



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년02월21일  
(11) 등록번호 10-2501730  
(24) 등록일자 2023년02월15일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G06F 18/00 (2023.01) G06N 3/04 (2023.01)  
G06N 3/08 (2023.01) G06V 10/40 (2022.01)  
(52) CPC특허분류  
G06F 18/24 (2023.01)  
G06N 3/045 (2023.01)  
(21) 출원번호 10-2021-0058971  
(22) 출원일자 2021년05월07일  
심사청구일자 2021년05월07일  
(65) 공개번호 10-2022-0151777  
(43) 공개일자 2022년11월15일  
(56) 선행기술조사문헌  
Xuemei Bai, Text classification based on LSTM  
and attention, Thirteenth Int. Conf. on  
Digital Information Management, 2018. 1부.\*  
CN109902175 A  
CN112131879 A  
KR102138747 B1  
\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자  
연세대학교 산학협력단  
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)  
한양대학교 에리카산학협력단  
경기도 안산시 상록구 한양대학로 55  
(72) 발명자  
김하영  
서울특별시 서대문구 명지길 30, 107동 602호(홍은동, 신원지벤스타)  
양동욱  
서울특별시 서대문구 명물길 27-7(창천동) 305호  
(뒷면에 계속)  
(74) 대리인  
특허법인(유한)아이스

전체 청구항 수 : 총 6 항

심사관 : 강현일

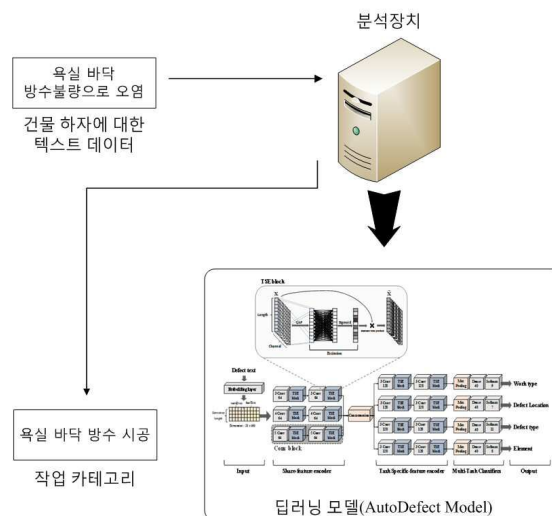
(54) 발명의 명칭 다중 작업 채널 어텐션을 이용한 건물 하자 분류 방법 및 장치

(57) 요약

개시된 기술은 다중 작업 채널 어텐션을 이용한 건물 하자 분류 방법 및 장치에 관한 것으로, 분석장치가 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받는 단계; 서로 다른 크기의 필터를 가진 복수개의 제 1 인코더들이 상기 텍스트 데이터를 입력받아 각각 복수개의 공유 특징을 추출하는 단계; 복수개의 제 2 인코더들이 상기 제 1 인코더들이 출력한 특징들을 결합한 값을 입력받아 복수의 작업 특징들을 추출하는 단계; 및 복수개의 분류기들이 상기 복수개의 작업 특화 특징 인코더들이 각각 출력하는 값을 입력받아 각각 서로 다른 항목에 대한 분류값을 출력하는 단계;를 포함한다.

대표도 - 도1

100



(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)

G06V 10/40 (2023.01)

(72) 발명자

**안용한**

경기도 안산시 상록구 한양대학로 55(사동) 2공학  
관 210호

**이상호**

경기도 안산시 상록구 한양대학로 55(사동) 2공학  
관 532호

**신현규**

경기도 안산시 상록구 한양대학로 55(사동) 2공학  
관 507호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1415169319

과제번호 20202020800030

부처명 산업통상자원부

과제관리(전문)기관명 한국에너지기술평가원

연구사업명 에너지수요관리핵심기술개발(에특)(R&D)

연구과제명 체로에너지건축물 구현을 위한 스마트 외장재 · 설비 융복합 기술개발 및 성능평가  
체계 구축, 실증

기 여 율 60/100

과제수행기관명 한국건설기술연구원

연구기간 2020.05.01 ~ 2020.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711133408

과제번호 2015R1A5A1037548

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 이공분야기초연구사업/선도연구센터지원사업/이공학분야(S/ERC)

연구과제명 건설구조물 내구성 혁신 연구센터

기 여 율 40/100

과제수행기관명 한양대학교(ERICA캠퍼스)

연구기간 2021.03.01 ~ 2022.02.28

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

분석장치가 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받는 단계;

서로 다른 크기의 필터를 가진 복수개의 제1 인코더들이 상기 텍스트 데이터를 입력받아 각각 복수개의 공유 특징을 추출하는 단계;

복수개의 제2 인코더들이 상기 제1 인코더들이 출력한 특징들을 결합한 값을 입력받아 복수의 작업 특징들을 추출하는 단계; 및

복수개의 분류기들이 상기 복수개의 제2 인코더들이 각각 출력하는 값을 입력받아 각각 서로 다른 항목에 대한 분류값을 출력하는 단계;를 포함하되

상기 복수개의 제1 인코더 및 상기 복수개의 제2 인코더들 각각은

컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 TSE(Text Squeeze and Excitation) 블록 쌍이 반복되는 구조를 하나 이상 포함하며

상기 TSE 블록은

상기 TSE 블록 이전 레이어로 부터 입력받은 특징맵(Feature map)정보에 어텐션 스코어(Attention Score)를 반영하여 각 특징맵 채널마다 서로 다른 가중치를 부여하는 블록이며

상기 어텐션 스코어는

상기 TSE 블록이 입력받은 특징맵 정보를 글로벌 평균 풀링(Global Average Pooling, GAP)레이어를 통해 스퀴즈(Squeeze)연산을 수행한 결과값에 완전 연결(Fully Connected) 레이어의 파라미터를 곱하여 엑시테이션(Excitation)연산을 수행하고, 상기 엑시테이션 연산의 수행 결과값에 시그모이드(Sigmoid) 함수를 적용하여 계산된 값인

건물 하자 분류 방법

#### 청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 분석장치는 서로 다른 두 개의 임베딩 모델을 이용하여 상기 텍스트 데이터를 임베딩하는 포함하는 건물 하자 분류 방법.

#### 청구항 3

삭제

#### 청구항 4

삭제

#### 청구항 5

삭제

#### 청구항 6

삭제

#### 청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 복수개의 분류기들은 각각 하자에 따른 작업의 타입, 하자의 위치, 하자의 타입 및 하자의 속성을 상기 분류값으로 출력하는 건물 하자 분류 방법.

#### 청구항 8

건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받는 입력장치;

서로 다른 크기의 필터를 가진 복수개의 제1 인코더, 복수개의 제2 인코더 및 복수개의 분류기를 포함하는 딥러닝 모델을 저장하는 저장장치; 및

상기 복수개의 제1 인코더에 상기 텍스트 데이터를 입력하여 서로 다른 복수개의 공유 특징을 각각 추출하고, 상기 복수개의 공유 특징을 결합한 값을 상기 복수개의 제2 인코더에 입력하여 복수의 작업 특징들을 각각 추출하고, 복수개의 분류기에 상기 복수의 작업 특징들을 각각 입력하여 서로 다른 항목에 대한 분류값을 각각 출력하는 연산장치;를 포함하되

상기 복수개의 제1 인코더 및 상기 복수개의 제2 인코더들 각각은

컨볼루션 레이어 및 TSE(Text Squeeze and Excitation) 블록 쌍이 반복되는 구조를 하나이상 포함하며

상기 TSE 블록은

상기 TSE 블록 이전 레이어로 부터 입력받은 특징맵(Feature map)정보에 어텐션 스코어(Attention score)를 반영하여 각 특징맵 채널마다 서로 다른 가중치를 부여하는 블록이며

상기 어텐션 스코어는

상기 TSE 블록이 입력받은 특징맵 정보를 글로벌 평균 풀링(Global average pooling, GAP)레이어를 통해 스퀴즈(Squeeze)연산을 수행한 결과값에 완전 연결(Fully Connected) 레이어의 파라미터를 곱하여 엑시테이션(Excitation)연산을 수행하고, 상기 엑시테이션 연산의 수행 결과값에 시그모이드(Sigmoid) 함수를 적용하여 계산된 값인

건물 하자 분류 장치.

#### 청구항 9

제 8 항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은 서로 다른 두 개의 임베딩 모델을 더 포함하고, 상기 두 개의 임베딩 모델을 이용하여 상기 텍스트 데이터를 임베딩하는 포함하는 건물 하자 분류 장치.

#### 청구항 10

삭제

#### 청구항 11

삭제

#### 청구항 12

삭제

#### 청구항 13

삭제

#### 청구항 14

제 8 항에 있어서,

상기 복수개의 분류기들은 각각 하자에 따른 작업의 타입, 하자의 위치, 하자의 타입 및 하자의 속성을 상기 분

류값으로 출력하는 건물 하자 분류 장치.

## 발명의 설명

### 기술 분야

[0001] 개시된 기술은 다중 작업 채널 어텐션을 이용하여 건물 하자에 대한 카테고리를 분류하는 방법 및 장치에 관한 것이다.

### 배경 기술

[0002] 건물의 외벽이나 내부에는 다양한 원인으로 인해 균열이나 누수 등 여러 가지 결함(Defect)이 발생할 수 있다. 이와 같이 결함이 발생한 경우 건물의 안전성을 확보하고 수명을 유지하기 위해서 결함의 특징이나 종류에 알맞은 하자보수가 이루어져야 한다.

[0003] 종래에는 건물에 대한 결함이 발생하면 건물 관리인이나 거주자가 결함에 따른 현상을 대략적으로 파악하여 이를 작업자에게 구두 또는 수기로 전달하거나 작업자가 직접 현장에 가서 결함의 상태를 확인하였다. 즉, 작업자는 다른 사람으로부터 전달된 모호한 내용의 결함에 대한 정보만으로 불필요한 보수작업을 준비해야 하거나 자신이 직접 현장에 방문하여 보수작업을 위한 준비를 했기 때문에 작업에 대한 효율성이 떨어지는 문제가 있었다.

[0004] 한편, 건물의 결함을 정확하게 파악하기 위해서 결함 위치를 촬영한 이미지를 딥러닝 모델에 입력하여 결함의 상태를 파악하는 기술은 다수 이용되고 있으나 자연어와 같은 텍스트를 토대로 건물 결함을 파악하는 기술은 존재하지 않아서 건물 결함에 대한 텍스트 데이터를 이용하여 결함을 파악하는 기술이 요구된다.

## 선행기술문헌

### 특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국 등록특허 제10-2221317호

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0006] 개시된 기술은 다중 작업 채널 어텐션을 이용하여 건물 하자에 대한 카테고리를 분류하는 방법 및 장치를 제공하는데 있다.

### 과제의 해결 수단

[0007] 상기의 기술적 과제를 이루기 위하여 개시된 기술의 제 1 측면은 분석장치가 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받는 단계, 서로 다른 크기의 필터를 가진 복수개의 제 1 인코더들이 상기 텍스트 데이터를 입력받아 각각 복수개의 공유 특징을 추출하는 단계, 복수개의 제 2 인코더들이 상기 제 1 인코더들이 출력한 특징들을 결합한 값을 입력받아 복수의 작업 특징들을 추출하는 단계 및 복수개의 분류기들이 상기 복수개의 작업 특화 특징 인코더들이 각각 출력하는 값을 입력받아 각각 서로 다른 항목에 대한 분류값을 출력하는 단계를 포함하는 건물 하자 자동 분류 방법을 제공하는데 있다.

[0008] 상기의 기술적 과제를 이루기 위하여 개시된 기술의 제 2 측면은 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받는 입력장치, 서로 다른 크기의 필터를 가진 복수개의 제 1 인코더, 복수개의 제 2 인코더 및 복수개의 분류기를 포함하는 딥러닝 모델을 저장하는 저장장치 및 상기 복수개의 제 1 인코더에 상기 텍스트 데이터를 입력하여 서로 다른 복수개의 공유 특징을 각각 추출하고, 상기 복수개의 공유 특징을 결합한 값을 상기 복수개의 제 2 인코더에 입력하여 복수의 작업 특징들을 각각 추출하고, 상기 복수개의 분류기에 상기 복수의 작업 특징들을 각각 입력하여 서로 다른 항목에 대한 분류값을 각각 출력하는 연산장치를 포함하는 건물 하자 분류 장치를 제공하는데 있다.

## 발명의 효과

- [0009] 개시된 기술의 실시 예들은 다음의 장점들을 포함하는 효과를 가질 수 있다. 다만, 개시된 기술의 실시 예들이 이를 전부 포함하여야 한다는 의미는 아니므로, 개시된 기술의 권리범위는 이에 의하여 제한되는 것으로 이해되어서는 아니 될 것이다.
- [0010] 개시된 기술의 일 실시예에 따르면 다중 작업 채널 어텐션을 이용한 건물 하자 분류 방법 및 장치는 짧은 텍스트만으로 건물에 대한 하자를 카테고리 별로 분류하는 효과가 있다.
- [0011] 또한, 컨볼루션 레이어의 깊이를 증가시키지 않아도 높은 수준의 특징을 추출하는 효과가 있다.
- [0012] 또한, 하나의 작업에 잡음이 있더라도 다른 작업으로부터 공유되는 특징을 이용하여 작업 분류에 대한 정확도를 보장하는 효과가 있다.

### 도면의 간단한 설명

- [0013] 도 1은 개시된 기술의 일 실시예에 따른 다중 작업 채널 어텐션을 이용하여 건물 하자를 분류하는 과정을 나타낸 도면이다.
- 도 2는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 건물 하자 분류 방법에 대한 순서도이다.
- 도 3은 개시된 기술의 일 실시예에 따른 건물 하자 분류 장치에 대한 블록도이다.
- 도 4는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 다중 작업 채널 어텐션을 이용한 딥러닝 모델의 구조를 나타낸 도면이다.
- 도 5는 개시된 기술의 일 실시예에 따라 임베딩된 벡터를 병렬로 처리하는 과정을 나타낸 도면이다.
- 도 6은 인코더의 세부적인 구조를 나타낸 도면이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0014] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 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.
- [0015] 제 1, 제 2, A, B 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 해당 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되지는 않으며, 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제 1 구성요소는 제 2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제 2 구성요소도 제 1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.
- [0016] 본 명세서에서 사용되는 용어에서 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 해석되지 않는 한 복수의 표현을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 그리고 "포함한다" 등의 용어는 실시된 특징, 개수, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 의미하는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 개수, 단계 동작 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0017] 도면에 대한 상세한 설명을 하기에 앞서, 본 명세서에서의 구성부들에 대한 구분은 각 구성부가 담당하는 주기능 별로 구분한 것에 불과함을 명확히 하고자 한다. 즉, 이하에서 설명할 2개 이상의 구성부가 하나의 구성부로 합쳐지거나 또는 하나의 구성부가 보다 세분화된 기능별로 2개 이상으로 분화되어 구비될 수도 있다.
- [0018] 그리고 이하에서 설명할 구성부 각각은 자신이 담당하는 주기능 이외에도 다른 구성부가 담당하는 기능 중 일부 또는 전부의 기능을 추가적으로 수행할 수도 있으며, 구성부 각각이 담당하는 주기능 중 일부 기능이 다른 구성부에 의해 전담되어 수행될 수도 있음은 물론이다. 따라서, 본 명세서를 통해 설명되는 각 구성부들의 존재 여부는 기능적으로 해석되어야 할 것이다.
- [0019] 도 1은 개시된 기술의 일 실시예에 따른 다중 작업 채널 어텐션을 이용하여 건물 하자를 분류하는 과정을 나타낸 도면이다. 도 1을 참조하면 분석장치는 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받고 이를 딥러닝 모델을 통해 분석하여 하자에 대한 카테고리를 분류할 수 있다.
- [0020] 분석장치가 입력받는 건물 하자에 대한 텍스트 데이터는 사용자가 수기로 작성하거나 타이핑한 텍스트를 의미한

다. 예컨대, 사용자가 건물의 하자를 설명하는 짧은 길이의 텍스트일 수 있다. 도 1에서는 “옥실 바닥 방수불량으로 오염”이라는 짧은 텍스트를 텍스트 데이터로 입력하는 상황을 가정하였다. 분석장치는 사용자가 직접 텍스트를 입력할 수 있도록 키보드나 터치패드와 같은 장치를 구비할 수 있으며 이를 통해 텍스트 데이터를 입력받을 수 있다. 또는 사용자의 단말기로부터 전송되는 텍스트 데이터를 수신할 수도 있다.

[0021] 한편, 분석장치는 이와 같이 입력된 텍스트 데이터를 딥러닝 모델에 입력 가능한 형태로 임베딩할 수 있다. 딥러닝 모델은 서로 다른 두 개의 임베딩 모델을 포함한다. 예컨대, Word2vec과 FastText을 임베딩 모델로 포함할 수 있다. 종래 이미지나 영상 처리를 위해 커널 크기에 따라 행렬에 합성곱 연산을 수행하는 2D 합성곱 신경망(Two dimensional Convolution Neural Network)과는 다르게 개시된 기술에서 언급하는 딥러닝 모델은 자연어 처리 기반 1D 합성곱 신경망(One dimensional Convolution Neural Network)을 이용할 수 있다. 즉, 커널을 행렬이 아닌 높이 방향으로만 이동시키면서 연산을 수행할 수 있다. 분석장치는 임베딩을 통해 텍스트 데이터에 포함된 문장을 토큰화 할 수 있다.

[0022] 한편, 딥러닝 모델에 입력 가능한 형태로 임베딩 된 텍스트 데이터는 먼저 딥러닝 모델의 공유 특징 인코더에 입력된다. 공유 특징 인코더는 병렬 구조를 갖는 복수개의 인코더들로 구성된다. 이하부터는 공유 특징 인코더를 제 1 인코더라고 한다. 제 1 인코더는 임베딩 된 텍스트 데이터를 입력받아 복수개의 공유 특징을 각각 추출한다. 여기에서 추출된 공유 특징은 이하의 작업 특화 특징 인코더를 학습하는데 이용된다.

[0023] 한편 제 1 인코더는 서로 다른 크기의 필터에 각각 연결된 복수의 컨볼루션 레이어를 병렬로 포함한다. 즉, 제 1 인코더에는 병렬 구조인 컨볼루션 레이어가 존재하며 각 레이어 별로 연결된 서로 다른 크기의 필터를 통해 서로 다른 복수의 공유 특징들이 각각 추출된다. 각 레이어에는 컨볼루션 블록과 TSE(Text Squeeze and Excitation) 블록이 존재한다. 컨볼루션 블록은 일정 길이의 컨볼루션 레이어들일 수 있으며 TSE 블록은 인코더의 성능 향상을 위해 채널 어텐션을 수행하는 블록으로 컨볼루션 레이어에 연결된 어텐션 레이어일 수 있다. 복수개의 제 1 인코더는 각각 TSE 블록을 이용하여 각 공유 특징의 어텐션 스코어를 계산할 수 있다.

[0024] 한편, 복수개의 제 1 인코더들은 각각 컨볼루션 블록과 TSE 블록이 반복되는 구조를 하나 이상 포함한다. 예컨대, 컨볼루션 블록과 TSE 블록이 하나의 세트로 구성되고, 이러한 세트가 반복되는 구조일 수 있다. 바람직하게는 인코더의 길이가 필요 이상으로 길어지지 않도록 2개의 세트가 반복될 수 있다. 그리고 첫 번째 세트에 임베딩 된 텍스트 데이터를 입력하여 출력된 결과를 다음 세트에 다시 입력하여 특징을 추출할 수 있다. 일 실시예로, 복수개의 제 1 인코더들은 각각 첫번째 컨볼루션 블록 및 첫번째 TSE 블록을 통해 추출된 결과값을 두번째 컨볼루션 블록 및 두번째 TSE 블록에 입력하여 서로 다른 공유 특징을 각각 추출할 수 있다. 이와 같이 첫 번째 세트를 통해 출력된 특징을 두 번째 세트의 입력으로 이용하여 텍스트 데이터에 대한 높은 수준의 특징을 추출할 수 있다.

[0025] 한편, 상술한 바와 같이 TSE 블록은 어텐션 레이어에 해당된다. 어텐션 레이어는 글로벌 평균 풀링(Global Average Pooling, GAP) 레이어 및 완전 연결(Fully Connected) 레이어를 포함한다. 어텐션 레이어는 글로벌 풀링 레이어를 통해 스퀴즈(Squeeze) 연산을 수행한 결과값에 완전 연결 레이어의 파라미터를 1회 곱하여 엑시테이션(Excitation) 연산을 수행하고, 엑시테이션 연산의 수행 결과값에 시그모이드(Sigmoid) 함수를 적용하여 어텐션 스코어를 계산한다. 이와 같은 연산에 따라 추출된 특징에는 0에서 1사이의 어텐션 스코어가 부여된다.

[0026] 종래의 경우 높은 수준의 특징을 추출하기 위해서 블록 구조를 일정 길이 이상 반복적으로 설계하여 특징 추출에 대한 성능을 높이는 방식이었으나, 개시된 기술에는 서로 다른 크기의 필터 또는 커널을 포함하는 병렬 구조의 레이어를 통해 특징을 추출하기 때문에 컨볼루션 레이어의 깊이를 필요 이상으로 깊게 설계하지 않아도 높은 수준의 특징 추출이 가능하다. 이는 곧 샘플의 수를 증가시키는 것과 유사한 효과를 가지므로 텍스트 데이터에 포함된 로컬 특징을 충분히 추출하는 것이 가능하다.

[0027] 한편, 추출된 공유 특징은 복수개의 작업(Task) 특화 특징 인코더의 입력으로 이용된다. 이하부터는 작업 특화 특징 인코더를 제 2 인코더라고 한다. 복수개의 제 2 인코더는 각 공유 특징들을 결합한(Concatenation) 값을 입력받아 복수의 작업 특징들을 각각 추출한다. 제 2 인코더도 공유 특징 인코더와 마찬가지로 병렬로 연결된 복수의 컨볼루션 블록과 각 컨볼루션 블록에 연결된 복수의 TSE 블록을 포함한다. 즉, 두 인코더의 구조 자체는 동일하다. 다만 제 1 인코더에는 서로 다른 크기의 필터가 존재하고 제 2 인코더에는 동일한 크기의 필터가 존재한다는 점에서 차이가 있다.

[0028] 복수개의 제 2 인코더는 각각 TSE 블록을 이용하여 작업 특징의 어텐션 스코어를 계산할 수 있다. 각 제 2 인코더들은 첫번째 컨볼루션 블록 및 첫 번째 TSE 블록을 통해 추출된 결과값을 두번째 컨볼루션 블록 및 두번째



TSE 블록에 입력하여 작업 특징을 추출할 수 있다. 이때, 결합된 공유 특징을 기반으로 각 작업에 영향을 미치는 특징맵의 표현력을 향상시킬 수 있다. 즉, 타 작업의 공유 특징을 학습할 수 있으므로 입력값에 노이즈가 포함되더라도 작업 특징 추출을 성공적으로 수행할 수 있고 작업 특징 추출 결과에 대한 정확도를 높일 수 있다.

- [0029] 한편, 분석장치는 복수개의 분류기를 통해 각각 서로 다른 항목에 대한 분류값을 출력한다. 각각의 분류기는 하자에 따른 작업의 타입, 하자의 위치, 하자의 타입 및 속성을 분류 작업으로 포함할 수 있다. 도 1을 통해 예시로 든 바와 같이 모델의 출력값이 “옥실 바닥 방수 시공” 이라면 작업의 타입은 “방수 시공” 으로, 하자의 위치는 “옥실” 로, 하자의 타입은 “누수” 로, 하자의 속성은 “바닥” 으로 각각 분류될 수 있다.
- [0030] 한편, 항목의 개수에 따라 복수개의 제 2 인코더와 복수개의 분류기의 병렬 구조가 결정될 수 있다. 예컨대, 작업이 4개인 경우 제 2 인코더는 4개의 레이어가 병렬로 연결된 구조일 수 있고 분류기 또한 4개가 병렬로 연결된 구조일 수 있다. 물론 제 1 인코더는 반드시 4개일 필요는 없다. 이러한 과정에 따라 건물 하자에 대한 텍스트 데이터에 포함된 하자에 대한 서로 다른 항목들을 동시에 수행할 수 있다.
- [0031] 도 2는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 건물 하자 분류 방법에 대한 순서도이다. 도 2를 참조하면 건물 하자 분류 방법(200)은 분석장치에 탑재된 딥러닝 모델을 통해 순차적으로 수행될 수 있으며 텍스트 데이터를 입력받는 단계(210), 서로 다른 복수개의 공유 특징을 추출하는 단계(220), 복수개의 작업 특징을 추출하는 단계(230) 및 각 항목에 대한 분류값을 출력하는 단계(240)를 포함한다.
- [0032] 210 단계에서 분석장치는 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받는다. 건물 하자에 대한 텍스트 데이터는 건물에 발생한 하자를 설명하는 짧은 텍스트로 이루어져 있으며 하자보수 작업자에게 전달하기 위해 건물 관리인이나 거주자가 작성한 데이터일 수 있다. 분석장치는 텍스트 데이터를 전송하는 수단으로부터 텍스트 데이터를 수신할 수도 있고 직접 텍스트 데이터를 입력받을 수도 있다.
- [0033] 220 단계에서 분석장치는 딥러닝 모델의 제 1 인코더인 복수개의 공유 특징 인코더에 텍스트 데이터를 각각 전달한다. 각 공유 특징 인코더는 입력된 텍스트 데이터로부터 공유 특징을 추출한다. 공유 특징 인코더는 서로 다른 크기의 필터를 가진 컨볼루션 레이어가 병렬로 연결된 구조이며 각각의 레이어는 컨볼루션 블록과 TSE 블록으로 구성된다. 당연히 필터 크기가 서로 다르므로 각 레이어에서는 서로 다른 공유 특징들이 추출될 수 있다.
- [0034] 230 단계에서 딥러닝 모델의 제 2 인코더인 복수개의 작업(Task) 특화 특징 인코더는 복수개의 공유 특징들을 결합한 값을 입력받아 복수의 작업 특징들을 추출한다. 앞서 220 단계에서 공유 특징 인코더가 각 공유 특징에 대한 어텐션 스코어를 포함한 결과값을 출력하였으므로 작업 특화 특징 인코더는 어텐션 스코어를 참조하여 각 작업에 적합한 특징들을 추출할 수 있다.
- [0035] 240 단계에서 딥러닝 모델의 복수개의 분류기는 복수의 작업 특징들의 항목을 각각 분류한다. 복수개의 분류기는 각 작업을 서로 다른 항목으로 동시에 분류하기 위해서 작업 특징에서 채널 당 가장 중요한 특징만 풀링할 수 있다. 이는 작업 특화 특징 인코더에 포함된 TSE 블록을 통해 계산된 어텐션 스코어를 통해 결정된다. 예컨대, 어텐션 스코어가 가장 높은 것을 풀링할 수 있다. 이러한 과정을 병렬로 연결된 각각의 분류기들이 처리함으로써 항목 분류를 멀티태스킹 할 수 있다.
- [0036] 도 3은 개시된 기술의 일 실시예에 따른 건물 하자 분류 장치에 대한 블록도이다. 도 3을 참조하면 건물 하자 분류 장치(300)는 입력장치(310), 저장장치(320) 및 연산장치(330)를 포함한다.
- [0037] 입력장치(310)는 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받는다. 입력장치(310)는 텍스트 데이터를 입력받기 위한 통신모듈 및 입력 인터페이스를 포함할 수 있다. 예컨대, 통신모듈을 통해 타 디바이스에서 전송되는 텍스트 데이터를 수신하거나 입력 인터페이스를 통해 사용자가 입력하는 텍스트 데이터를 수신할 수 있다. 통신모듈은 블루투스나 같은 근거리 무선 통신을 지원할 수도 있고 4G, 5G 등의 이동통신을 지원할 수도 있다. 그리고 입력 인터페이스로 키보드나 터치패드와 같은 장치를 구비할 수도 있다.
- [0038] 저장장치(320)는 딥러닝 모델을 저장한다. 저장장치(320)에 저장되는 딥러닝 모델은 토큰화 된 텍스트를 처리하도록 학습된 것으로, 복수개의 공유 특징 인코더, 복수개의 작업(Task) 특화 특징 인코더 및 복수개의 분류기를 포함한다. 복수개의 공유 특징 인코더에는 서로 다른 크기의 필터가 구비되며 복수개의 작업 특화 특징 인코더에는 동일한 크기의 필터가 구비된다. 저장장치(320)는 이러한 딥러닝 모델을 저장할 수 있는 용량을 가진 메모리로 구현될 수 있다.
- [0039] 연산장치(330)는 딥러닝 모델에 텍스트 데이터를 입력하여 특징을 추출하고 각 특징 별 항목을 분류할 수 있다.



연산장치(330)는 카테고리를 분류하는 연산을 수행할 수 있는 AP 내지는 프로세서로 구현될 수 있다. 연산장치(330)는 먼저 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 딥러닝 모델에 입력 가능한 형태로 임베딩할 수 있다. 그리고, 딥러닝 모델에 포함된 서로 다른 크기의 필터를 갖는 복수개의 공유 특징 인코더에 임베딩 된 텍스트 데이터를 각각 입력하여 서로 다른 복수개의 공유 특징들을 추출할 수 있다. 그리고, 복수개의 공유 특징들을 결합한 값을 복수개의 작업 특화 특징 인코더에 입력하여 복수의 작업 특징들을 각각 추출하고, 복수개의 분류기에 복수의 작업 특징들을 각각 입력하여 서로 다른 항목에 대한 분류값을 출력하는 연산을 수행할 수 있다.

[0040] 한편, 상술한 바와 같은 건물 하자 분류 장치(300)는 컴퓨터에서 실행될 수 있는 실행가능한 알고리즘을 포함하는 프로그램(또는 어플리케이션)으로 구현될 수도 있다. 상기 프로그램은 일시적 또는 비일시적 판독 가능 매체(non-transitory computer readable medium)에 저장되어 제공될 수 있다.

[0041] 비일시적 판독 가능 매체란 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니라 반영구적으로 데이터를 저장하며, 기기에 의해 판독(reading)이 가능한 매체를 의미한다. 구체적으로는, 상술한 다양한 어플리케이션 또는 프로그램들은 CD, DVD, 하드 디스크, 블루레이 디스크, USB, 메모리카드, ROM(read-only memory), PROM(programmable read only memory), EPROM(Erasable PROM, EPROM) 또는 EEPROM(Electrically EPROM) 또는 플래시 메모리 등과 같은 비일시적 판독 가능 매체에 저장되어 제공될 수 있다.

[0042] 일시적 판독 가능 매체는 스태틱 램(Static RAM, SRAM), 다이내믹 램(Dynamic RAM, DRAM), 싱크로너스 디램(Synchronous DRAM, SDRAM), 2배속 SDRAM(Double Data Rate SDRAM, DDR SDRAM), 증강형 SDRAM(Enhanced SDRAM, ESDRAM), 동기화 DRAM(Synclink DRAM, SLDRAM) 및 직접 램버스 램(Direct Rambus RAM, DRRAM) 과 같은 다양한 RAM을 의미한다.

[0043] 도 4는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 다중 작업 채널 어텐션을 이용한 딥러닝 모델의 구조를 나타낸 도면이다. 종래 자연어 처리를 위한 합성곱 신경망의 구조는 컨볼루션 레이어의 깊이를 증가시켜서 공간 계층 구조를 만든 후 이를 통해 높은 수준의 특징을 추출하여 성능을 향상시킬 수 있었다. 이러한 구조의 장점은 낮은 레벨의 컨볼루션 레이어가 로컬 특징을 추출하는 동안 일반적인 패턴을 학습하고 높은 레벨의 컨볼루션 레이어가 전체 입력에 걸쳐 포괄적인 패턴을 학습한다는 것이다. 그러나 입력되는 텍스트 데이터의 길이가 짧은 경우에는 데이터 부족으로 인해 모델의 깊이를 늘려도 충분한 성능을 나타내지 못하는 문제가 있었다.

[0044] 따라서, 제한된 깊이의 레이어만으로 특징을 효율적으로 추출할 수 있는 모델이 요구된다. 개시된 기술에서 이용하는 딥러닝 모델은 이러한 문제점을 해소하기 위하여 고안된 것으로, AutoDefect 모델이라고 명명한다. AutoDefect 모델은 복수의 레이어가 병렬로 연결된 구조를 갖는다. 그리고 2단계로 구성된 병렬 인코더들을 이용하여 특징을 추출함으로써 짧은 길이의 텍스트 데이터가 입력되더라도 충분한 성능을 보장할 수 있다.

[0045] 한편, 각각 독립된 모델을 설계하지 않고 병렬로 연결된 하나의 모델을 이용하여 높은 성능을 나타낼 수 있다. 예컨대, 특징 추출을 병렬로 동시에 처리함으로써 샘플의 수를 늘리는 효과가 발생하므로 과적합을 방지하는 것이 가능하다. 그리고 TSE 블록을 이용하여 각 레이어 별 특징맵에서 상대적인 중요도(어텐션 스코어)를 반영함으로써 모델이 의미있는 정보를 학습하여 특징 추출 기능이 극대화될 수 있다.

[0046] 한편, TSE 블록은 도 4에 도시된 바와 같이 1D CNN 기반 텍스트 모델링에 적합한 형태로 재설계된 SE Net(Squeeze and excitation network)이다. SE Net은 각 채널들의 중요한 정보만을 추출하고 채널간 의존성에 따라 재조정하는 네트워크를 의미한다. 이와 유사하게 TSE 블록은 입력된 텍스트 데이터에서 특징을 채널별로 추출하고 각 채널별 가중치인 어텐션 스코어를 계산한다. 어텐션 스코어는 이하의 수학식 1에 따라 정의된다.

[0047] [수학식 1]

$$Attention\ score = Sigmoid(W_1 * GAP(x))$$

[0048]

[0050] TSE 블록에서 글로벌 평균 풀링(Global Average Polling, GAP)은 1D CNN의 출력인 특징맵  $X \in \mathbb{R}^{L \times C}$  에서 채널 별 공간 정보를 요약하는 연산을 의미한다. 이는 SE Net의 GAP로부터 변경된 공식으로 아래 수학식 2로 정의된다.

[0051] [수학식 2]

$$GAP(x) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L x_i$$

[0052]

[0054] SE Net의 엑시테이션(Excitation)에 대응하는 TSE 블록의 연산 과정은 병목 현상 없이 직접 채널 별 관계를 계산하도록 변경된다. 병목 현상의 제거는 특징을 저차원 공간으로 투영한 뒤 다시 매핑하는 과정을 생략한다는 것을 의미한다. 즉, 종래 SE Net의 경우에는 이미지를 처리하는데 따른 코스트를 줄이기 위해 저차원 매핑을 한 번 더 수행하였으나 개시된 기술에서 이용하는 TSE 블록은 기본적으로는 SE Net과 유사하지만, SE Net에서 병목 구간을 제거함으로써 짧은 길이의 텍스트에 대한 특징을 추출하는데 적합한 형태로 변경된 것이다. 이러한 변경에 따라 TSE 블록은 입력값에 대한 연결관계가 손실되지 않아서 TSE 블록의 어텐션 스코어가 명확한 채널 별 관계 정보를 나타낼 수 있다. TSE의 어텐션 스코어는  $GAP(x)$ 의 출력에 완전 연결 계층(Fully Connected

Layer)의  $W_1$ 를 한번 곱하고 시그모이드 함수를 활성화하여 계산된다. 그리고 입력  $X$ 의 채널 별 특징맵에 어텐션 스코어를 곱하는 과정은 SE Net과 동일하게 수행된다. 공간 정보를 조정하는 대신 채널 단위 정보를 조정하는 이 과정은 건물 하자에 대한 텍스트 데이터와 같이 길이가 짧은 텍스트의 특징을 효율적으로 추출하는데 영향을 미치게 된다.

[0055]

한편, AutoDefect 모델의 입력 차원의 크기는  $X \in \mathbb{R}^{L \times E}$ 이며,  $L$ 은 문장의 길이를 의미한다. 그리고  $E$ 는 단어 임베딩 벡터의 차원을 의미한다. 모델에 입력할 데이터를 구성하기 위해 사전에 훈련된 임베딩 행렬을 조회하고 텍스트의 정수로 인코딩된 단어 토큰을 실제 값인 임베딩 벡터로 변환할 수 있다. 즉, 고유한 단어 토큰의 고차원 행렬을 사용하는 대신 저차원의 임베딩 값인  $E$ 를 사용한다. 그리고 하나의 임베딩 모델이 아닌 서로 다른 복수의 임베딩 모델을 이용할 수 있다. 이러한 모델은 임베딩을 위한 행렬 형태일 수 있으며 서로 다른 두 모델을 함께 이용하여 텍스트를 임베딩할 수 있다. 예컨대, Word2vec과 FastText를 함께 이용하여 텍스트를 임베딩할 수 있다. Word2vec과 FastText에 따라 AutoDefect 모델의 입력 차원은 300차원 임베딩 벡터를 더한 600이 되는데, 이와 같이 큰 단어 임베딩 데이터는 입력 정보가 짧은 텍스트 길이에겐 충분하지 않기 때문에 유용할 수 있으며 하나의 행렬에 임베딩 벡터가 없는 특정 단어에 대한 임베딩 정보를 다른 행렬을 통해 획득하는 것이 가능하다.

[0056]

도 5는 개시된 기술의 일 실시예에 따라 임베딩된 벡터를 병렬로 처리하는 과정을 나타낸 도면이다. 도 5를 참조하면 AutoDefect 모델의 공유 특징 인코더는 병렬로 연결된 3개의 컨볼루션 레이어로 구성될 수 있다. 각 컨볼루션 레이어에는 서로 다른 크기의 필터가 포함된다. 서로 다른 크기의 필터를 통해 다양한 공간 크기의 로컬 상관관계를 학습하여 다양한 공유 특징을 추출할 수 있다. 도 5와 같이 추출된 특징은 3-grams, 4-grams, 5-grams의 서로 길이가 다른 데이터이며 단어 토큰 간에 압축된 관계형 텍스트 정보를 의미한다. 이와 같이 1차적으로 추출된 특징은 다음 컨볼루션 레이어에 입력되어 높은 수준의 특징으로 추출될 수 있다.

[0057]

도 6은 인코더의 세부적인 구조를 나타낸 도면이다. 도 6에 도시된 바와 같이 인코더는 컨볼루션 블록이 반복되는 구조이며, 각 컨볼루션 블록은 컨볼루션 레이어, 배치 정규화 레이어, PReLU 레이어 및 TSE 블록으로 구성된다.

[0058]

도 6과 같이 여러 필터들 중 크기가 5인 필터를 사용한 컨볼루션 블록을 이용하되 학습에 대한 정확도를 높이기 위해 배치 정규화와 학습 가능한 활성화 함수를 이용할 수 있다. 그리고 기울기값(그라디언트)이 손실되는 것을 방지하기 위해 TSE 블록에 따라 컨볼루션 계층에서 출력된 채널 별 특징맵에 어텐션 스코어를 곱할 수 있다. TSE 블록은 글로벌 풀링 레이어를 통해 스퀴즈(Squeeze) 연산을 수행한 결과값에 완전 연결 레이어의 파라미터를 1회 곱하여 엑시테이션(Excitation) 연산을 수행하고, 엑시테이션 연산의 수행 결과값에 시그모이드(Sigmoid) 함수를 적용하여 어텐션 스코어를 계산할 수 있다.

[0059]

한편, TSE 블록의 계산에 따라 높은 어텐션 스코어를 갖는 특징은 4가지 작업(Task)에 영향을 미치는 중요한 공통패턴을 학습한 특징맵에 반영될 수 있다. 결과적으로 채널 별 특징맵의 표현력이 강화되므로 작업에 적합한 특징 추출이 가능하다.

$$X \in \mathbb{R}^{L \times (C \times 3)}$$

[0060] 한편, 작업 특화 특징 인코더의 입력은 에서 추출된 특징의 채널 별 연결이다. 이는 공유 특징 인코더의 서로 다른 복수의 필터로부터 추출된 특징을 채널 별로 합산한 것을 의미한다. 이 입력은 작업 특화 특징 인코더의 4개의 분할된 병렬 컨볼루션 블록에 입력되어 4개의 작업에 적합한 특징을 추출하는데 이용된다.

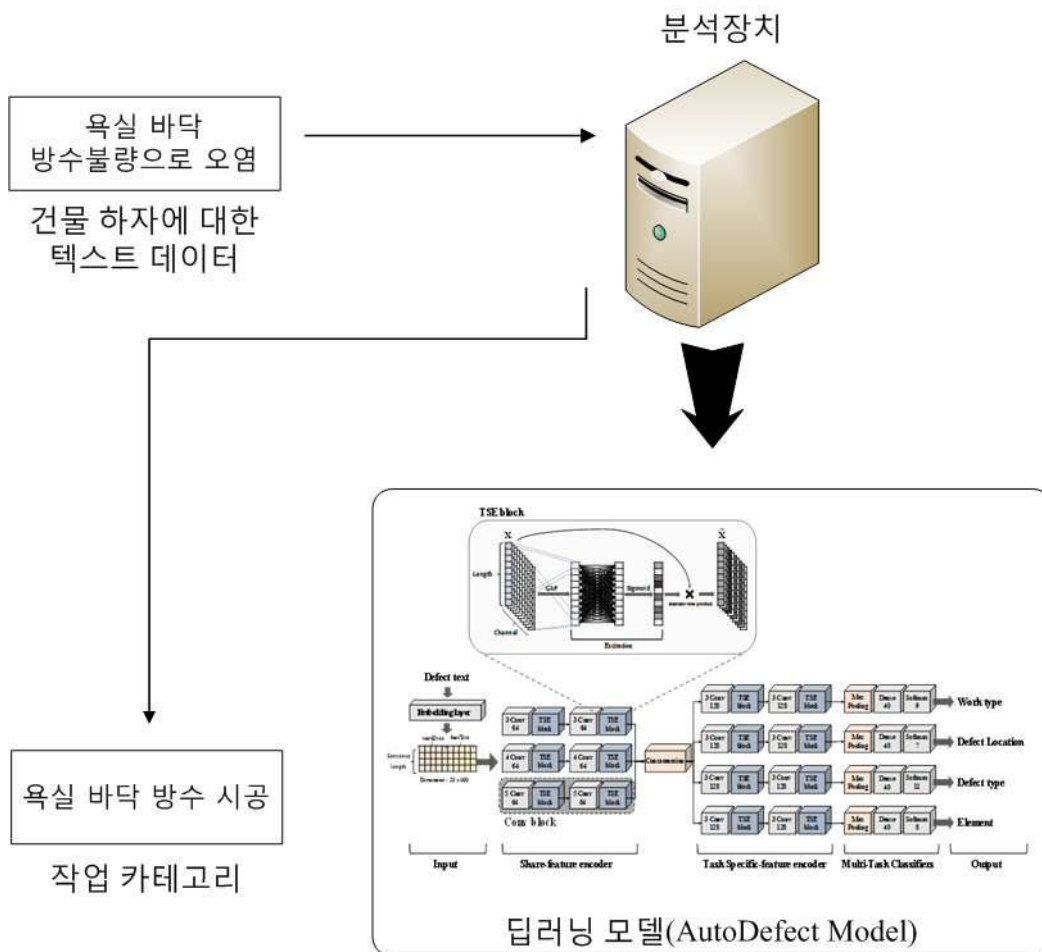
[0061] 이와 같이 추출된 4개의 작업 특징은 분류기로 입력되어 4개의 작업 별 카테고리를 분류하는 멀티태스킹 과정이 수행될 수 있다. 각 작업 별로 분류된 카테고리를 출력하기 위해서 각 작업에 맞게 추출된 특징 중 채널 당 가장 중요한 특징만을 글로벌 최대 풀링(Global Max Pooling, GMP)을 통해 선택할 수 있다. 그리고 밀집 레이어(Dense Layer)에 연결되고 소프트 맥스 활성화를 통해 각 작업에 대한 분류 확률을 계산할 수 있다. 이러한 방식으로 AutoDefect 모델은 4가지 작업의 결과를 동시에 출력하는 멀티 태스킹을 통해 작업을 분류할 수 있다.

[0062] 개시된 기술의 일 실시예에 따른 다중 작업 채널 어텐션을 이용하여 건물 하자를 분류 방법 및 장치는 이해를 돕기 위하여 도면에 도시된 실시 예를 참고로 설명되었으나, 이는 예시적인 것에 불과하며, 당해 분야에서 통상적 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시 예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 개시된 기술의 진정한 기술적 보호범위는 첨부된 특허청구범위에 의해 정해져야 할 것이다.

도면

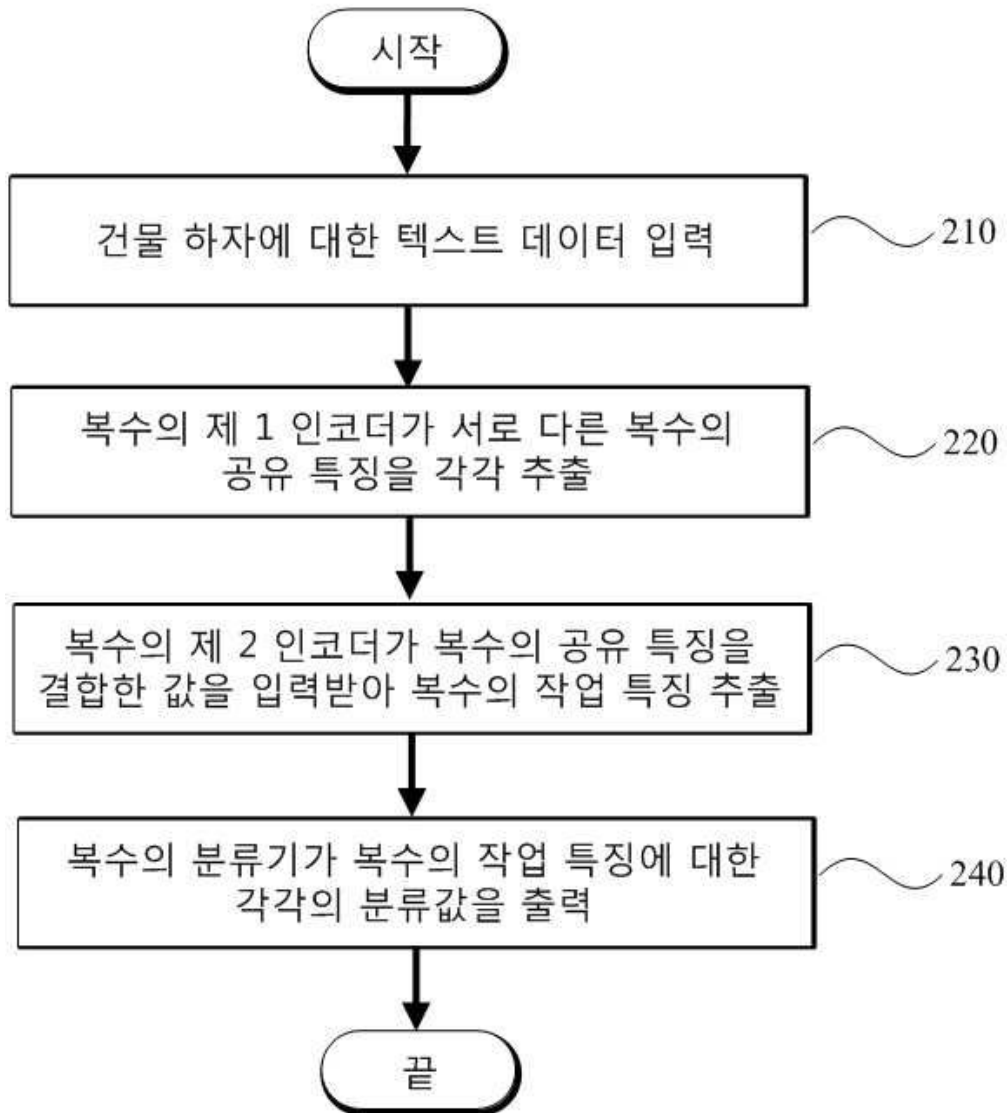
도면1

**100**

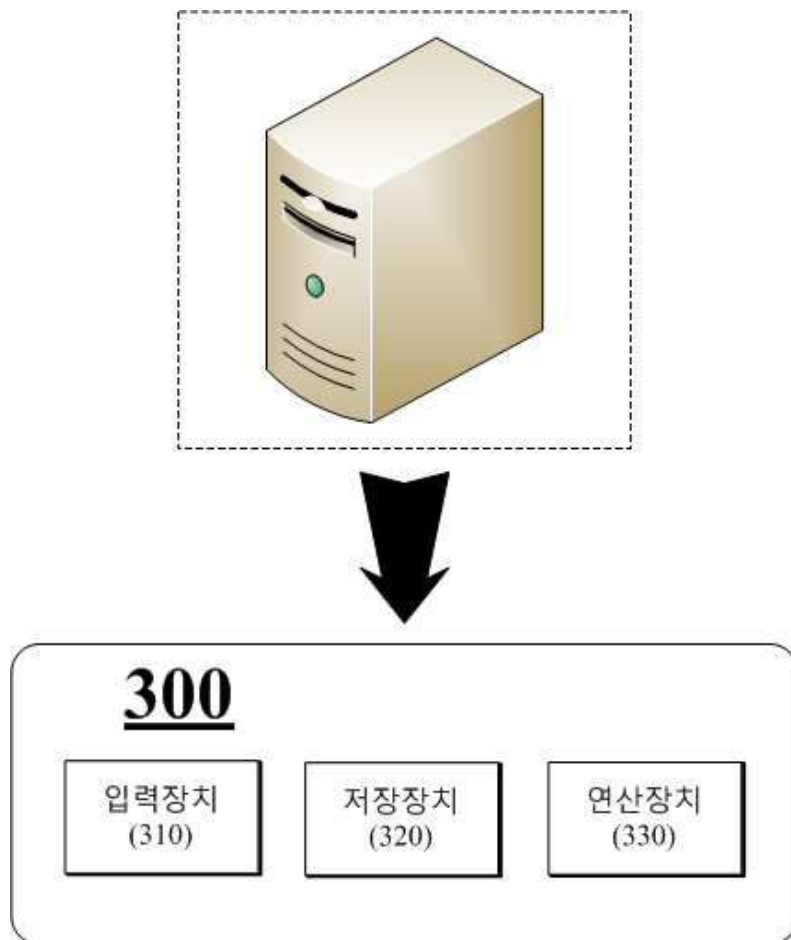


도면2

**200**

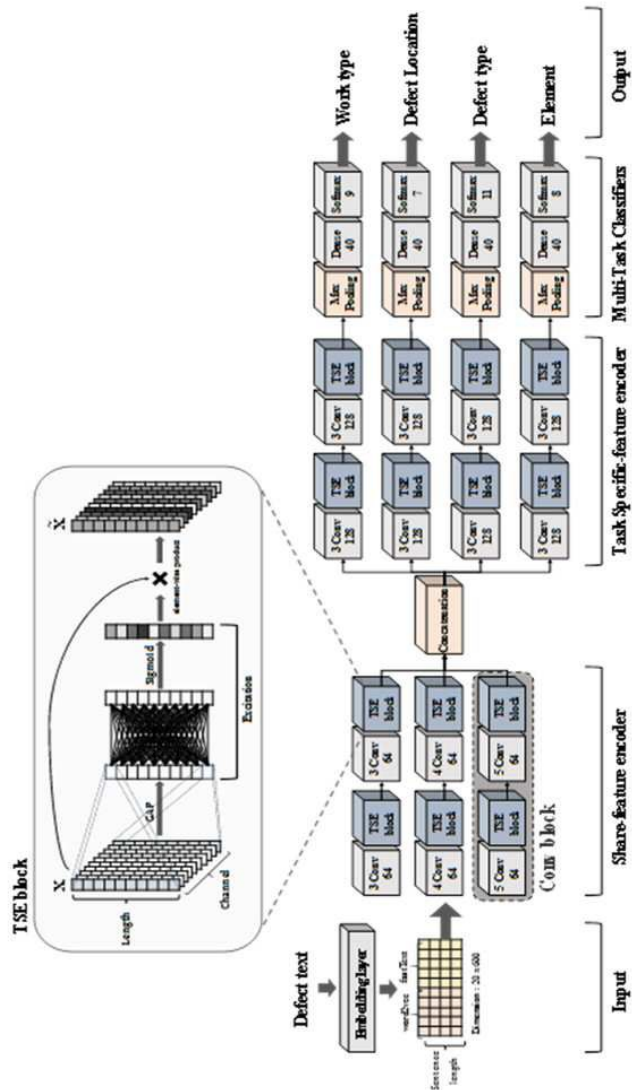


도면3



도면4

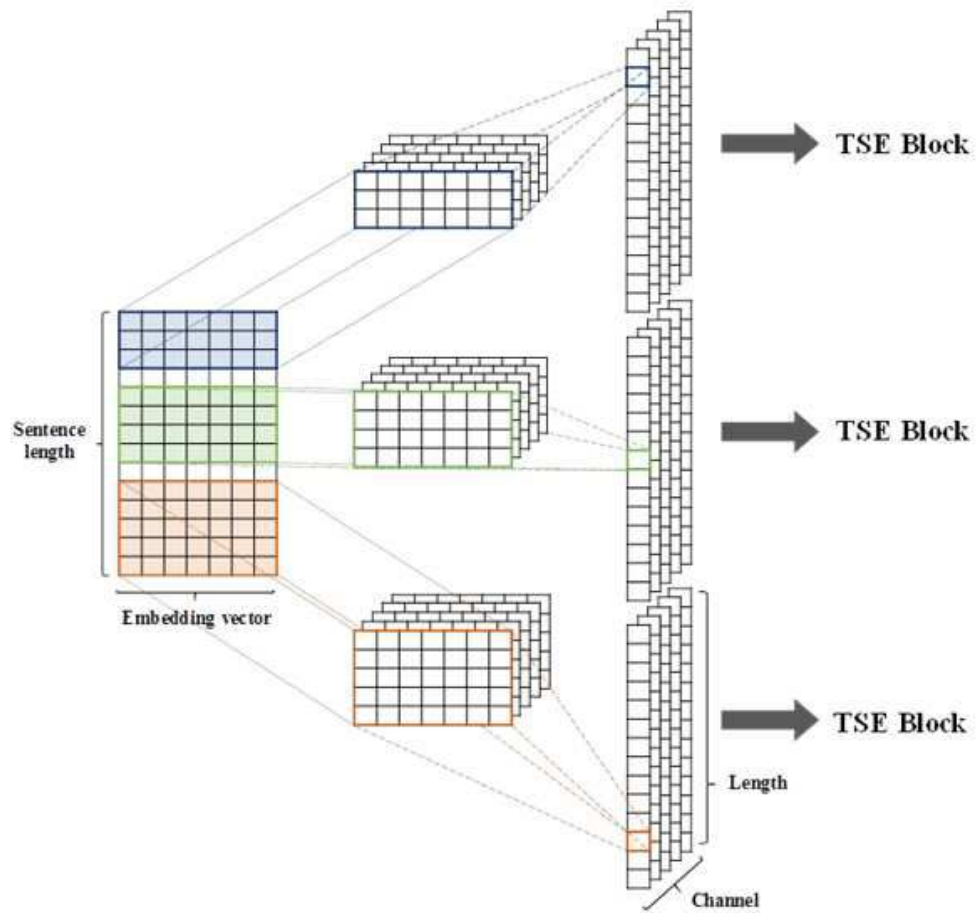
400





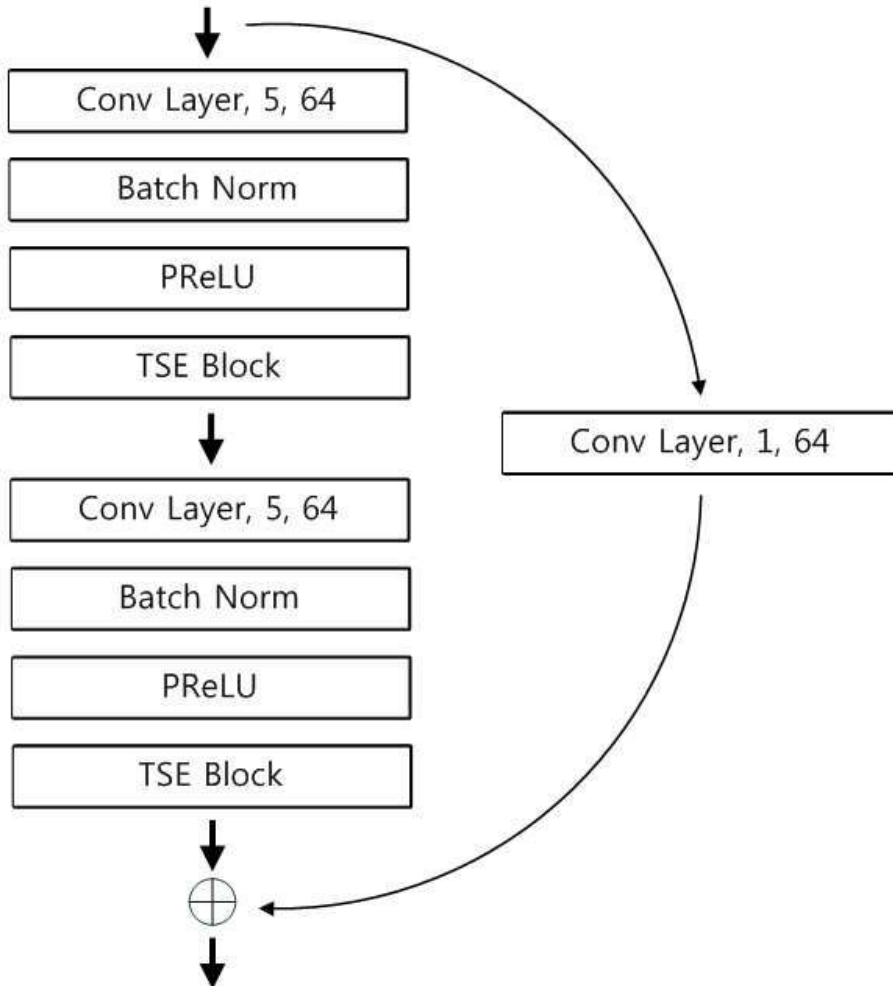
도면5

**500**



도면6

**600**



【심사관 직권보정사항】

【직권보정 1】

【보정항목】 청구범위

【보정세부항목】 청구항 1

【변경전】

분석장치가 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받는 단계;

서로 다른 크기의 필터를 가진 복수개의 제1 인코더들이 상기 텍스트 데이터를 입력받아 각각 복수개의 공유 특징을 추출하는 단계;

복수개의 제2 인코더들이 상기 제1 인코더들이 출력한 특징들을 결합한 값을 입력받아 복수의 작업 특징들을 추출하는 단계; 및

복수개의 분류기들이 상기 복수개의 제2 인코더들이 각각 출력하는 값을 입력받아 각각 서로 다른 항목에 대한 분류값을 출력하는 단계;를 포함하되

상기 복수개의 제1 인코더 및 상기 복수개의 제2 인코더들 각각은

컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 TSE(Text Squeeze and Excitation) 블록 쌍이 반복되는 구조를 하나 이상 포함하며

상기 TSE 블록은

상기 TSE 블록 이전 레이어로 부터 입력받은 특징맵(Feature map)정보에 어텐션 스코어(Attention Score)를 반영하여 각 특징맵 채널마다 서로 다른 가중치를 부여하는 블록이며

상기 어텐션 스코어는

상기 TSE 블록이 입력받은 특징맵 정보를 글로벌 평균 풀링(Global Average Pooling, GAP)레이어를 통해 스퀴즈(Squeeze)연산을 수행한 결과값에 완전 연결(Fully Connected) 레이어의 파라미터를 곱하여 엑시테이션(Excitation)연산을 수행하고, 상기 엑시테이션 연산의 수행 결과값에 시그모이드(Sigmoid) 함수를 적용하여 계산된 값인

건물 하자 자동 분류 방법

#### 【변경후】

분석장치가 건물 하자에 대한 텍스트 데이터를 입력받는 단계;

서로 다른 크기의 필터를 가진 복수개의 제1 인코더들이 상기 텍스트 데이터를 입력받아 각각 복수개의 공유 특징을 추출하는 단계;

복수개의 제2 인코더들이 상기 제1 인코더들이 출력한 특징들을 결합한 값을 입력받아 복수의 작업 특징들을 추출하는 단계; 및

복수개의 분류기들이 상기 복수개의 제2 인코더들이 각각 출력하는 값을 입력받아 각각 서로 다른 항목에 대한 분류값을 출력하는 단계;를 포함하되

상기 복수개의 제1 인코더 및 상기 복수개의 제2 인코더들 각각은

컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 TSE(Text Squeeze and Excitation) 블록 쌍이 반복되는 구조를 하나 이상 포함하며

상기 TSE 블록은

상기 TSE 블록 이전 레이어로 부터 입력받은 특징맵(Feature map)정보에 어텐션 스코어(Attention Score)를 반영하여 각 특징맵 채널마다 서로 다른 가중치를 부여하는 블록이며

상기 어텐션 스코어는

상기 TSE 블록이 입력받은 특징맵 정보를 글로벌 평균 풀링(Global Average Pooling, GAP)레이어를 통해 스퀴즈(Squeeze)연산을 수행한 결과값에 완전 연결(Fully Connected) 레이어의 파라미터를 곱하여 엑시테이션(Excitation)연산을 수행하고, 상기 엑시테이션 연산의 수행 결과값에 시그모이드(Sigmoid) 함수를 적용하여 계산된 값인

건물 하자 분류 방법