



등록특허 10-2124955



(19) 대한민국특허청(KR)  
 (12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2020년06월19일  
 (11) 등록번호 10-2124955  
 (24) 등록일자 2020년06월15일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
*G08G 1/01* (2006.01) *G06N 3/02* (2019.01)  
*G08G 1/097* (2006.01)
- (52) CPC특허분류  
*G08G 1/0125* (2013.01)  
*G06N 3/02* (2019.01)
- (21) 출원번호 10-2019-0157265  
 (22) 출원일자 2019년11월29일  
 심사청구일자 2019년11월29일
- (56) 선행기술조사문헌  
 KR101942491 B1  
 (뒷면에 계속)

(73) 특허권자  
**세종대학교산학협력단**  
 서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학  
 교)  
 (72) 발명자  
**장윤**  
 서울특별시 동대문구 정릉천동로 16, 103동 401호  
 (용두동, 용두두산위브)  
**피민규**  
 대전광역시 유성구 신성남로 31, 304호 (신성동)  
 (뒷면에 계속)  
 (74) 대리인  
**특허법인엠에이피에스**

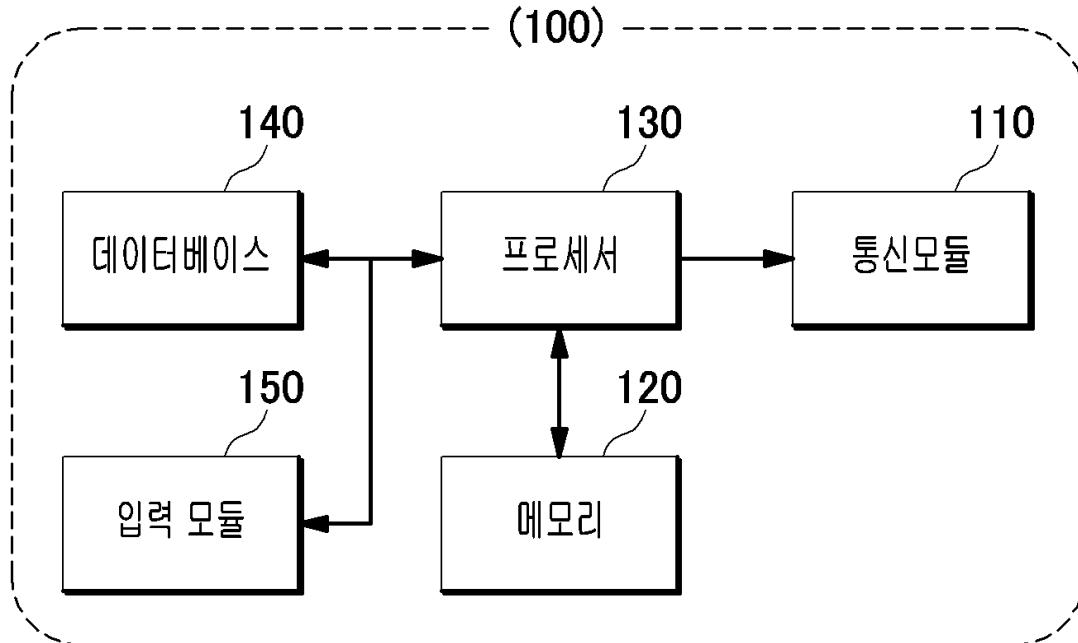
전체 청구항 수 : 총 10 항

심사관 : 이영노

(54) 발명의 명칭 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법 및 서버

**(57) 요 약**

본원의 일 측면에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법은 네트워크를 통해 수집된 GPS 궤도 데이터 및 차량 감지기를 이용해 수집된 차량 감지 데이터를 포함하는 원시 교통 데이터에 데이터 필터링을 포함하는 전처리 프로세스를 수행하여 교통 흐름 데이터를 생성하는 단계; 교통 흐름 데이터에 기초하여 혼잡 원인을 식별  
 (뒷면에 계속)

**대 표 도** - 도1

하고자 하는 구간을 선택하여 생성된 N커브 그래프 및 차량 지연시간을 포함하는 교통 분석 데이터를 생성하는 단계; 및 교통 분석 데이터에 기초하여, 합성곱신경망 기반의 교통 분석 모델을 통해 기설정된 교통 혼잡 지역에 대한 교통 혼잡 유형을 분류하여, 교통 분석 결과 데이터를 제공하는 단계;를 포함한다. N커브 그래프는 교통 흐름 데이터에서 선택된 구간의 출발 차량과 도착 차량의 누적 횟수를 나타내는 것이고, 교통 분석 모델은 교통 분석 데이터를 기초로 합성곱신경망을 이용하여 학습되어 교통 분석 데이터에 포함된 N커브 그래프 및 전체 차량 지연 시간의 패턴에 따라 교통 혼잡 유형을 분류하는 것이다.

## (52) CPC특허분류

*G08G 1/0112* (2013.01)*G08G 1/0141* (2013.01)*G08G 1/097* (2013.01)

## (72) 발명자

**연한별**서울특별시 강동구 아리수로50길 50, 113동 2303호  
(고덕동, 래미안힐스테이트고덕)**손혜숙**경기도 남양주시 화도읍 멱갓로 54-3, 가동 202호  
(화도읍, 보아쉐르빌)

## (56) 선행기술조사문헌

KR1020180086602 A

Michael J Cassidy and Robert L Bertini,  
Transportation Research Part B:  
Methodological, vol.33, no.1, pp.25-42

KR1020170074076 A

KR1020080027014 A

## 이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711093218

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 정보통신기술인력양성(R&amp;D)

연구과제명 모바일 플랫폼 기반 엔터테인먼트 VR 기술 연구

기여율 1/1

주관기관 세종대학교 산학협력단

연구기간 2016.06.01 ~ 2019.12.31

공지예외적용 : 있음

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

서버에 의해 수행되는 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에 있어서,

- (a) 네트워크를 통해 수집된 GPS 궤도 데이터 및 차량 감지기(VD: Vehicle Dectector)를 이용해 수집된 차량 감지 데이터를 포함하는 원시 교통 데이터에 데이터 필터링을 포함하는 전처리 프로세스를 수행하여 교통 흐름 데이터를 생성하는 단계;
- (b) 상기 교통 흐름 데이터에 기초하여 혼잡 원인을 식별하고자 하는 구간을 선택하여 생성된 N커브 그래프 및 차량 지연시간을 포함하는 교통 분석 데이터를 생성하는 단계; 및
- (c) 상기 교통 분석 데이터에 기초하여, 합성곱신경망 기반의 교통 분석 모델을 통해 기설정된 교통 혼잡 지역에 대한 교통 혼잡 유형을 분류하여, 교통 분석 결과 데이터를 제공하는 단계;를 포함하되,

상기 N커브 그래프는 교통 흐름 데이터에서 선택된 구간의 출발 차량과 도착 차량의 누적 횟수를 나타내는 것이고,

상기 교통 분석 모델은 상기 교통 분석 데이터를 기초로 합성곱신경망을 이용하여 학습되어 상기 교통 분석 데이터에 포함된 N커브 그래프 및 전체 차량 지연 시간의 패턴에 따라 교통 혼잡 유형을 분류하는 것인,

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법.

#### 청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 GPS 궤도 데이터는 차량 식별번호, 날짜, 시간, 위치정보를 포함하고,

상기 차량 감지 데이터는 차량 감지기의 GPS 위치, 차량 식별번호, 차량 감지 시간, 주행 시간 및 차량의 방향을 포함하는 것인,

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법.

#### 청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 전처리 프로세스는 기설정된 범위를 벗어나는 GPS 데이터, 중복된 데이터 및 기설정된 샘플링 주기보다 긴 데이터를 필터링하는 프로세스를 포함하는,

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법.

#### 청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 교통 혼잡 유형은 교통량 증가, 병목현상, 교통사고, 악천후, 기설정된 특별 이벤트, 교통신호 또는 정상 상태를 하나 이상 포함하는 것인,

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법.

#### 청구항 5

제 1 항에 있어서,

상기 (b)단계에서 차량의 평균 속도 및 정보이론에서 무질서도를 나타내는 엔트로피를 계산하는 단계를 포함하고,

상기 엔트로피는 교통 흐름 변화가 빈번할수록 높은 값을 가지는 것으로 하기 수학식 1에 의해 계산되는 것인,  
시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법.

#### [수학식1]

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n P(x_i) \log_b P(x_i)$$

$H(X)$ : 엔트로피 값

$P(x_i)$ : 도시 지역을 기설정된 그리드로 나눈 경우, 선택된 그리드에 기설정된 속도가 나타날 확률

#### 청구항 6

제 5 항에 있어서,

상기 N커브 그래프는 상기 엔트로피에 기초하여 교통 분석 데이터 상에서 혼잡 원인을 식별하고자 하는 구간을 선택하여 생성된 N커브 그래프인,

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법.

#### 청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 교통 분석 데이터 및 교통 분석 결과 데이터를 시각화 한 사용자 인터페이스를 제공하는 단계를 더 포함하는,

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법.

#### 청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 사용자 인터페이스는 교차로를 통과하는 교통량과 평균속도, 교통 흐름 패턴의 변화, 교차로에 연결된 도로의 총 유입과 유출 비율을 표시하는 것인,

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법.

#### 청구항 9

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 서버에 있어서,

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 프로그램이 저장된 메모리;

상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하며, 상기 프로세서는 상기 프로그램의 실행에 의해,

네트워크를 통해 수집된 GPS 궤도 데이터 및 차량 감지기를 이용해 수집된 차량 감지 데이터를 포함하는 원시 교통 데이터에 데이터 필터링을 포함하는 전처리 프로세스를 수행하여 교통 흐름 데이터를 생성하고,

상기 교통 흐름 데이터에 기초하여 혼잡 원인을 식별하고자 하는 구간을 선택하여 생성된 N커브 그래프 및 차량 지연시간을 포함하는 교통 분석 데이터를 생성하고,

상기 교통 분석 데이터에 기초하여, 합성곱신경망 기반의 교통 분석 모델을 통해 기설정된 교통 혼잡 지역에 대한 교통 혼잡 유형을 분류하여, 교통 분석 결과 데이터를 제공하고,

상기 N커브 그래프는 교통 흐름 데이터에서 선택된 구간의 출발 차량과 도착 차량의 누적 횟수를 나타내는 것이고,

상기 교통 분석 모델은 상기 교통 분석 데이터를 기초로 합성곱신경망을 이용하여 학습되어 상기 교통 분석 데이터에 포함된 N커브 그래프 및 전체 차량 지연 시간의 패턴에 따라 교통 혼잡 유형을 분류하는 것인,

시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 서버.

### 청구항 10

제 1 항에 따르는 방법을 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램이 기록된 비일시적 컴퓨터 판독가능 기록매체.

### 발명의 설명

#### 기술 분야

[0001]

본 발명은 시각적 분석을 통해 교통 혼잡의 원인을 식별하는 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 합성곱신경망(CNN: Convolutional Neural Network)을 이용하여 교통 혼잡 원인을 분류하고, 시각적 데이터를 분석하여 교통 혼잡 원인을 식별하는 방법 및 서버에 관한 것이다.

### 배경기술

[0002]

교통 패턴 발견 연구에서 기존 연구의 공통 목표는 시간 경과에 따른 교통 패턴의 변화를 분석하고 도시 교통 생태계를 이해하는 것이다. 시각적 분석 시스템 중 차량의 움직임 패턴을 발견하고 유사한 패턴을 클러스터링하거나, 스마트 교통 카드 데이터에 반영된 이동 패턴을 이용하여 집과 직장을 식별하는 방법, 교차로에서 대규모 교통 흐름을 분석할 수 있는 새로운 시각화 방법 등이 연구되어 왔다.

[0003]

상황 인식 탐사 및 예측 연구로서 몇 가지 분석 및 예측 시스템이 있다. 특정 시간과 장소에서의 교통 상황이 현재 또는 가까운 미래에 어떤 영향을 미치는지 분석한 연구가 있고, 의미 기반 질의응답 인터페이스를 사용하여 트래픽 패턴을 분석한 연구도 있다. 교통 혼잡을 분석하고 유사한 패턴을 탐색 한 다음 교통 혼잡 전파 정도를 측정하는 방법, 도시 계획 연구에서 경로 최적화, 경로 추천, 상황 인식 분석에 관한 논문이 발표되어 있다.

[0004]

GPS 궤도(trajectory) 데이터는 도시에서 사람들의 움직임 패턴을 직접 나타내기 때문에 적절한 분석 모델과 함께 다양한 분야에 적용될 수 있다. 예를 들어, 이동 패턴 검색, 경로 추천, 도시 계획, 교통 정체 감지와 같은 다양한 연구가 있다. 택시 데이터를 사용하여 특정 도시에서 사람들의 생활 패턴을 분석하거나, 택시 운전자가 승객을 빨리 찾을 수 있도록 경로를 추천하는 기술, 시각적 질의 모델을 사용하여 도시에서 이동 패턴을 빠르게 탐색할 수 있는 기술에 대한 연구가 있다. 또한 궤도 데이터를 사용하여 최적의 광고판 위치를 조사할 수 있는 대화형 시각적 분석 시스템에 대한 연구도 있다.

[0005]

도시에서 교통 혼잡의 원인을 분석하기 위해서는 교통 상황을 이해해야 한다. 현재 많은 교통 혼잡 추정 알고리즘은 차량 수, 도로의 평균 속도 및 시공간 교통 밀도 계산을 기반으로 한다. 교통 혼잡 정도를 계산하기 위해 평균 속도, 주행 시간 또는 차량 밀도와 같은 특정 매개변수 하나만을 사용하여 분석하는 연구가 있으나, 실제로는 다양한 상황이 결합되어 교통 혼잡이 발생하기 때문에 혼잡 지역을 추정하는데 많은 불확실성이 있다.

[0006]

기존 시각적 분석에 관한 연구는 교통 혼잡 지역을 탐지하고 혼잡 정도를 예측하는데 집중되어 있다. 하지만 교통 혼잡을 해결하기 위해서는 도로에서 발생한 혼잡 원인과 영향을 분석할 수 있어야 한다.

### 선행기술문헌

#### 특허문헌

[0007]

(특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제 10-2006-0092909호 (발명의 명칭: 확률적 상호 의존 관계 및 정황 데이터의 모델링 및 분석을 이용하는 교통 예측)

### 발명의 내용

#### 해결하려는 과제

[0008]

본 발명은 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위한 것으로서 합성곱신경망을 이용하여 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인의 식별 방법을 제공한다.

[0009]

교통 데이터를 분석하고, 차량의 평균속도 및 엔트로피를 이용하여 시공간적으로 차량의 흐름 변화를 감지하고, 교통 혼잡 유형을 분류하는 방법을 제공한다.

[0010] 다만, 본 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

### 과제의 해결 수단

[0011] 상술한 기술적 과제를 해결하기 위한 기술적 수단으로서, 본 개시의 제 1측면에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법은 네트워크를 통해 수집된 GPS 궤도 데이터 및 차량 감지기(VD: Vehicle Dectector)를 이용해 수집된 차량 감지 데이터를 포함하는 원시 교통 데이터에 데이터 필터링을 포함하는 전처리 프로세스를 수행하여 교통 흐름 데이터를 생성하는 단계; 상기 교통 흐름 데이터에 기초하여 혼잡 원인을 식별하고자 하는 구간을 선택하여 생성된 N커브 그래프 및 차량 지연시간을 포함하는 교통 분석 데이터를 생성하는 단계; 및 상기 교통 분석 데이터에 기초하여, 합성곱신경망 기반의 교통 분석 모델을 통해 기설정된 교통 혼잡 지역에 대한 교통 혼잡 유형을 분류하여, 교통 분석 결과 데이터를 제공하는 단계;를 포함한다. 상기 N커브 그래프는 교통 흐름 데이터에서 선택된 구간의 출발 차량과 도착 차량의 누적 횟수를 나타내는 것이고, 상기 교통 분석 모델은 상기 교통 분석 데이터를 기초로 합성곱신경망을 이용하여 학습되어 상기 교통 분석 데이터에 포함된 N커브 그래프 및 전체 차량 지연 시간의 패턴에 따라 교통 혼잡 유형을 분류하는 것이다.

[0012] 상술한 기술적 과제를 해결하기 위한 기술적 수단으로서, 본 개시의 제 2 측면에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 서버는 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 프로그램이 저장된 메모리; 상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함한다. 상기 프로세서는 상기 프로그램의 실행에 의해, 네트워크를 통해 수집된 GPS 궤도 데이터 및 차량 감지기를 이용해 수집된 차량 감지 데이터를 포함하는 원시 교통 데이터에 데이터 필터링을 포함하는 전처리 프로세스를 수행하여 교통 흐름 데이터를 생성하고, 상기 교통 흐름 데이터에 기초하여 혼잡 원인을 식별하고자 하는 구간을 선택하여 생성된 N커브 그래프 및 차량 지연시간을 포함하는 교통 분석 데이터를 생성하고, 상기 교통 분석 데이터에 기초하여, 합성곱신경망 기반의 교통 분석 모델을 통해 기설정된 교통 혼잡 지역에 대한 교통 혼잡 유형을 분류하여, 교통 분석 결과 데이터를 제공한다. 상기 N커브 그래프는 교통 흐름 데이터에서 선택된 구간의 출발 차량과 도착 차량의 누적 횟수를 나타내는 것이고, 상기 교통 분석 모델은 상기 교통 분석 데이터를 기초로 합성곱신경망을 이용하여 학습되어 상기 교통 분석 데이터에 포함된 N커브 그래프 및 전체 차량 지연 시간의 패턴에 따라 교통 혼잡 유형을 분류하는 것이다.

### 발명의 효과

[0013] 전술한 본원의 과제 해결 수단 중 어느 하나에 의하면, 과학적 근거를 바탕으로 교통 혼잡 원인을 분류할 수 있는 방법을 제공할 수 있다.

[0014] 하나의 도로가 여러 다른 시간대의 다른 원인으로 인하여 교통 혼잡이 발생하면, 교통 엔지니어는 혼잡 원인을 분석하는데 오랜 시간이 소요되나, 본 발명을 이용하면 혼잡 지역을 탐색하고, 혼잡 원인을 식별하고, 혼잡이 언제 발생하는지 실시간으로 분석 할 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

[0015] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 서버의 구성을 도시한 블록도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 구성을 도시한 블록도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법의 진행 단계를 나타낸 흐름도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법 중 교통 혼잡 원인 분류 절차를 설명하는 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에서 N커브 그래프를 설명하는 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에서 교통 혼잡 원인 분류를 설명하는 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에서 합성곱신경망 모델의 아

키텍처를 설명하는 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에서 교차로에서 차량 흐름을 시각화하는 방법을 설명하는 도면이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법을 설명하는 도면이다.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.

도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.

도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.

도 13은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.

도 14는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0016]

아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본원이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본원의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본원은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본원을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0017]

본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다.

[0018]

본원 명세서 전체에서, 어떤 부재가 다른 부재 "상에" 위치하고 있다고 할 때, 이는 어떤 부재가 다른 부재에 접해 있는 경우뿐 아니라 두 부재 사이에 또 다른 부재가 존재하는 경우도 포함한다.

[0019]

이하 첨부된 도면을 참고하여 본 발명의 일 실시예를 상세히 설명하기로 한다.

[0020]

도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 서버의 구성을 도시한 블록도이다.

[0021]

도시된 바와 같이 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 서버(100)는 통신 모듈(110), 메모리(120), 프로세서(130), 데이터베이스(140) 및 입력모듈(150)을 포함할 수 있다.

[0022]

통신모듈(110)은 접속된 사용자 단말(100) 및 연동된 서버(200)와 각각 데이터를 통신한다. 통신모듈(110)은 다른 네트워크 장치와 유무선 연결을 통해 제어 신호 또는 데이터 신호와 같은 신호를 송수신하기 위해 필요한 하드웨어 및 소프트웨어를 포함하는 장치일 수 있다.

[0023]

메모리(120)에는 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 프로그램이 저장된다. 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 프로그램은 네트워크를 통해 수집된 GPS 궤도 데이터 및 차량 감지기를 이용해 수집된 차량 감지 데이터를 포함하는 원시 교통 데이터에 데이터 필터링을 포함하는 전처리 프로세스를 수행하여 교통 흐름 데이터를 생성하고, 교통 흐름 데이터에 기초하여 혼잡 원인을 식별하고자 하는 구간을 선택하여 생성된 N커브 그래프 및 차량 지연시간을 포함하는 교통 분석 데이터를 생성하고, 교통 분석 데이터에 기초하여, 합성곱신경망 기반의 교통 분석 모델을 통해 기 설정된 교통 혼잡 지역에 대한 교통 혼잡 유형을 분류하여, 교통 분석 결과 데이터를 제공한다.

[0024]

이러한 메모리(120)에는 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 서버(100)의 구동을 위한 운영 체제나 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 프로그램의 실행 과정에서 발생되는 여러 종류가 데이터가 저장된다.

[0025]

이때, 메모리(120)는 전원이 공급되지 않아도 저장된 정보를 계속 유지하는 비휘발성 저장장치 및 저장된 정보를 유지하기 위하여 전력이 필요한 휘발성 저장장치를 통칭하는 것이다.

- [0026] 또한, 메모리(120)는 프로세서(130)가 처리하는 데이터를 일시적 또는 영구적으로 저장하는 기능을 수행할 수 있다. 여기서, 메모리(120)는 저장된 정보를 유지하기 위하여 전력이 필요한 휘발성 저장장치 외에 자기 저장매체(magnetic storage media) 또는 플래시 저장 매체(flash storage media)를 포함할 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0027] 프로세서(130)는 메모리(140)에 저장된 프로그램을 실행하되, 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별프로그램의 실행에 따르는 전체 과정을 제어한다. 프로세서(130)가 수행하는 각각의 동작에 대해서는 추후 보다 상세히 살펴보기로 한다.
- [0028] 이러한 프로세서(130)는 데이터를 처리할 수 있는 모든 종류의 장치를 포함할 수 있다. 예를 들어 프로그램 내에 포함된 코드 또는 명령으로 표현된 기능을 수행하기 위해 물리적으로 구조화된 회로를 갖는, 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치를 의미할 수 있다. 이와 같이 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치의 일 예로써, 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙처리장치(central processing unit: CPU), 프로세서 코어(processor core), 멀티프로세서(multiprocessor), ASIC(application-specific integrated circuit), FPGA(field programmable gate array) 등의 처리 장치를 망라할 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0029] 데이터베이스(140)는 프로세서(130)의 제어에 따라, 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별시스템에 필요한 데이터를 저장 또는 제공한다. 이러한 데이터베이스(140)는 메모리(140)와는 별도의 구성 요소로서 포함되거나, 또는 메모리(140)의 일부 영역에 구축될 수도 있다.
- [0030] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 구성을 도시한 블록도이다.
- [0031] 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법은 서버(100) 또는 사용자 단말(200)에서 실시될 수 있다. 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에서 교통 흐름 데이터 수집은 서버(100) 또는 사용자 단말(200)에서 이루어진다. 수집된 정보에 기초한 데이터 분석은 서버(100)에서 이루어지고, 분석 결과 데이터가 사용자 단말(200)에 제공 될 수 있다.
- [0032] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법의 진행 단계를 나타낸 흐름도이다.
- [0033] 프로세서(130)는 GPS 궤도 데이터 및 차량 감지기를 이용해 수집된 차량 감지 데이터를 포함하는 원시 교통 데이터를 네트워크를 통해 수집하고, 원시 교통 데이터에 데이터 필터링을 포함하는 전처리 프로세스를 수행하여 교통 흐름 데이터를 생성한다 (S110).
- [0034] GPS 궤도 데이터는 차량 식별번호, 날짜, 시간, 위치정보로 구성될 수 있다. GPS 궤도 데이터는 도시에서 운행하는 택시와 버스를 포함하는 차량의 GPS에서 제공되는 GPS 궤도 데이터를 사용할 수 있다. 차량 감지 데이터는 차량 감지기의 GPS 위치, 차량 식별번호, 차량 감지 시간, 주행 시간 및 차량의 방향을 포함하는 것일 수 있다. 차량 감지기는 도로의 일정 구간의 시작과 끝에 설치될 수 있고, 차량 감지기가 설치된 도로 구간을 통과하는 모든 차량의 주행 기록을 기록할 수 있다.
- [0035] 프로세서(130)는 전처리 프로세스를 통해 교통 혼잡 원인 분석을 위한 사전작업으로 비현실적인 좌표, 긴 샘플링 주기와 중복된 GPS 데이터를 필터링 할 수 있다.
- [0036] 비현실적인 좌표는 해당 도시의 위도 및 경도를 포함하는 제시된 범위를 벗어나는 GPS 데이터를 의미한다. 예를 들어, 두 개 이상의 중복된 데이터가 발생하는 경우 첫 번째 GPS 기록만 사용할 수 있다. 또한, GPS 샘플링 간격이 5분 이상인 데이터는 사용하지 않을 수 있다. 차량이 20분 이상 50m 반경 내에 있으면 차량이 주차했다고 가정 하여 차량의 GPS 데이터를 삭제할 수 있다. 한편, 위에서 제시한 수치는 설명의 편의를 위한 것으로서, 본 발명의 범위를 제한하지 않으며, 실시 형태에 따라 변경될 수 있다.
- [0037] 프로세서(130)는 교통 흐름 데이터에 기초하여 혼잡 원인을 식별하고자 하는 구간을 선택하여 생성된 N커브 그래프 및 차량 지연시간을 포함하는 교통 분석 데이터를 생성한다(S120). N커브 그래프 및 차량 지연시간에 대해서는 도4에서 상세히 설명하고, 여기서는 나머지 교통 분석 데이터에 대해서 설명한다.
- [0038] 교통 혼잡 원인 분석을 위한 시각적 분석에서 그리드(grid), 브러시(brush) 영역 및 교차점을 포함하는 세 가지 영역을 정의할 수 있다. 그리드는 도시 수준에서 교통 흐름 변화가 발생한 지역을 식별하는데 사용된다. 하나의 그리드는 1km × 1km로 구성된다. 브러시 영역은 사용자가 지도에서 선택할 수 있으며 특정 도로에서 교통 정체

원인을 분석할 때 사용된다. 교차점은 엔트로피, 속도, 및 부피와 같은 차량의 흐름을 정량화 할 때 사용된다.

[0039] 차량의 방향은 진북 방위각(True north azimuth)을 이용하여 계산한다. 진북은 지구의 북극점 또는 북극점을 향한 지구 표면의 방향을 의미한다. 진북 방위각은 0도인 북극점을 기준으로 시계 방향으로 측정한 수평각을 의미합니다. 시간 t에서 t+1까지 이동한 차량의 방위각은 하기 수학식1에 따라 계산한다.

[0040] [수학식1]

$$\theta = \arctan2(\sin \Delta\lambda \cdot \cos \Phi_2, \cos \Phi_1 \cdot \sin \Phi_2 - \sin \Phi_1 \cdot \cos \Phi_2 \cdot \cos \Delta\lambda)$$

[0041]

[0042]  $\Phi_1$  와  $\Phi_2$  는 시간 t와 t+1에서 라디안 단위의 위도(latitude)를 의미한다.  $\Delta\lambda$ 는 시간 t와 t+1사이의 라디안 단위의 경도(longitude) 차이를 의미한다. 진북 방위각을 이용하여 차량의 방향을 분류할 수 있다. 진북

방위각이  $\theta < \frac{\pi}{4}$  또는  $\theta \geq \frac{7\pi}{4}$  이면 차량의 방향은 북쪽으로 분류한다. 이와 같이 방위각이

$\frac{\pi}{4} \leq \theta < \frac{3\pi}{4}$  이면 차량의 방향은 동쪽으로, 방위각이  $\frac{3\pi}{4} \leq \theta < \frac{5\pi}{4}$  이면 남쪽으로, 방위각이

$\frac{5\pi}{4} \leq \theta < \frac{7\pi}{4}$  이면 차량의 방향은 서쪽으로 분류한다. 시간 t에서 t+1까지 차량의 속도는 거리를 시간으로 나누어서 계산합니다. 두 GPS 지점 간의 거리는 다음과 같은 하기 수학식 2를 이용한다.

[0043] [수학식2]

$$distance = 2r \cdot \arcsin\left(\sin^2\left(\frac{\Phi_2 - \Phi_1}{2}\right) + \cos(\Phi_1)\cos(\Phi_2)\sin^2\left(\frac{\lambda_2 - \lambda_1}{2}\right)\right)$$

[0044]

[0045]  $\Phi_1$  와  $\Phi_2$  는 시간 t와 t+1의 GPS 위도를 나타내고,  $\lambda_1$  와  $\lambda_2$  는 시간 t와 t+1의 GPS 경도를 나타낸다. r은 지구의 반지름을 의미한다.

[0046] 프로세서(130)는 교통 분석 데이터에 기초하여, 합성곱신경망 기반의 교통 분석 모델을 통해 기설정된 교통 혼잡 지역에 대한 교통 혼잡 유형을 분류한다(S130).

[0047] 교통 혼잡 유형은 교통량 증가, 병목현상, 교통사고, 악천후, 기설정된 특별 이벤트, 교통신호 또는 정상상태를 하나 이상 포함하는 것일 수 있다.

[0048] 교통 혼잡 지역은 사용자가 시각화된 사용자 인터페이스 상에서 지정 가능하며, 교통 흐름 변화에 대한 엔트로피를 고려하여 혼잡 원인을 식별하고자 하는 구간을 선택하는 것도 가능하다.

[0049] 프로세서(130)는 사용자에게 교통 분석 결과 데이터를 제공한다(S140).

[0050] 프로세서(130)는 교통 분석 데이터 및 교통 분석 결과 데이터를 시각화 한 사용자 인터페이스를 제공할 수 있다. 사용자 인터페이스는 교차로를 통과하는 교통량과 평균속도, 교통 흐름 패턴의 변화, 교차로에 연결된 도로의 총 유입과 유출 비율을 표시하는 것일 수 있다.

[0051] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법 중 교통 혼잡 원인 분류 절차를 설명하는 도면이다.

[0052] 교통 혼잡 원인 분류 절차는 (a) 교통 흐름 변화 식별, (b) 교통 흐름 정량화, (c) 교통 혼잡 원인 분류로 구성된다. 교통 분석 데이터 중 평균속도와 정보 엔트로피를 이용하여 (a1)-(a5)와 같이 다섯 개의 교통 흐름을 분류할 수 있다. 또한 N-커브를 이용하여 교통 흐름을 (b1)-(b4)와 같이 정량화 할 수 있다. (b1)-(b4)에서 N-커브는 교통 상태를 설명하는 고유한 지역 시간(TD:Time Delay) 패턴이 있다. 컨볼루션 신경망은 TD패턴을 네 가지 교통 혼잡 원인으로 분류한다.

[0053] 일반적으로 교통 정체의 정도를 계산할 때 특정 시간과 장소에서 차량의 평균 속도만 이용한다. 하지만 특정 시

간 동안 차량의 평균 속도만 이용하는 경우 차량의 속도 변화를 감지하는 것은 어렵다. 예를 들어 도 4의 (a1)과 (a2)에서 차량은 평균속도 20km/h로 교통 혼잡 구간을 통과한다. (a1)에서 차량은 모든 구간을 평균속도 20km/h로 통과한다. (a2)에서 차량은 평균속도 10km/h로 감속한 다음 25km/h로 이동한다.

[0054] 두 사례에서 차량은 같은 평균속도로 교통 혼잡 구간을 통과하지만 차량의 흐름 패턴은 다르다. (a3)에서 평균 속도 30km/h로 이동하는 차량은 신호 등에서 정차한 다음 다시 30km/h로 이동한다. 평균 속도만을 이용하여 교통 혼잡을 추정할 때 신호등으로 인한 교통 흐름 변화는 감지하기 어렵다. (a4)와 (a5)와 같이 차량이 평균속도 40km/h 이상으로 통과 하면 교통 혼잡은 발생하지 않는다고 가정할 수 있다. 언급한 문제를 해결하기 위해 정보 이론에서 엔트로피를 이용하여 교통 혼잡지역에서 차량의 흐름 변화를 분류할 수 있다.

[0055] 엔트로피는 불확실성이나 무질서의 정도를 나타내는 확률모델이며, 교통 공학에서는 차량의 흐름을 분석하기 위해 엔트로피가 이용된다. 엔트로피의 핵심은 드물게 발생하는 이벤트의 정보는 자주 발생하는 이벤트보다 더 유익한 정보라고 가정하는 것이다. 이벤트의 발생 확률이 높으면 다음 조건을 예측하기 쉽기 때문에 새로운 정보는 거의 없다고 볼 수 있고, 반대로 사건이 일어날 가능성이 없다면 새로운 정보는 매우 많다고 볼 수 있다. 이 때 이산 확률 변수  $X$ 의 엔트로피  $H$ 를 하기 수학식3과 같이 정의할 수 있다.

[0056] [수학식3]

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n P(x_i) \log_b P(x_i)$$

[0057]

[0058]  $P(x_i)$ 는 이벤트가 발생할 확률을 의미한다. 도시 지역을 여러 개의 그리드로 나누면, 각 그리드에 포함된 차량의 궤도 데이터를 로드하고 차량의 속도 값에 대한 히스토그램을 추출할 수 있다. 히스토그램의 간격은 5km/h이며 각 히스토그램 막대(bin)의 속도 값에 해당하는 차량의 수는  $x_i$ 로 설정한다. 따라서  $P(x_i)$ 는 특정 속도가 그리드에 나타날 확률이며 각 막대(bin)의 차량 수를 그리드에 포함된 차량의 수로 나누어 확률을 계산할 수 있다. 상기 수학식 3에  $P(x_i)$ 를 대입하여 그리드의 속도 엔트로피  $H(X)$ 를 계산한다. 그리드 또는 혼잡 영역에서 교통 흐름 변화가 빈번하면 높은 엔트로피 값이 도출된다. 도4의 (a2)는 (a1)보다 속도 변화가 크기 때문에 높은 엔트로피를 갖는다.

[0059] CNN 모델은 (c1)-(c4)에서 볼 수 있듯이 N-커브를 네 가지 유형의 교통 정체로 분류한다. 혼잡 유형(Congestion type) 1, 3, 4는 하나의 교통 혼잡 원인만 해당되나, 혼잡 유형 2는 병목현상, 교통사고, 기상 악화 또는 특별한 이벤트로 인한 정체가 해당될 수 있다. 혼잡 유형 2의 네가지 혼잡 원인은 (b2)처럼 같은 N-커브를 갖기 때문에 CNN만 이용하여 혼잡 원인을 분류하기 어렵고, 따라서 혼잡 유형 2의 혼잡 원인은 기상, 교통사고 기록, 지역 이벤트 기록과 같은 외부 데이터 셋을 참고해야 정확하게 확인할 수 있다.

[0060] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에서 N커브 그래프를 설명하는 도면이다.

[0061] N-커브는 교통 흐름 이론에서 출발 차량과 도착 차량의 누적 횟수를 나타내는 그래프이다. N-커브는 시간 지연 및 지연된 차량 수를 포함하여 교통 혼잡 시간, 위치, 원인 및 혼잡으로 인한 영향에 관한 정보를 제공한다. 도 5에서 차량이  $X_1$ 에서  $X_2$ 로 이동한다고 가정했을 때,  $N_1$ 과  $N_2$ 는 차량이 특정 위치  $X_1$ 과  $X_2$ 를 통과하는 차량의 N-커브다.  $TT_{ff}$ (Travel time free flow)는 교통 혼잡이 없는 상황에서 차량이  $X_1$ 부터  $X_2$ 까지 이동하는데 소요되는 시간을 의미한다. 교통 혼잡이 없는 상황에서  $X_1$ 을 지나는 차량의 N-커브는  $N_1$ 과 같다. 시간  $t_1$ 과  $t_2$ 사이에 교통 혼잡이 발생했다고 가정하면,  $X_1$ 을 지나는 차량의 N-커브는  $N_2$ 와 같이 변경된다.  $TT_{delay}$ 는 차량이 혼잡으로 인해 발생한 지연 시간을 의미한다. 차량  $v_n$ 이 교통 혼잡 구간을 통과하는데 소요되는 시간은  $TT_{ff} + TT_{delay}$ 로 계산할 수 있다. 교통 혼잡을 겪은 차량의 수는  $v_2 - v_1$ 이다. 그리고 차량의 총 지연 시간은 TD이다.

[0062] N-커브는 교통 체증 원인에 따라 고유한 패턴을 가지고 있다. 차량이 도4의 (a1)과 같이 일정한 속도로 천천히 움직일 때,  $TT_{delay}$ 는 (b1)과 같이 시간이 지남에 따라 일정하게 유지된다. 도4의 (a2)와 같이 차량이 감속한 다음 다시 가속하면 (b2)와 같은 패턴을 얻을 수 있다. 도로 중간에 신호등이 있는 경우 차량은 정지와 이동을 반

복하면 (b3)과 같은 독특한 계단 형태의 TD패턴이 관찰된다.

[0063] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에서 교통 혼잡 원인 분류를 설명하는 도면이다.

[0064] N-커브를 통해 혼잡 지역의 교통 흐름을 이해할 수 있다. 특히 전체 자연 시간 (TD)은 정체 원인을 파악하는데 중요하다. 도4의 (c1)-(c4)에 제시된 4가지 혼잡 유형은 (b1)-(b4)에서 볼 수 있는 고유한 TD패턴을 가진다. TD 패턴을 4가지의 혼잡 유형으로 분류하기 위해 Feed Forward Neural Network (FFNN) 모델을 사용할 수 있다. FFNN은 네트워크에서 사이클 또는 루프가 존재하지 않는 단순한 유형의 신경망 모델이다. FFNN의 입력 레이어에서 나온 정보는 하든 노드를 통과하여 출력 노드까지 한 방향으로 이동한다. FFNN을 사용하여 TD패턴을 분류하기 위해 N-커브를  $24 \times 32$  크기의 이차원 행렬로 변환한다. 이차원 행렬의 원소 개수는 768개이고, 1은 TD 영역을 나타내고 0은 TD 이외의 영역을 나타낸다. 이차원 행렬을 768개의 길이를 갖는 일차원 배열로 변환한 데이터는 FFNN에서 입력 데이터로 사용된다. 일차원 배열의 768개 값은 동일한 가중치를 가진다.

[0065] FFNN은 입력 이미지에서 판별된 패턴의 위치에 민감하다. 이미지에서 특정 패턴의 위치가 변경되면 FFNN에서는 같은 패턴임에도 불구하고 서로 다른 패턴으로 인식한다. 왜냐하면 FFNN은 입력 이미지의 모든 픽셀의 연관관계를 비교하기 때문이다. 반면 CNN은 이미지 인식을 위한 특정 패턴을 찾는 데 유용하기 때문에 바람직하게는, TD 패턴에 대한 정체 원인을 분류하기 위해 CNN 모델을 사용할 수 있다. 4개의 혼잡 유형에 따른 TD 패턴은 도6과 같다.

[0066] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에서 CNN모델의 아키텍처를 설명하는 도면이다.

[0067] 교통 혼잡 원인 분류를 위한 CNN 모델은 2개의 컨볼루션 레이어, 2개의 폴링 레이어 및 2개의 완전 연결(fully connected)레이어로 구성될 수 있다. 컨볼루션 레이어는 입력 데이터에서 합성곱 연산을 이용하여 이미지의 공간 정보를 유지하면서 인접 이미지와의 특징을 표현할 수 있는 특징맵을 추출하는데 사용된다. 컨볼루션 레이어에서 합성곱 연산에 사용되는 커널의 크기는  $3 \times 3$ 이다. 폴링 레이어는 컨볼루션 레이어의 출력 크기를 줄이는데 사용된다. 폴링 레이어에서  $2 \times 2$ 크기의 윈도우 사이즈와 스트라이드를 사용하며, 맥스 폴링방식으로 특징맵을 요약할 수 있다. 훈련 데이터의 과적합(overfitting)을 방지하기 위해 완전 연결 레이어 사이에 드롭아웃 레이어를 배치할 수 있다. Rectified Linear Unit (ReLU) 활성함수는 두 개의 컨볼루션 레이어와 1번 완전 연결 레이어에서 사용된다. 그리고 2번 완전 연결 레이어에서는 소프트맥스 활성함수를 사용할 수 있다. 손실함수는 크로스 엔트로피 로스(cross entropy loss)를 사용할 수 있다.

[0068] 도7은 교통 혼잡 원인을 분류하기 위한 CNN 모델의 아키텍처와 성능 분석 결과를 도시한다. (a)에 도시된 바와 같이, 설계한 CNN은 두 개의 컨볼루션 레이어, 두 개의 폴링 레이어, 두 개의 완전연결 레이어로 구성된다. 그리고, (b)에 도시된 바와 같이, 본 발명에서 제안한 CNN 모델은 TD패턴을 분류하는데 AlexNet과 ResNet보다 우수한 성능을 보일 수 있다. AlexNet과 ResNet은 기존에 발표된 CNN 모델이다. 이 성능 표는 N-커브 데이터 세트를 분류하기 위해 설계된 아키텍처가 AlexNet과 ResNet보다 우수하다는 것을 의미할 수 있다.

[0069] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법에서 교차로에서 차량 흐름을 시각화하는 방법을 설명하는 도면이다.

[0070] 차로에서 교통 혼잡 상황을 직관적으로 이해할 수 있는 글리프(Glyph)를 디자인 할 수 있다. 글리프는 (1) 교차로를 통과하는 교통량과 평균 속도. (2) 교통 흐름 패턴의 변화. (3) 교차로에 연결된 도로의 총 유입과 유출 비율과 같은정보를 포함한다.

[0071] 하나의 글리프는 교차로의 각 도로에서 차량의 흐름을 나타내는 일련의 하위 글리프로 구성된다. 교차점에서 차량의 교통량, 평균 속도 및 엔트로피는 (a)와 같은 행렬로 표현할 수 있다. (a) 행렬은 (c)와 같이 인코딩된다. 행렬의 대각 원소는 NA이므로, U 텐체도가 없다고 가정한다. 하나의 하위 글리프는 (b)와 같이 차량의 유입과 유출을 표현한다.  $Volume_o$ 와  $Volume_i$ 는 각각 유출과 유입의 교통량을 나타낸다. 차량 속도는 녹색에서 붉은색으로 인코딩한다. 엔트로피는 보라색에서 붉은색 컬러 스케일로 인코딩한다. 하위 글리프에서 원호의 크기는 도로 수로 조정되며 각 도로의 차량 방향은 하위 글리프의 방향을 결정한다.

[0072] (b)에서 교차로에서 직진하는 차량은 교통 혼잡을 경험하지 않는다. 차량은 교차로에 상대적으로 빠른 속도로 진입한다. 교차로에 진입하는 차량의 대부분은 직진하거나 오른쪽으로 이동한다. 직진하는 차량의 평균 속도는 높지만 오른쪽 또는 왼쪽으로 이동하는 차량의 평균 속도는 낮다. 그리고 평균속도가 낮기 때문에 교통 혼잡이

발생할 가능성이 높다. 원쪽으로 여행하는 차량의 수는 비교적 적고 차량 속도도 매우 낮다. 교차로를 통과하여 원쪽으로 이동하는 차량 흐름의 엔트로피는 낮다. 반면에 오른쪽으로 이동하는 차량 흐름의 엔트로피는 높다. 이는 오른쪽으로 이동하는 차량의 흐름에 변화가 발생했다는 것을 의미한다. (c)에는 교차로에 적용된 글리프의 예를 나타낸다. 글리프에 사용된 데이터는 (a)와 같다. (c)에서 교차로를 기준으로 북쪽과 남쪽에서 진입하는 차량의 양은 많지만 평균 속도는 동쪽과 서쪽보다 빠르다. 북쪽에서 교차로에 진입한 차량은 모든 방향으로 원활하게 이동한다. 반면 남쪽에서 교차로에 진입한 차량은 북쪽을 제외하고 모든 방향에서 교통 혼잡이 발생한다. 동쪽과 서쪽에서 교차로에 진입한 차량의 평균 속도는 매우 낮다. 동쪽에서 교차로에 진입하여 북쪽 또는 남쪽으로 이동하는 차량의 흐름 엔트로피는 높다. 이는 차량의 흐름이 빈번하게 변한다는 것을 의미한다.

[0073] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 방법을 설명하는 도면이다.

[0074] 교통 혼잡 원인 식별을 위한 다섯 가지의 분석 절차로, 본 발명의 시각적 분석 기술은 각 분석 절차를 지원할 수 있다. 교통 혼잡 원인을 분석하기 위해 시각적 분석 시스템은 사용자 지식을 기반으로 다양한 상호작용 인터페이스를 제공한다. 본 발명의 시각적 분석 시스템은 반복적인 분석 절차를 통해 교통 상황, 혼잡 원인 추정 및 교통 혼잡의 영향을 이해할 수 있다.

[0075] 본 발명의 분석 절차는 교통 혼잡 감지 (R1), 혼잡 원인 분류 (R2), 혼잡 영향 분석 (R3) 및 혼잡 전파 분석 (R4)을 지원한다. 사용자는 다섯 가지의 분석 절차 (R5)를 지원할 수 있는 대화형 시각화 모듈간의 상호 작용을 통해 교통 혼잡의 원인과 영향을 분석 할 수 있다.

[0076] (R1) 혼잡 감지: 혼잡 상황을 분석하기 위해 혼잡 한 도로에서 교통 흐름 변화를 감지해야 한다. 교통 흐름 변화는 도로의 차량 속도 및 엔트로피를 사용하여 측정 할 수 있다.

[0077] (R2) 데이터 중심의 과학적 원인 분석: 교통 정체를 완화하기 위해서는 교통 혼잡의 원인을 파악해야 한다. 기존에 도메인 전문가들은 교통 혼잡의 원인을 추측 하기 위해 배경 지식에 의존한다. 과학적 방법론이 확립되지 않았다면 분석가의 배경 지식과 역량 따라 다른 원인과 결과가 유도 될 수 있다.

[0078] (R3) 정체 영향: 더 긴 운행 시간, 느린 속도 및 증가 된 차량 대기열과 같은 교통 정체로 인한 손실을 정량화 할 수 있어야 한다.

[0079] (R4) 혼잡 전파: 한 지역의 교통 혼잡이 인접 지역과 관련되어 있기 때문에 원인과 영향을 분석하는 것은 매우 복잡하다. 따라서 전체 교통 상황을 이해하기 위해서는 특정 시간과 공간에 제약을 받는 순간적인 조건뿐만 아니라 전체 교통 흐름을 분석 할 필요가 있다.

[0080] (R5) 시각적 분석: 시스템은 교통 혼잡과 관련된 모든 정보를 사용자에게 제공해야 한다. 특히 혼잡 상황의 원인을 공간적으로 분석하기 위해서는 혼잡 지역의 트래픽 흐름, 시간 경과에 따른 혼잡 패턴 변화, 혼잡 전파 패턴 등을 제시해야 한다.

[0081] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.

[0082] (a)에 도시된 대시 보드는 입력 데이터의 조건을 제공한다. (b)에 도시된 평행 좌표 플롯(Parallel coordinates plot)은 시공간 교통 혼잡 엔트로피의 시각적 요약을 제공한다. (c)에 도시된 산포도(Scatter plot)는 그리드 필터링을 위한 엔트로피와 평균 차량 속도 도표를 보여준다. (d)에 도시된 그리드 맵은 혼잡이 발생할 것으로 예상되는 후보 영역을 보여준다. (e)에 도시된 각 글리프는 교차로에서 차량의 유입과 유출을 나타낸다. (f)는 사용자가 지도에서 브러싱한 영역의 혼잡 유형에 대해 N-커브를 나타낸다. (g)의 달력 차트는 (f)의 N-커브와 같은 혼잡 패턴의 과거 이력을 보여준다.

[0083] 교통 데이터 분석의 첫 번째 단계는 초기 매개 변수를 설정하는 것이다. 대시 보드에서 도시, 날짜, 시간 및 기타 여러 조건을 선택할 수 있다. 시간 집계(aggregation)는 평균 속도와 엔트로피를 계산하는 시간 단위를 의미한다. 시스템에서 60분, 30분, 20분, 10분, 5분의 시간 집계가 지원된다. 차량 방향 필터를 사용하면 사용자는 특정 방향으로만 움직이는 차량의 교통 혼잡 패턴을 분석 할 수 있다.

[0084] 두 번째 단계는 도시의 차량 흐름 변화를 분석하는 것이다. 도4 (a1)-(a5)에서 소개한 다섯 가지 차량 흐름을 식별하고 교통 혼잡 분석이 필요한 후보 지역을 선택한다. 도10(b)의 평행 좌표 플롯(Parallel coordinates plot), (c)의 산포도(Scatter plot) 및 (d)의 그리드맵을 사용한다. 평행 좌표 플롯을 사용하면 차량 흐름 변화를 시간에 따라 분석 할 수 있다. x 축은 시간을 나타내고, y 축은 차량 흐름 엔트로피를 나타낸다. 평행 좌표

플롯에서 하나의 라인은 도10(d)에 나타난 각 그리드에서 시간 경과에 따른 엔트로피 값을 나타낸다.

[0085] 그리드에서 차량의 엔트로피와 평균 속도를 정확하게 계산하기 위해 다음 접근법을 사용한다. GPS 필터링 규칙을 사용하여 오프로드 GPS 문제를 해결한다. 차량이 두 개 이상의 그리드를 움직이면 각 그리드는 GPS 위치가 그리드 영역에만 있는 차량만 사용한다. 본 발명은 평행 좌표 플롯에서 시계열 클러스터링을 지원한다. 시계열 클러스터링은 일정 시간 동안 유사한 트래픽 흐름을 갖는 그리드를 탐색할 수 있도록 지원한다. 대시 보드에서 클러스터링 버튼을 클릭하면 클러스터 번호, 클러스터 색상 및 시간 범위를 선택하는 팝업 창이 나타난다. 산포도는 차량 속도와 엔트로피 간의 관계를 제공한다. 평행 좌표 플롯은 엔트로피만으로 차량 흐름 변화를 분류할 수 있지만 도 4의(a1)-(a5)에 나와 있는 모든 차량 흐름 패턴을 분류하기 어렵습니다. 따라서 도 4의(a1)-(a5)에 있는 모든 패턴을 식별하기 위해서 평행 좌표 플롯과 산포도를 같이 이용한다. 산포도의 x 축과 y 축은 각각 정규화 된 엔트로피와 속도를 나타낸다. 산포도에서 하나의 점은 그리드를 나타낸다. 그리드 맵은 평행 좌표 플롯과 산포도에서 브러시 된 그리드를 시각화한다.

[0086] 세 번째 분석 절차에서는 혼잡이 발생할 것으로 예상되는 후보 지역에서 실제 교통 혼잡이 발생한 도로를 식별한다. 이 절차에서는 도로의 차량 흐름을 분석하기 위해 본 발명은 사용자에게 도10(e)의 맵 뷰와 도10의 (e1)-(e3)과 같이 표시되는 글리프를 제공한다. 교차로는 두 개 이상의 도로가 만나는 지점이며, 차량은 일반적으로 교차로에서 이동 방향을 변경한다. 따라서 각 교차점에 글리프를 표시하여 도로에서 다양한 차량 흐름을 시각적으로 요약할 수 있다. 글리프는 차량의 방향, 속도, 볼륨 및 엔트로피 정보를 포함한다. 글리프에서 차량의 방향과 양에 따라 도로 상태를 예측할 수 있다. 차량 속도 및 엔트로피는 도4의(a1)-(a5)에 표시된 차량 흐름 패턴을 추론하는 데 사용된다. 세 번째 분석 절차에서 도10(e)의 cyan 색 영역과 같이 추가 정체 원인 분석에 필요한 도로를 선택할 수 있다.

[0087] Cyan 색 영역은 사용자가 지도에서 도로 경계를 지정하여 설정할 수 있다. 교통 혼잡 원인 분석을 위해 지도에서 경계가 설정되면 시스템은 도10(a)에 제시된 헤더 범위 내에서만 cyan 색 영역의 차량 정보를 추출한다.

[0088] 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.

[0089] 사용자가 도10 (f)의 오른쪽 상단의 기어 버튼을 클릭하면, 시스템은 도11과 같이 Cyan 영역의 부가적인 정보를 팝업으로 제공한다. 도11 (a)는 시스템에서 사용된 원시 GPS 데이터와 클리닝된 GPS 데이터간의 속도에 따른 데이터 샘플 분포를 나타낸다. 사용자는 데이터 클리닝 과정에서 클리닝된 GPS 데이터가 원시 GPS 데이터의 분포에서 나타나는 특징을 유지하는지 확인할 수 있다. 도11 (b)는 시간 흐름에 따라 cyan 영역을 통과하는 차량의 수를 나타낸다. 차트에서 검은색 라인은 도11 (a)에서 사용자가 선택한 날짜를 의미한다. 그리고 파란색 스케일로 인코딩 된 4개의 라인은 사용자가 선택한 날짜와 같은 요일에서 관측된 차량의 수를 나타낸다. 도11 (b)에서 사용자는 cyan 영역을 통과하는 차량의 흐름이 다른 요일과 유사한 패턴을 따르는지 식별할 수 있다. 도11 (c)는 Cyan 영역과 다른 그리드 간의 엔트로피 차이를 분석할 수 있다. 엔트로피는 같은 시간, 요일 조건에서 cyan 영역에 해당하는 GPS 데이터 수를 이용하여 계산된다.

[0090] 도11 (d)는 cyan 영역에서 속도에 따른 GPS 데이터 샘플링 분포를 나타낸다. x축 컬럼은 시간이 동일하고 사용자가 분석중인 날짜를 기준으로 2주 전후의 데이터를 의미한다. bar의 색상은 속도를 의미한다.

[0091] 지도에서 정체 도로를 선택하면 시스템은 도10의 (f)에 표시된 N-커브와 (g)의 캘린더 차트를 통해 혼잡 원인 및 영향 정보를 제공한다. N-커브는 차량 흐름을 정량화한다. N-커브에서 x 축은 시간을 나타내고 y 축은 누적 차량 수를 나타낸다. N-커브의 붉은색 영역은 교통 정체(TD)를 의미한다. 시스템은 TD를 이용하여 교통 혼잡으로 인한 이동 시간 지연 및 정체를 경험 하는 차량의 수와 같은 정보를 추출한다. 캘린더 차트는 사용자가 선택한 도로에 대한 과거의 정체 정보를 제공한다. 캘린더 차트를 통해 사용자는 교통 정체가 일시적인지 반복적인지를 판단 할 수 있다. 시스템은 지난 7일 동안 한 시간 간격으로 선택된 도로에서 N-커브를 추출하고 컨볼루션 신경망을 이용하여 도4에서 소개한 네 가지 교통 혼잡 유형으로 분류한다. 각 교통 정체 원인은 고유한 색상으로 맵핑되어 도10의 (g)와 같이 표현된다.

[0092] 한 지역의 교통 혼잡은 인접 지역과 관련되어 있기 때문에 정체가 발생한 도로와 주변 도로를 함께 분석해야 한다. 이 분석 절차는 인접한 혼잡 지역의 차량 흐름을 분석하고 전반적인 혼잡 상황을 파악하기 위해 차량 흐름 변화를 탐색하는 도9의 두 번째 혼잡 분석 절차와 관련되어 있다. 시스템은 도10의 (e)에 표시된 맵과 (g)의 캘린더 차트에서 혼잡 전파와 관련된 정보를 제공한다. 지도상의 차량 아이콘은 혼잡 지역에 진입하는 차량의 위치 및 속도 정보를 포함한다. 속도는 도10과 같이 색상 스케일을 사용하여 차량 아이콘에 인코딩된다.

- [0093] 차량 아이콘을 통해 특정 지역의 혼잡으로 인한 주변에 있는 다른 정체 도로를 식별 할 수 있다. 캘린더 차트에서 셀을 클릭하면 현재 분석중인 도로의 다른 시간 창에서 정체 상태를 분석 할 수 있다. 이 경우 첫 번째 분석 절차를 건너뛰고 두 번째 분석 절차에서 교통 정체 상황을 분석할 수 있다. 최종 분석 과정에서 추가로 분석해야하는 정체 도로를 선택할 수 있다. 또한 특정 도로의 교통 정체가 주변 도로에 미치는 영향을 설명 할 수 있다.
- [0094] 도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.
- [0095] 지도에서 cyan 윤곽선은 교통 혼잡 분석을 위해 사용자가 브러쉬한 영역을 나타낸다. (a)의 경우 교통 체증이 발생하지 않으면 차량이 루트 1을 통과하는데 평균 2분이 소요된다. 그러나 교통 혼잡으로 인해 오후 3시에서 3시 35분 사이에 차량의 이동 시간은 3분에서 7분이 소요된다. 오후 3시 35분에 출발하는 차량은 루트 1을 통과하는 데 10분에서 15분이 소요된다.
- [0096] (b)에서 오후 3시부터 루트 2에서 교통 혼잡이 발생한다. 교통 혼잡이 없다면 차량은 루트 2를 통과하는 데 평균 2분이 소요된다. 그러나 교통 정체로 인해 오후 3시에서 3시 50분 사이에 출발하는 차량의 운행 시간은 6~7분으로 증가한다. 컨볼루션 신경망은 루트 1의 N-커브 패턴을 혼잡 유형 2로 분류한다. 병목 현상, 교통사고, 악천후 및 특별 이벤트가 위 유형에 속한다. 또한 루트 2는 도로를 통과하는 차량이 많다는 것을 의미하는 혼잡 유형 1로 분류된다.
- [0097] 도 13은 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.
- [0098] 차량 감지기(VD)는 도로의 시작과 끝 부분에 설치되어 24시간 동안 차량의 통행량을 감지한다. 데이터는 VD의 GPS 위치, 차량 ID, VD에 차량이 감지된 시간, 주행 시간 및 차량 방향으로 구성된다. VD 데이터를 사용하여 N-커브를 추출하려면 다음과 같은 절차가 필요하다.
- [0099] 먼저 도5와 같이 차량의 출발점(X1)과 목적지점(X2)을 VD에 매핑한다. 그러면 X1과 X2를 통과하는 차량의 주행 시간이 시간 순으로 정렬되고 N-커브로 누적된다. 지도에서 cyan 색 윤곽선은 교통 혼잡 분석을 위해 사용자가 브러시한 영역을 나타낸다.
- [0100] 먼저 컨볼루션 신경망은 루트 1의 N-커브 패턴을 혼잡 유형 2로 분류한다. 병목 현상, 교통사고, 악천후 및 특별 이벤트가 이 유형에 속한다. 일반적인 병목 현상의 경우 들어오는 차량의 수가 증가하면 혼잡 구간을 통과하는데 소요되는 시간이 점차적으로 늘어난다. 그러나 (a)에서 루트 1은 이동 시간이 갑자기 증가하여 외부 요인이 교통 혼잡에 영향을 미칠 수 있음을 나타낸다. 수집된 정보에 따르면 루트 1에서 루트 2로 병합되는 지점에서 교통사고가 발생했다. 따라서 교통사고로 인하여 루트 1의 소요 시간이 급격히 증가했다고 추론 할 수 있다. (c), (d)에서 표시된 그래프는 (a), (b)와 달리 동일 루트에서 사고가 발생하지 않은 경우의 N커브 패턴이다.
- [0101] 도 14는 본 발명의 일 실시예에 따른 시각적 분석을 통한 교통 혼잡 원인 식별 시스템의 분석 화면을 설명하는 도면이다.
- [0102] 비오는 날과 맑은 날 사이의 교통 혼잡 패턴의 차이를 분석하기 위해 서울의 버스 케도 데이터를 사용할 수 있다. (a), (b)는 동일 지역에서 다른 시간대에 해당 루트의 교통 혼잡 상황을 보여준다.
- [0103] 혼잡 지연 시간 ( $TT_{delay}$ )은 교통 정체로 인한 차량의 시간 지연을 나타낸다. 먼저 컨볼루션 신경망은 (a)와 (b)의 N-커브 패턴을 교통 신호 시스템에 의해 발생된 혼잡 유형 3으로 분류하였다. 루트에는 2개의 버스 정류장과 4개의 신호등이 있는 버스 전용차선이 있으므로 교통 신호 시스템에 의해 교통 정체가 발생할 수 있다. (a)의 지연시간이 더 긴 이유를 판단하기 위해 사용자는 외부 요인으로 인한 교통 정체여부를 확인할 수 있다. 교통사고 및 기상 정보를 모니터링 한 결과, 태풍 발생에 따른 정체로 판단되었다.
- [0104] 본 발명의 일 실시예는 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터 저장 매체를 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다.

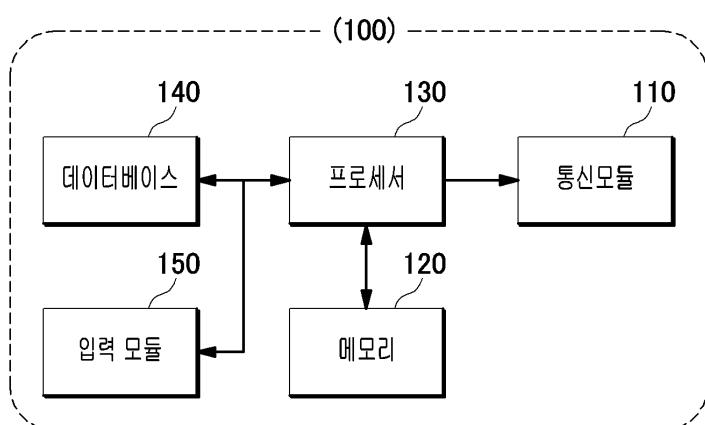
- [0105] 본 발명의 방법 및 시스템은 특정 실시예와 관련하여 설명되었지만, 그것들의 구성 요소 또는 동작의 일부 또는 전부는 범용 하드웨어 아키텍처를 갖는 컴퓨터 시스템을 사용하여 구현될 수 있다.
- [0106] 전술한 본원의 설명은 예시를 위한 것이며, 본원이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본원의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.
- [0107] 본원의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본원의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

### 부호의 설명

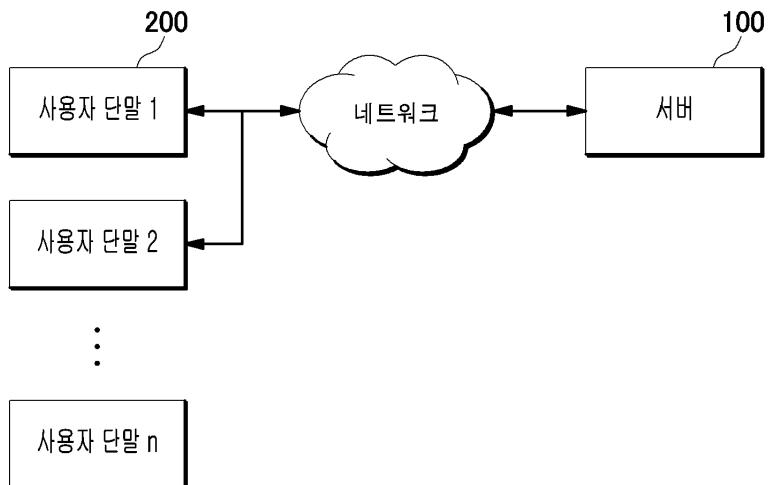
- 100: 서버  
 110: 통신 모듈  
 120: 메모리  
 130: 프로세서  
 140: 데이터베이스  
 150: 입력모듈  
 200: 사용자 단말

### 도면

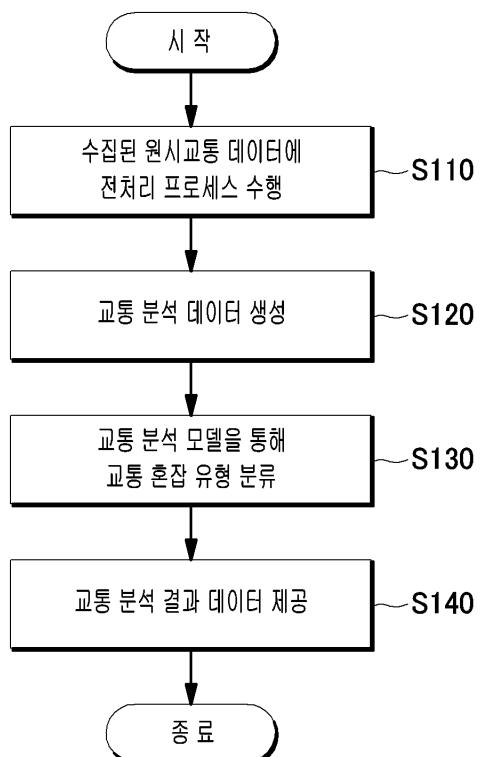
#### 도면1



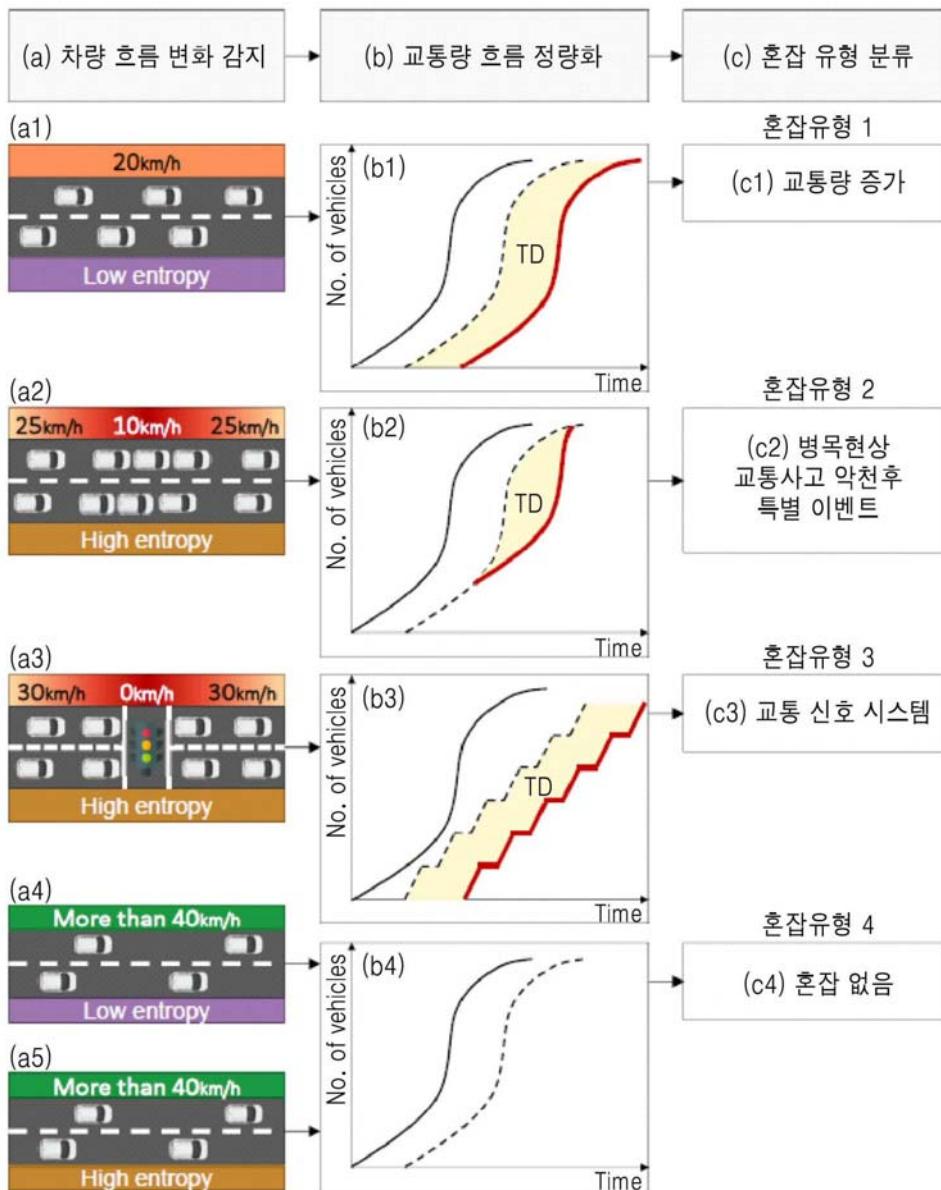
## 도면2



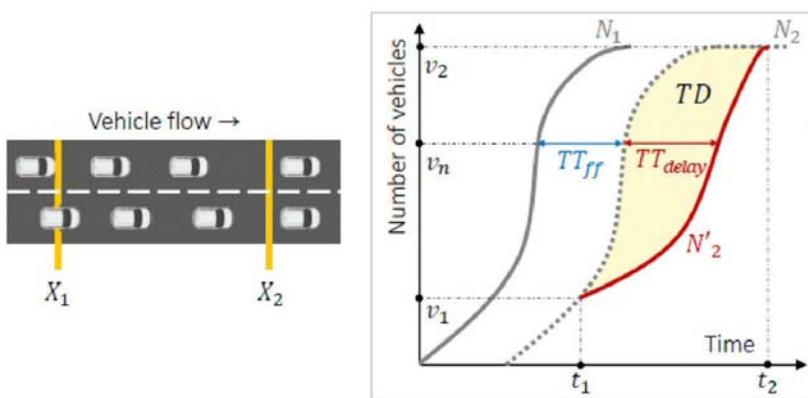
## 도면3



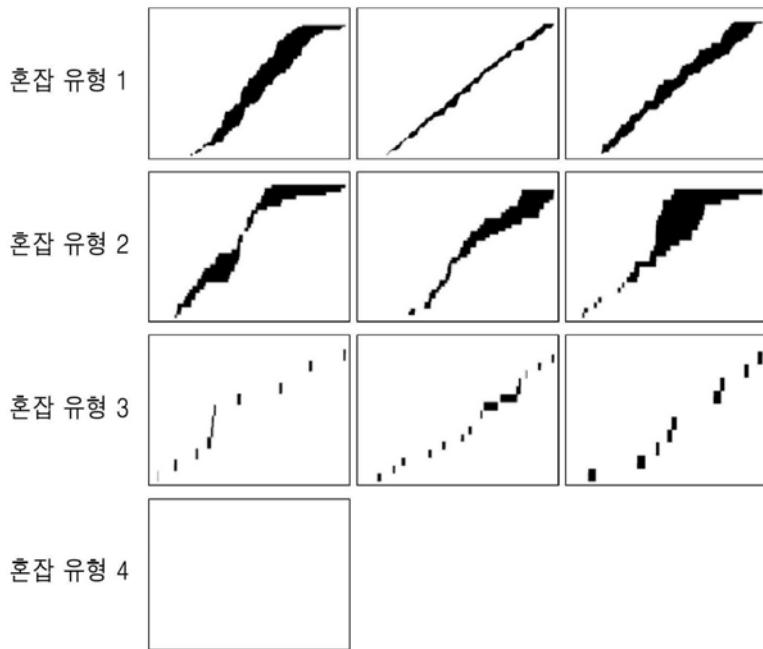
## 도면4



## 도면5



## 도면6

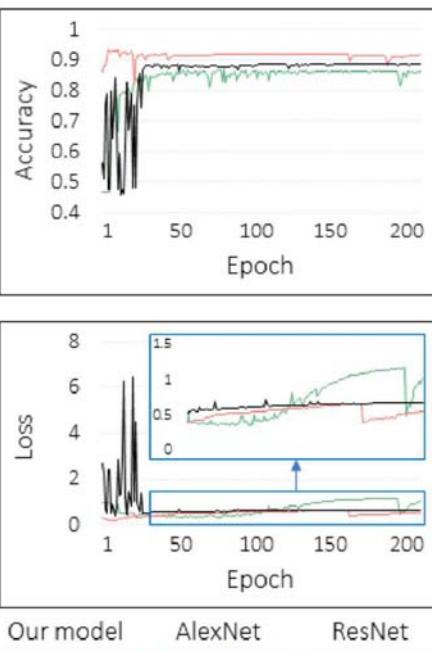


## 도면7

(a) CNN architecture

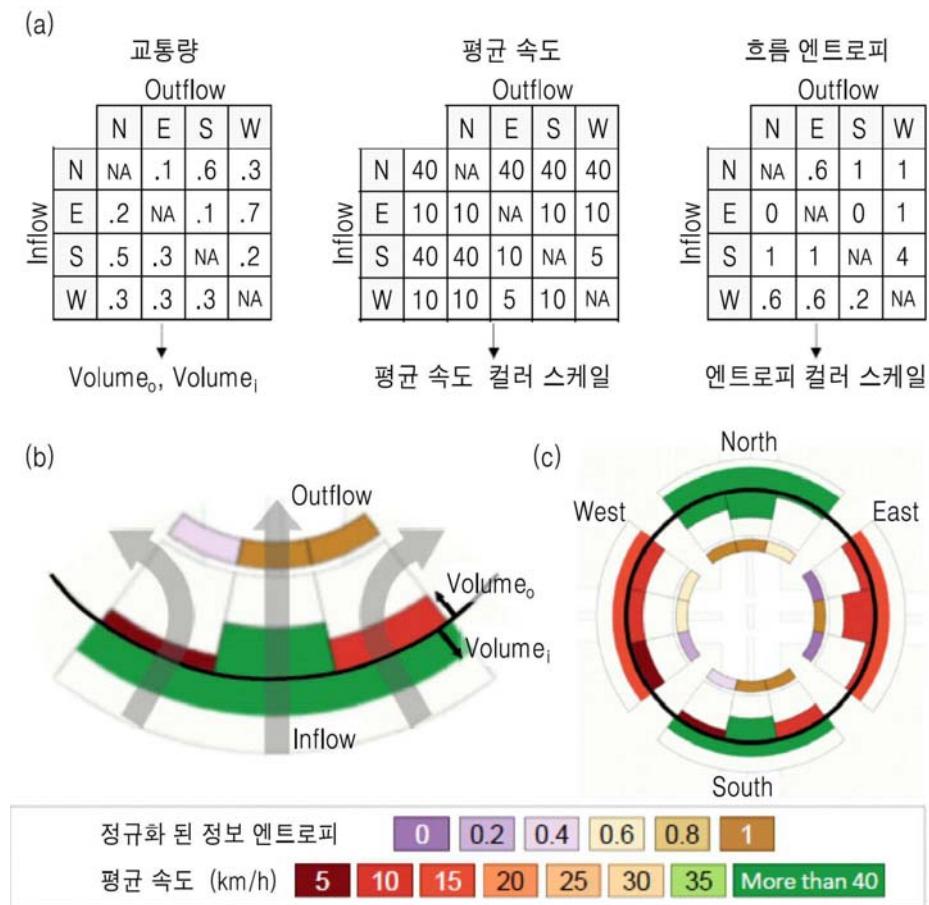
Layer	Image size / neurons	Channels
Conv 1	I: 112×112 O: 110×110	I: 1 O: 32
Pooling 1	I: 110×110 O: 55×55	I: 32 O: 32
Conv 2	I: 55×55 O: 53×53	I: 32 O: 32
Pooling 2	I: 53×53 O: 26×26	I: 32 O: 32
Flatten	I: 26×26 O: 21,632 neurons	I: 32 O: -
FC1	I: 21,632 neurons O: 128 neurons	I: - O: -
FC2	I: 128 neurons O: 4 class	I: - O: -

(b) Accuracy/Loss



Our model    AlexNet    ResNet

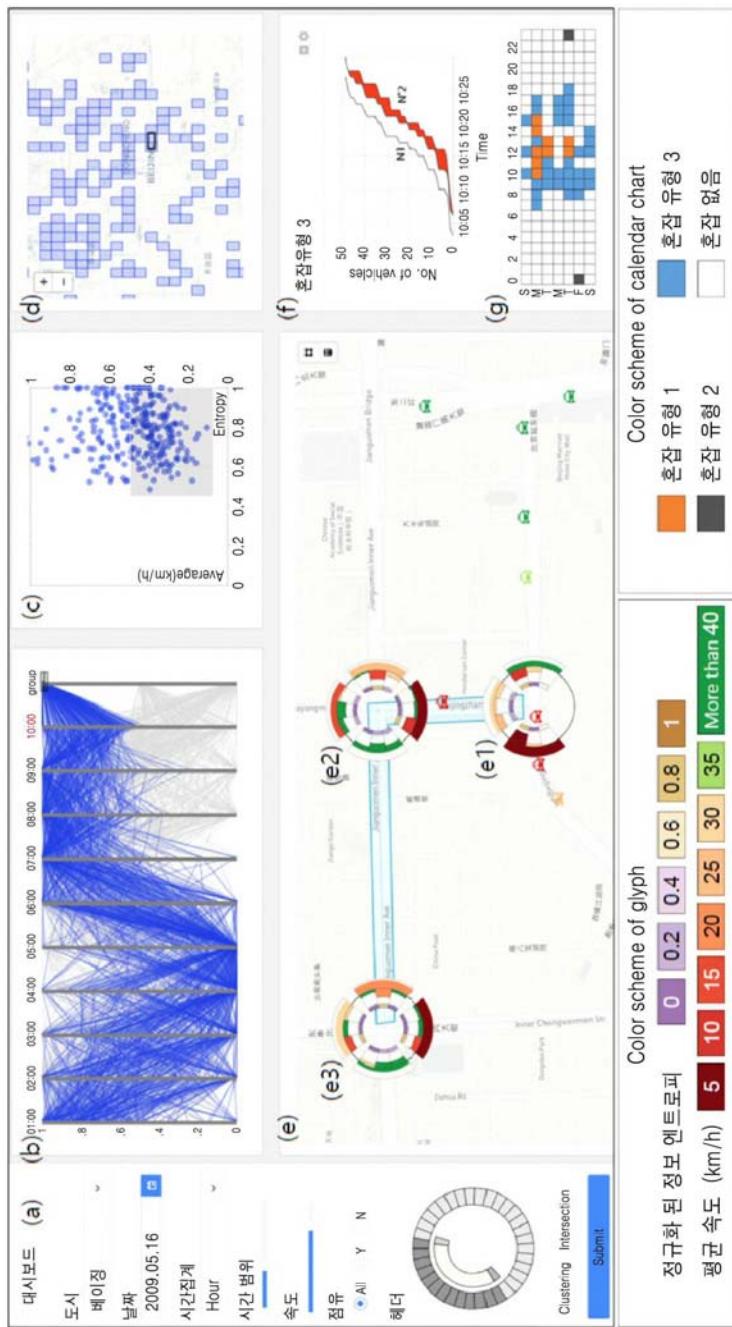
## 도면8



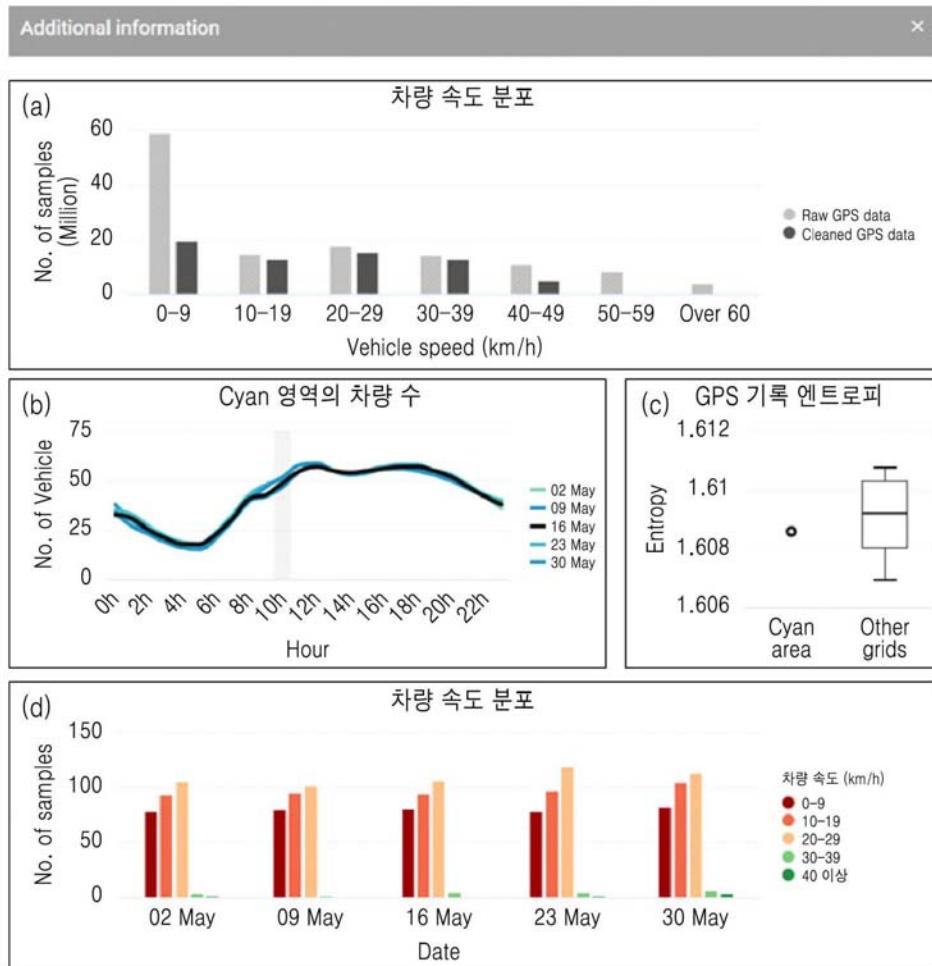
## 도면9



## 도면10



## 도면11



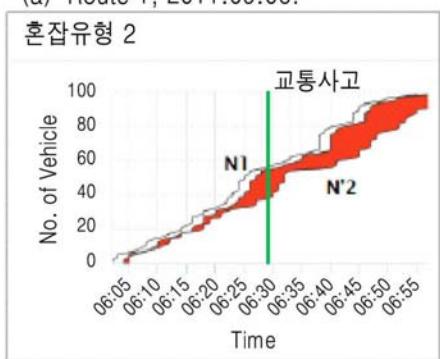
도면12



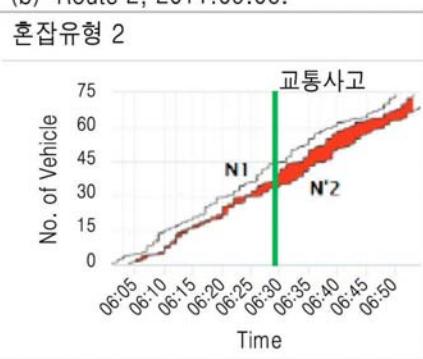
## 도면13



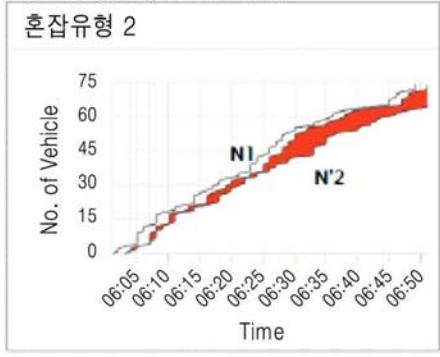
(a) Route 1, 2011.09.06.



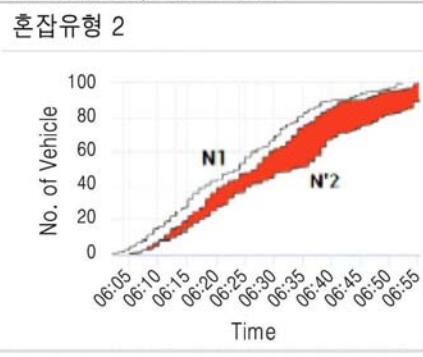
(b) Route 2, 2011.09.06.



(c) Route 1, 2011.08.30.



(d) Route 2, 2011.08.30.



## 도면14

