓨터 장치에서 스마트 팩토리에서 생산되는 녹색 시트 이미지를 실시간으로 수신하면, 수신한 녹색 시트 이미지에 대해 데이터 전처리를 수행하는 단계;

상기 컴퓨터 장치에서 스마트 팩토리에서 공정별 제품 불량을 탐지하기 위한 CNN(Convolution Neural Network) 기반의 불량 탐지 모델을 생성하는 단계; 및

상기 컴퓨터 장치에서 상기 CNN 기반의 불량 탐지 모델을 이용하여 상기 전처리된 데이터에 대해 제품 불량 여부를 탐지하는 단계를 포함하고,

상기 데이터 전처리를 수행하는 단계에서, 녹색 시트 이미지에서 ROI(region of interest)를 선택하고, 선택되지 않은 영역을 잘라내는 과정을 포함하여 데이터 전처리를 수행하되, 테이프 캐스팅 프로세스(tape casting process)를 이용하여 불필요한 백색 부분을 블러(blur) 처리하고, 커널을 이용하여 시트 이미지의 위치를 찾고, ROI(region of interest)를 선택하고, 불필요한 백색 부분을 자르는 과정을 수행하고, 정규화 및 노이즈 제거를 수행하여 이미지에 대한 특징을 추출하는 방식으로 데이터 전처리를 수행하고,

상기 제품 불량 여부를 탐지하는 단계에서,

전처리된 녹색 시트의 전체 이미지에 대해 양품과 불량품으로 분류하는 제1 단계; 및

상기 불량품에 대해 구체적인 불량 유형을 분류하는 제2 단계를 포함하여 이루어지고,

상기 CNN 기반의 불량 탐지 모델은 Tree-CNN 구조로서, 2단계 레이어(layer)로 구성되고,

상기 제1 단계는 상기 CNN 기반 불량 탐지 모델에서 VGG 모델을 이용한 제1 레이어를 통해 수행되고,

상기 제2 단계는 상기 CNN 기반 불량 탐지 모델에서 U-Net 및 VGG 모델을 이용한 제2 레이어를 통해 수행되며,

상기 제1 단계에서 VGG 모델은 VGG16에서 속도를 높이기 위해 하나의 레이어를 줄이는 VGG16의 변형으로서, 모델 학습 중 과적합 문제를 해결하는 데 사용되는 드롭아웃 레이어를 포함하여, 5개의 은닉층과 1개의 완전 연결층으로 구성되고, 카테고리(Category)로 결과를 출력하고,

상기 제2 단계에서 U-Net을 적용하여 불량품 이미지의 특징을 추출하고, VGG 모델을 이용하여 burr, crack, 기포의 세가지 불량 유형으로 분류하는 것을 특징으로 하는 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

삭제

청구항 5

삭제

청구항 6

청구항 1의 방법을 컴퓨터로 실행시킬 수 있는 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 스마트 제조는 상호 연결된 기계와 도구를 활용하여 제조 성능을 향상시키고, 빅 데이터 처리 인공 지능과 첨단 로봇 기술 및 이들의 상호 연결성 구현에 필요한 에너지 및 인력을 최적화하는 기술이다.

[0003] 스마트 팩토리(Smart factory)는 제품을 조립, 포장하고 기계를 점검하는 전 과정이 자동으로 이뤄지는 공장으로 정보통신기술(ICT)의 융합으로 이뤄지는 차세대 산업혁명인 4차 산업혁명의 핵심으로 꼽힌다. 스마트 팩토리는 모든 설비와 장치가 무선통신으로 연결되어 있기 때문에 실시간으로 전 공정을 모니터링하고 분석할 수 있다. 스마트 팩토리에서는 공장 곳곳에 사물인터넷(IoT) 센서와 카메라를 부착시켜 데이터를 수집하고 플랫폼에 저장해 분석하는데, 이렇게 분석된 데이터를 기반으로 어디서 불량품이 발생하였는지, 이상 징후가 보이는 설비는 어떤 것인지 등을 인공지능이 파악하여 전체적인 공정을 제어한다.

[0004] 스마트 팩토리에서는 실시간으로 재구성 할 수 있는 유닛(unit), 프로덕션 셀(production cells), 프로덕션 라인(production line) 등의 환경이 필수이며, 지능적이고 효율적인 데이터 획득을 위해서 클라우드 서비스와 IIoT(Industrial Internet of Thins) 기술을 사용한다. 또한 스마트 팩토리 환경에서는 여러 무선 센서 노드와 모바일 장치들이 실시간으로 데이터를 주고 받으며 제품을 생산하고 작업을 처리한다.

[0005] 4차 산업 혁명(Industry 4.0)은 현재 제조 산업의 자동화 및 데이터 교환 추세를 나타내고, 제조 관리에서 개발 공정 및 생산 체인을 의미한다. 최근에는 제조 공정이 점점 더 복잡해지고 있다. 제조 공정이 복잡해 지고 지속적으로 증가하는 데이터 양으로 인해 생산 공정 모니터링 및 데이터 분석과 관련하여 제조업체에 과도한 요구가 발생한다. 그리고, 제조 공정에서 품질 관리는 항상 필수 요소이다.

[0006] 사물 인터넷(IoT)을 사용하면 네트워크 센서 및 지능형 장치를 사용하여 제조 공정의 모든 지점에서 데이터를 수집하고, 이러한 기술을 제조 현장에서 직접 사용할 수 있으며, 인공 지능(artificial intelligence, AI) 및 예측 분석을 유도하기 위해 데이터를 수집할 수 있다.

[0007] 대량의 데이터와 다양한 데이터가 발생하는 스마트 공장은 이러한 데이터를 가장 빠르고 실시간으로 처리해야 한다. 또한 빅데이터 분석은 가치 창출로 이어져 공장의 생산성과 효율성을 높여야 한다. 따라서 빅데이터 기술 활용의 딜레마는 어떤 데이터를 분석하여 가치를 창출하느냐에 달려 있다.

[0008] 스마트팩토리 구축 초기에는 수집된 데이터가 많지 않아 기업들은 모두 빅데이터 분석에 긍정적인 반응을 보였는데, 생산현장에서 생성되는 데이터의 양이 많지 않고 대부분의 데이터가 정형화되어 있기 때문이다. 그러나 최근에 수집되는 데이터의 양이 증가했을 뿐만 아니라, 비정형 데이터의 수가 증가하면서 기업이 빅데이터를 분석하기가 더욱 어려워졌다. 이처럼 설계도면, 소스코드 프로젝트 산출물 등 기업정보 자산관리, 금융권 비대면 서비스 확대, SNS 이용 증가, 사물인터넷(IoT) 데이터 수집 및 스마트팩토리의 활용 등 비정형 데이터의 중요성이 날로 커지고 있다.

[0009] 기존 스마트 팩토리에서는 실시간으로 입력되는 녹색 시트(green sheet)의 이미지를 사람이 직접 불량품과 양품을 구별하였으므로, 불량품과 불량의 원인을 찾기 어렵고, 시간도 오래 걸리는 문제가 있었다.

[0010] 도 2는 녹색 시트가 갖고 있는 결함의 형태를 도시한 것이다.

[0011] 도 2를 참조하면, 이전에는 스마트 팩토리에서 실시간으로 입력되는 녹색 시트를 근로자들이 직접 눈으로 확인했으며, 결함과 결함의 원인을 제대로 찾기가 힘들었고, 결함을 식별하는 데 오랜 시간이 걸렸다. 이처럼 육안 검사는 작업 피로도에 따라 잦은 실수를 초래하는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0012] (특허문헌 0001) 등록특허 10-2196287

발명의 내용

해결하려는 과제

[0013] 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로서, 스마트 팩토리에서 프로세스의 상태를 모니터링하여 구조화되지 않은 데이터의 특징을 실시간으로 추출하고, 이러한 특징을 바탕으로 CNN 기법을 사용하여 프로세스의 불량 상태를 탐지하는 시스템을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0014] 본 발명의 목적은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 목적들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0015] 이와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명은 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법에 관한 것으로서, 스마트 팩토리에서 생산되는 녹색 시트를 실시간으로 수신하면, 수신한 녹색 시트 이미지에 대해 데이터 전처리를 수행하는 단계, 스마트 팩토리에서 공정별 제품 불량을 탐지하기 위한 CNN(Convolution Neural Network) 기반의 불량 탐지 모델을 생성하는 단계 및 상기 CNN 기반의 불량 탐지 모델을 이용하여 상기 전처리된 데이터에 대해 제품 불량 여부를 탐지하는 단계를 포함한다.

[0016] 상기 데이터 전처리를 수행하는 단계에서, 녹색 시트 이미지에서 ROI(region of interest)를 선택하고, 선택되지 않은 영역을 잘라내는 과정을 포함하여 데이터 전처리를 수행할 수 있다.

[0017] 상기 제품 불량 여부를 탐지하는 단계에서, 전처리된 녹색 시트의 전체 이미지에 대해 양품과 불량품으로 분류하는 제1 단계; 및 상기 불량품에 대해 구체적인 불량 유형을 분류하는 제2 단계를 포함하여 이루어질 수 있다.

[0018] 상기 제1 단계는 상기 CNN 기반 불량 탐지 모델에서 VGG 모델을 이용한 제1 레이어를 통해 수행될 수 있다.

[0019] 상기 제2 단계는 상기 CNN 기반 불량 탐지 모델에서 U-Net 및 VGG 모델을 이용한 제2 레이어를 통해 수행될 수 있다.

발명의 효과

[0020] 본 발명에 의하면, 스마트 팩토리에서 계층적 CNN 기법을 이용하여 제품 불량을 검출함으로써, 보다 정확하고 신속하게 제품 불량을 검출할 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0021] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법을 보여주는 흐름도이다.

도 2는 녹색 시트가 갖고 있는 결함의 형태를 도시한 것이다.

도 3은 스마트 팩토리에서 제품 불량 탐지 과정을 도시한 것이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 전처리 방법을 보여주는 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 불량 탐지 모델을 통한 필터링 후의 데이터를 예시한 것이다.

도 6은 본 발명에서 제안하는 CNN 기반 불량 탐지 모델의 레이어를 예시한 것이다.

도 7은 VGG 레이어를 예시한 것이다.

도 8은 U-Net과 VGG 레이어를 예시한 것이다.

도 9 및 도 10은 본 발명에서 제안하는 CNN 기반 제품 불량 탐지 방법에 대한 실제 실험 결과를 나타낸 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0022] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시 예를 가질 수 있는 바, 특정 실시 예들을 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.

[0023] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시 예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서 상에 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.

[0024] 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 갖고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 갖는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0025] 또한, 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.

[0026] 본 발명은 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법에 관한 것이다.

[0027] 본 발명의 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법을 수행하는 주체는 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법을 수행하는 제반 컴퓨터 장치 또는 서버 시스템이라고 할 수 있으며, 또는 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법을 수행하는 시스템 또는 장치를 전반적으로 제어하는 제어부나 프로세서(processor)일 수 있다. 즉, 본 발명의 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법은 일종의 소프트웨어인 알고리즘으로 구성될 수 있으며, 소프트웨어는 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법을 수행하는 서버 시스템, 장치의 제어부 또는 프로세서(processor)에서 실행될 수 있다.

[0028] 도 3은 스마트 팩토리에서 제품 불량 탐지 과정을 도시한 것이다.

[0029] 도 3을 참조하면, 크게 두 단계를 통해 제품 불량을 탐지한다. 첫번째 단계는 입력된 녹색 시트 이미지에서 정상 데이터와 불량 데이터를 분리하는 단계이다. 그리고, 두번째 단계는 불량 데이터에 대해 burr, crack, 기포 등으로 결함 유형을 구분한다.

[0030] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법을 보여주는 흐름도이다.

[0031] 도 1을 참조하면, 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법은, 스마트 팩토리의 공정별 제품 상태를 보여주는 녹색 시트 이미지를 실시간으로 수신하면(S110), 수신한 녹색 시트 이미지에 대해 데이터 전처리를 수행한다(S120).

[0032] 그리고, CNN(Convolution Neural Network) 기반의 불량 탐지 모델을 생성한다(S130).

[0033] 그리고, CNN 기반의 불량 탐지 모델을 이용하여 전처리된 데이터에 대해 제품 불량을 탐지한다(S140).

[0034] 예를 들어, 녹색 시트의 데이터는 기본적으로 14592 * 3000 *3 형태로 제공된다. 이 같은 대용량 데이터를 빠르고 가볍게 분석하기 어렵기 때문에, 데이터를 더 가볍고 더 잘 특성화하기 위해 적절하게 잘라내는 데이터 전처리 작업이 필요하다.

[0035] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 전처리 방법을 보여주는 도면이다.

[0036] 도 4를 참조하면, 테이프 캐스팅 프로세스(tape casting process)를 예시한 것으로서, 이 프로세스에서 얻은 데이터의 절반 이상이 백색으로 보이는 불필요한 부분이 차지하고 있는 것을 확인할 수 있다. 그래서 이미지를 블러(blur) 처리하고, 커널을 이용하여 시트 위치를 찾고, 시트 ROI(region of interest)를 선택하고, 불필요한 백색 부분을 자르는 과정을 수행한다.

[0037] 그리고, 정규화 및 노이즈 제거를 수행하여 이미지에 대한 특징을 추출하는 방식으로 데이터 전처리를 수행한다. 본 발명에서는 이렇게 데이터 전처리를 수행함으로써, CNN 기반 불량 탐지 모델에서 바로 데이터 분석이 가능한 상태의 데이터 상태가 되고, 따라서 보다 빠르게 제품 불량을 탐지할 수 있다.

[0038] 본 발명에서 제안하는 CNN 기반 불량 탐지 모델은 Tree-CNN으로 두 개의 큰 모델을 사용하여 구축하였다.

[0039] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 불량 탐지 모델을 통한 필터링 후의 데이터를 예시한 것이다.

[0040] 도 5를 참조하면, 녹색시트 데이터에 대해 데이터 전처리를 실시하고, 불량 탐지 모델을 통해 불량 또는 정상으로 탐지된 이미지가 예시되어 있다. 도 5는 녹색 시트의 결함 여부를 탐지하는 CNN 기반 불량 탐지 모델의 형태를 예시하고 있다.

[0041] 도 6은 본 발명에서 제안하는 CNN 기반 불량 탐지 모델의 레이어를 예시한 것이다.

[0042] 도 6을 참조하면, 본 발명에서 제안하는 CNN 기반 불량 탐지 모델은 Tree-CNN 구조로서, 2단계 레이어(layer)로 구성되어 있다.

[0043] 먼저, 녹색 시트의 전체 이미지에 대해 VGG를 이용하여 양품과 불량품으로 분류한다(1단계 레이어). 참고로 VGG는 합성곱 계층과 풀링 계층으로 구성되는 CNN이다.

[0044] 도 7은 VGG 레이어를 예시한 것이다.

[0045] 도 7을 참조하면, 1단계 레이어에서 VGG 모델은 VGG16에서 속도를 높이기 위해 하나의 레이어를 줄이는 VGG16의 변형이며, 모델 학습 중 과적합 문제를 해결하는 데 사용되는 드롭아웃 레이어를 포함한다. 따라서 5개의 은닉층과 1개의 완전 연결층이 존재한다. 이 모델은 Tree-CNN에서 결과를 생성하고 산출하는 역할을 수행해야 하기 때문에 카테고리(Category)로 결과를 출력하는 특징이 있다.

[0046] 다음, 불량품에 대해 U-Net과 VGG를 이용하여 구체적인 불량 유형으로 분류한다(2단계 레이어). 예를 들어, burr, crack, 기포의 세가지 불량 유형으로 분류할 수 있다.

[0047] 도 8은 U-Net과 VGG 레이어를 예시한 것이다.

[0048] 도 8을 참조하면, 2단계 레이어에서 사용되는 모델은 1단계 레이어에서 이미 확인된 결함의 이미지만 수신하므로, 보다 자세한 특징을 추출하기 위해, 특징을 강조하는 모델인 U-Net을 사용하여 결함 유형을 더 잘 포착할 수 있다. 그리고, 이러한 U-Net 모델의 뒷면에 수정된 VGG 모델을 추가함으로써, 해당 이미지에 어떤 결함이 있는지 예측하는 모델을 구축한다.

[0049] U-Net과 VGG 레이어에서는 슬라이딩 윈도우(sliding window)가 아닌 패치(patch) 탐색 방식을 사용함으로써, 속도를 향상시킬 수 있다.

[0050] 그리고, Contracting Path에서 이미지의 context를 포착한다. 그리고 Expanding Path에서 feature map을 Upsampling한 뒤, 이를 Contracting Path에서 포착한 feature map의 context와 결합하여 localization의 정확도를 높일 수 있다.

[0051] 본 발명의 2단계 레이어에서는 1단계 레이어에서 분류된 불량품 이미지에 대해 비교적 작은 특징들을 더 분별하기 위하여, U-Net을 적용하여 이미지의 특징을 추출한다. 그리고, VGG 모델을 이용하여 불량의 구체적인 유형을 판독한다.

[0053] 본 발명에서 제안하는 CNN 기반 제품 불량 탐지 방법에 대한 실제 실험에 있어서, 학습 데이터는 실제 공장에서 만들어진 제품을 촬영하여 사용하였으며, 전체 데이터 중 실제로 공장에서 제공해준 불량과 양품의 기준이 있는 데이터 1316개를 사용하여 모델은 판별하였다.

[0054] 그리고, 도 7에 예시된 모델을 사용하여 1단계 레이어를 통해 단순 양품인지 불량인지 비교하였고, 학습데이터는 전체 데이터 중에 70프로를 사용하였고, 유효 데이터(Validation data)로 20프로를 사용하여 유효성 검사를 진행하였다.

[0055] 도 9 및 도 10은 본 발명에서 제안하는 CNN 기반 제품 불량 탐지 방법에 대한 실제 실험 결과를 나타낸 것이다.

[0056] 도 9 및 도 10을 참조하면, 각 클래스 별로 99%정도의 정답 확률로 오류를 분류하였다. 그리고, 본 발명에서 제안한 모델을 통해 녹색 시트의 불량 여부 판별이 가능함으로 확인할 수 있다.

[0057] 여기서 두 번째 모델에서 사용된 데이터의 개수는 801 중에 0은 burr로 1는 크랙과 기포 오류 데이터로 구별하여 나타나게 하였다.

[0058] 두 번째 모델 또한 약 99프로 정도의 정답 확률로 오류를 분류했다는 것을 볼 수 있다. 이를 통해 본 발명에서

제안하는 Tree-CNN 기반 불량 탐지 모델에서 제품 불량 검출 동작이 잘 수행된다는 것을 확인할 수 있다.

[0059] 본 발명은 다양한 이미지 처리 분야에서 이미지를 활용하여 분류 문제를 해결하는 데 좋은 성능을 보여주는 딥러닝 기법을 사용하여, 스마트 팩토리에서 생산 제품의 결점 상태를 감지할 수 있는 CNN 모델을 제안한다.

[0060] 기존에는 전문가들이 공장 결점과 상품을 직접 구분하였으나, 본 발명에서 제안하는 CNN 기반 불량 탐지 모델에서는 99% 정확도로 분류할 수 있다. 그리고, 스마트 팩토리에서 생산된 녹색 시트는 기존 매뉴얼보다 훨씬 빨리 식별할 수 있을 것으로 예상된다. 그리고, 실시간으로 처리가 가능하기 때문에 결함의 원인을 즉시 찾을 수 있으며, 1단계 레이어를 통해 불량품과 양품을 신속하게 분류하고, 추가 조치를 취할 수 있다.

[0061] 한편, 본 발명의 실시예에 따른 스마트 팩토리에서의 제품 불량 탐지 방법은 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드로서 구현되는 것이 가능하다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 컴퓨터 시스템에 의하여 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치를 포함한다.

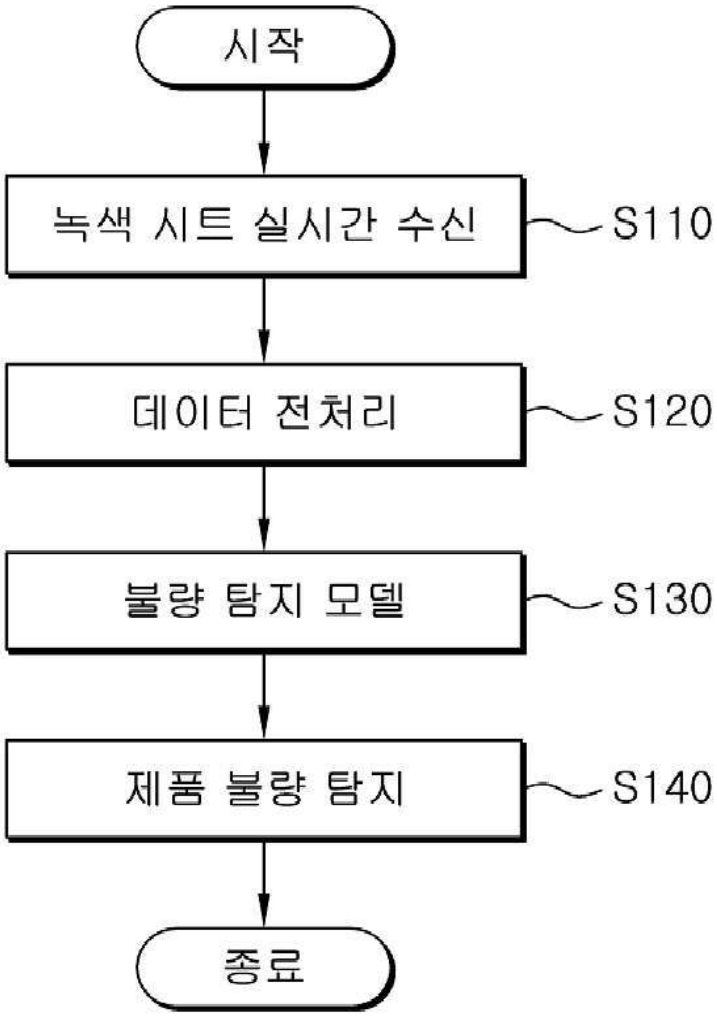
[0062] 예컨대, 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체로는 롬(ROM), 램(RAM), 시디-롬(CD-ROM), 자기 테이프, 하드디스크, 플로피디스크, 이동식 저장장치, 비휘발성 메모리(Flash Memory), 광 데이터 저장장치 등이 포함된다.

[0063] 또한, 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체는 컴퓨터 통신망으로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어, 분산방식으로 읽을 수 있는 코드로서 저장되고 실행될 수 있다.

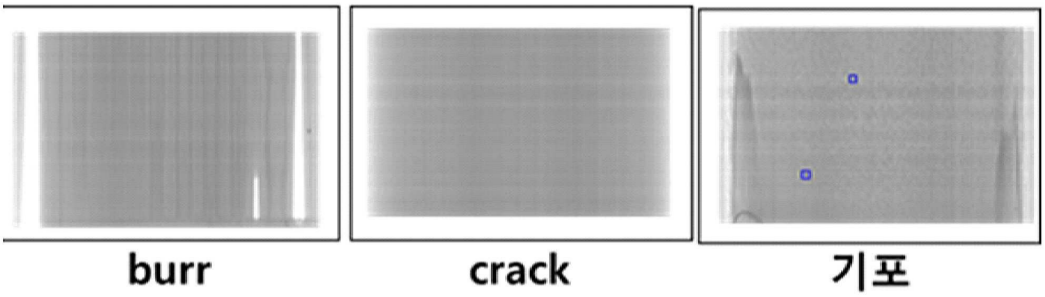
[0064] 이상 본 발명을 몇 가지 바람직한 실시 예를 사용하여 설명하였으나, 이들 실시 예는 예시적인 것이며 한정적인 것이 아니다. 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 지닌 자라면 본 발명의 사상과 첨부된 특허청구범위에 제시된 권리범위에서 벗어나지 않으면서 다양한 변화와 수정을 가할 수 있음을 이해할 것이다.

도면

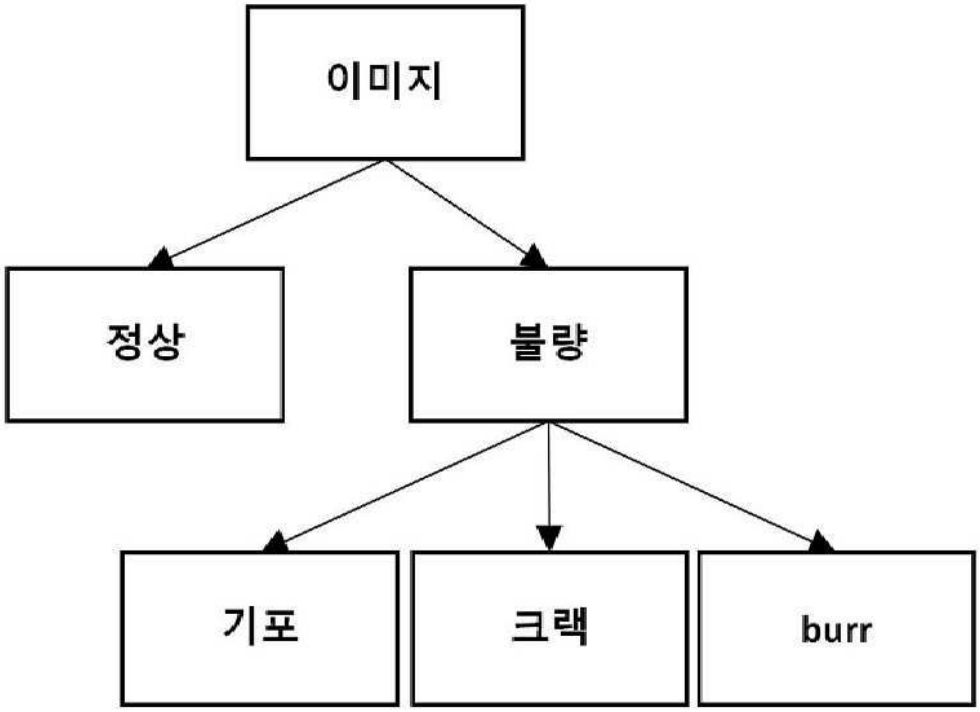
도면1


시작
녹색 시트 실시간 수신
S110
데이터 전처리
S120
불량 탐지 모델
S130
제품 불량 탐지
S140
종료

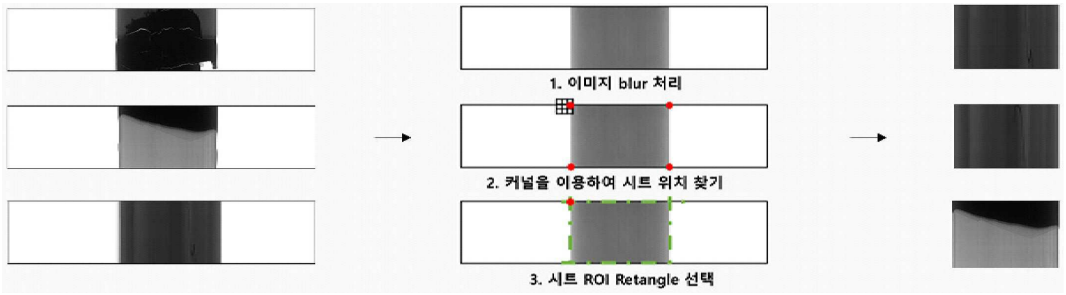
도면2


burr
crack
기포

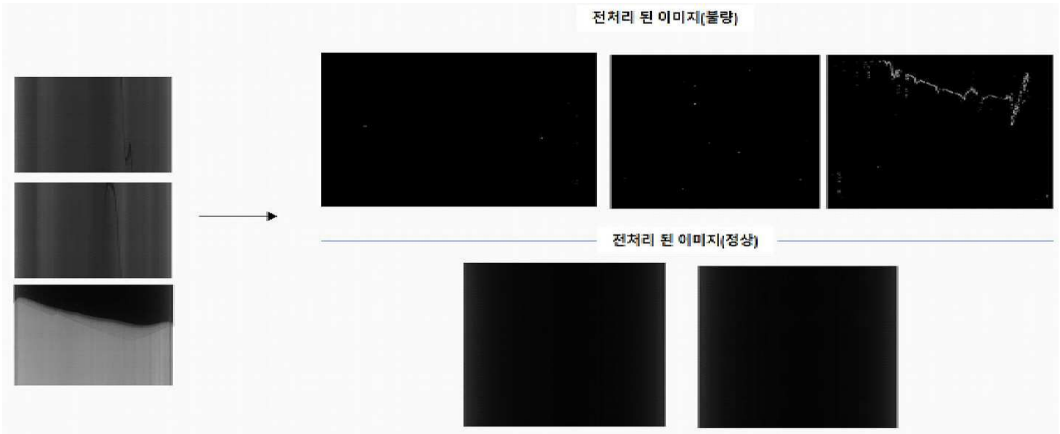
도면3


이미지
정상
불량
기포
크랙
burr

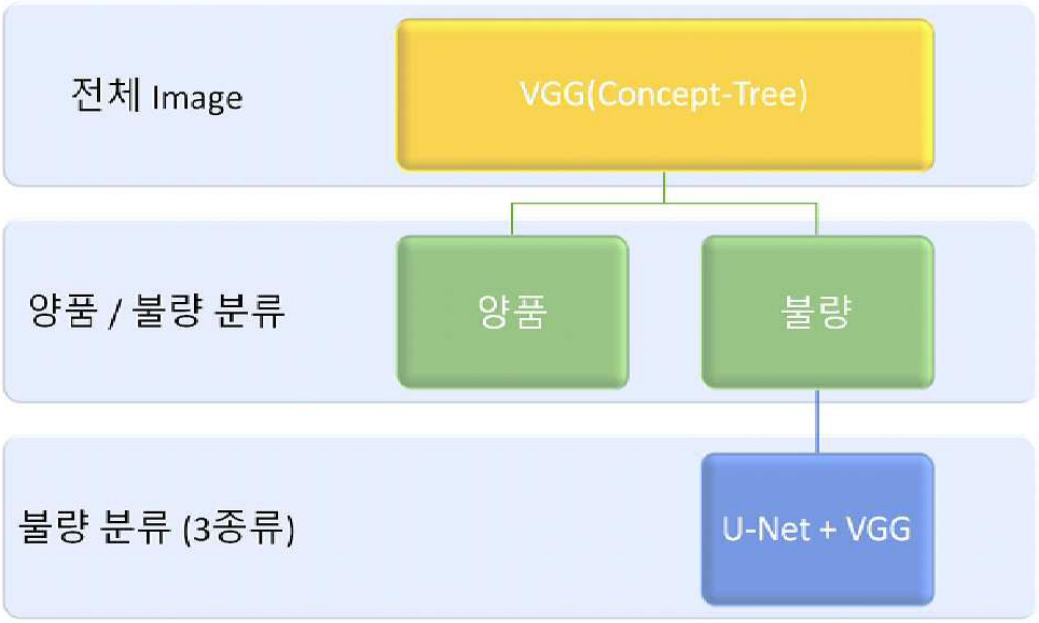
도면4


1. 이미지 blur 처리
2. 케널을 이용하여 시트 위치 찾기
3. 시트 ROI Retangle 선택

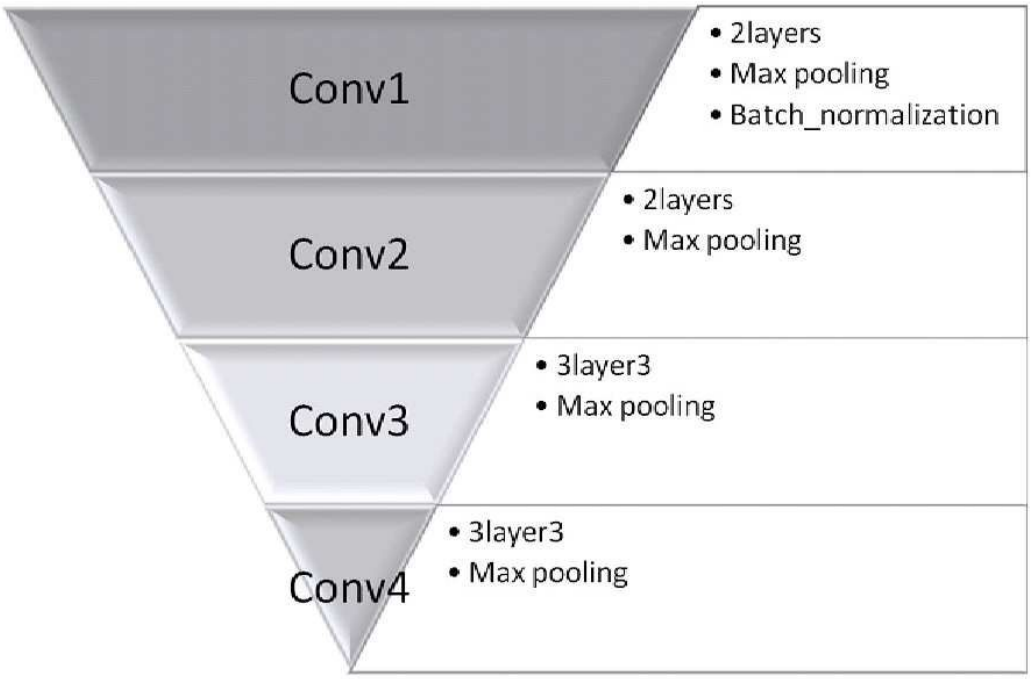
도면5


전처리 된 이미지(불량)
전처리 된 이미지(정상)

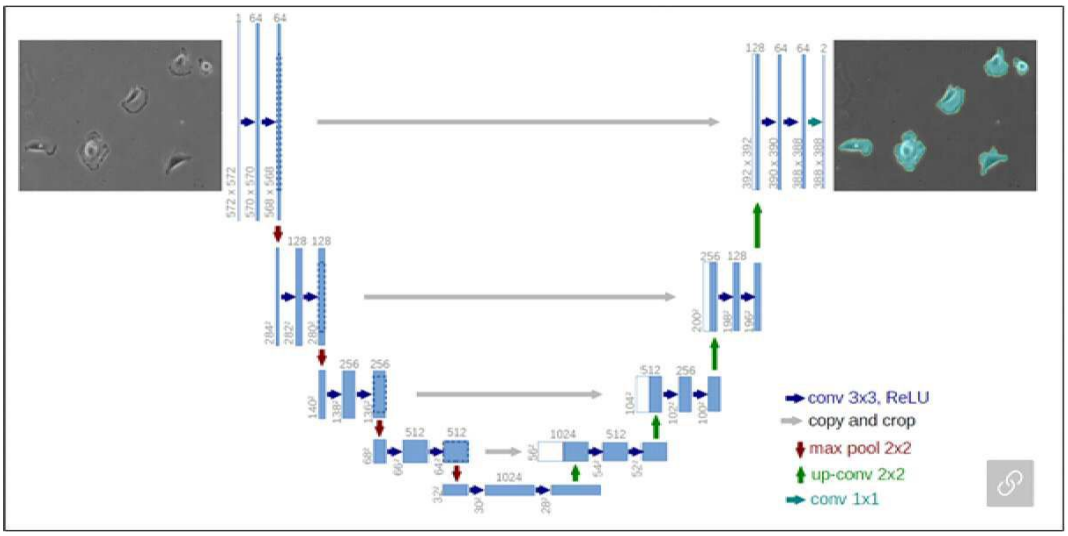
도면6


전체 Image
VGG(Concept-Tree)
양품 / 불량 분류
양품
불량
불량 분류 (3종류)
U-Net + VGG

도면7


Conv1
• 2layers
• Max pooling
• Batch_normalization
Conv2
• 2layers
• Max pooling
Conv3
• 3layer3
• Max pooling
Conv4
• 3layer3
• Max pooling

도면8



도면9

- Acc / Val_Acc

```
Epoch 00026: val_loss did not improve from 0.00258
Epoch 27/50
129/129 [==============================] - 19s 151ms/step - loss: 0.0104 - accuracy: 0.9938 - val_loss: 0.0024 - val_accuracy: 1.0000
```

- confusion_matrix – total data (1316)

양품/불량	0	1
0	722	1
1	3	590

- classification_report

양품/불량	precision	recall	f1-score	Supprot
0	1	1	1	723
1	1	0.99	1	593
Acc			1	1316
Macro avg	1	1	1	1316
Weighted avg	1	1	1	1316

도면10

- Acc / Val_Acc

```
Epoch 00031: val_loss did not improve from 0.00697
Epoch 32/50
103/103 [==============================] - 19s 182ms/step - loss: 0.0092 - accuracy: 0.9902 - val_loss: 0.0038 - val_accuracy: 1.0000
```

- confusion_matrix – total data (801)

양품/불량	0	1
0	93	2
1	5	701

- classification_report

양품/불량	precision	recall	f1-score	Supprot
0	0.95	0.98	0.96	95
1	1	0.99	1	706
Acc			0.99	801
Macro avg	0.97	0.99	0.98	801
Weighted avg	0.99	0.99	0.99	801