

2018년 4차산업혁명 이슈시리즈포럼 및 한국지능시스템학회 춘계학술대회 논문집

2018 the 4th Industrial Revolution Issue Series Forum and Proceedings of KIIS Spring Conference

Volume 28, Number 1, KIIS



일 시 2018년 4월 20일(금) - 4월 21일(토)

장 소 The  Hotel
SEOUL

주 최 

주 관 

후 원  국토교통부,  행정안전부,  IITP 정보통신기술진흥센터,  KCEST 한국과학기술단체총연합회,  한국감정원
Korean Appraisal Board

 LG CNS,  KLID 한국지역정보개발원,  aram HUVIS, **NAVER**,

 LG히다씨,  VORA SYSTEMS,  UGS 주식회사 유지엑스
UnderGround Safety,  PHILL-IT,  ITC 아이티컨버전스
Information Technology Convergence

 SH 서울주택도시공사,  cen ITcen,  ALLforLAND,  GFT 지에프티,  (주)시정,

 M 드림
미디어



PS16	AC/DC 마이크로그리드의 DC 서브그리드 등가 모델 파라미터 식별 파야 사피라(서울과학기술대학교), 송화창(서울과학기술대학교)
PS17	퍼지 규칙을 이용한 NPK 비료 자동 추천 홍유식(상지대학교), 이명규(상지대학교), 박기관(상지대학교), 강택원(상지대학교), 김수량(상지대학교), 홍성하(상지대학교), 김용균(상지대학교)
PS18	다문화가정 유아를 위한 모바일 한글 학습 시스템 개발 김주현(서경대학교), 남기원(서경대학교), 김건영(서경대학교), 배준우(서경대학교), 김성석(서경대학교), 성미영(동덕여자대학교)
PS19	리베로를 착용한 치매환자의 모니터링을 위한 상태 검출 실험 연구 박문기(충남대학교), 정슬(충남대학교)
PS20	타이어 접지시간을 이용한 타이어 속도 측정 서영기(계명대학교), 광성우(계명대학교), 이재천(계명대학교), 이호승(계명대학교), Liu Hao(계명대학교), 조해준(계명대학교), 박상수(계명대학교), 이은진(계명대학교)
PS21	코딩 교육을 위한 휴머노이드 로봇의 개발 서태곤(국립목포대학교), 이기남(국립목포대학교), 유영재(국립목포대학교), 유진호(국립목포대학교)
PS22	엣지 검출을 통한 척추측만증 판단 방법 이주혁(동국대학교), 고유림(동국대학교), 정진우(동국대학교)
PS23	딥러닝을 이용한 어선 운항 패턴 분류 방법 한찬식(충북대학교), 김광일(충북대학교), 이건명(충북대학교)
PS24	인공신경망을 이용한 운동처방 예측모델 구현 박건수(동아대학교), 당반치연(동아대학교), 최영림(동아대학교), 트랑트령틴(동아대학교), 최재원(동아대학교), 이희영(동아대학교), 김종욱(동아대학교)
PS25	Performance Analysis of Noise Filtering Algorithms for Human Brain Image 차우한 니산(대구대학교), 최병재(대구대학교)
PS26	지능형 실내 지도작성 로봇의 설계 이승준(부산대학교)
PS27	무인선 정보교환 메시지 처리를 위한 제어 흐름 분석 남궁호(목포해양대학교), 김주성(목포해양대학교), 정중식(목포해양대학교)
PS28	빅데이터 처리를 위한 협업 필터링 추천 시스템 구현 김창석(공주대학교), 정종인(공주대학교), 김의정(공주대학교), 강신천(공주대학교)
PS29	말하기 학습을 위한 음성 비교 및 점수화 알고리즘 이영준(서경대학교), 박춘소(서경대학교), 장문수(서경대학교), 장영은(중앙대학교)
PS30	통신 가능한 산패도 센서를 이용한 빅데이터 기반 산패도 분석 관리 시스템 홍성삼(가천대학교), 장기수(가천대학교), 한명목(가천대학교)
PS31	항공안전문화 유형과 특성간의 퍼지관계분석 최쌍용(창원문성대학교), 박영만(경남대학교), 황승국(경남대학교)
PS32	멀티모달 데이터 기반 교통 흐름 예측 시스템 설계 김성수(한국전자통신연구원, 충남대학교), 민옥기(한국전자통신연구원), 김영국(충남대학교)

멀티모달 데이터 기반 교통 흐름 예측 시스템 설계

The Design of Traffic Flow Prediction System Based on Multimodal Data

김성수^{†,‡}, 민옥기[†], 김영국[‡]

Sung-Soo Kim, Okgee Min, Young-Kuk Kim

[†]한국전자통신연구원 스마트데이터연구그룹

Smart Data Research Group, ETRI

[‡]충남대학교 컴퓨터공학과

Department of Computer Science and Engineering, Chungnam National University

요 약

최근 지능형 교통 시스템 분야에서도 딥러닝 기술을 활용한 적응형 실시간 신호제어 연구와 가까운 미래의 교통 흐름 예측에 필요한 연구들이 활발히 진행되고 있다. 기존 교통 혼잡 예측 연구들은 도로망의 각 도로링크 개별의 소통정보를 이용하기 때문에, 도로망 상에서 주변 도로링크들간의 공간적인 관계를 반영하지 못하는 단점이 있다. 또한, 폭우 등과 같은 날씨변화, 사고, 공사 등과 같은 돌발정보들에 대한 고려가 되지 않아 예측 정확도가 떨어지는 문제가 있다. 본 논문에서는 예측 대상 링크의 교통 이력정보, 돌발정보와 더불어 시공간 관계를 반영한 교통 혼잡 예측 시스템 설계를 제안한다. 제안 시스템은 시간에 따라 변화하는 소통정보의 선형적인 속성뿐만 아니라, 시공간 관계 및 교통 흐름의 비선형성을 고려함으로써, 기존 선형 모델 기반 기법들에 비해 향상된 예측 정확도를 제공할 수 있다.

1. 서론

대도시 교통 혼잡으로 인한 사회적 비용이 지속적으로 증가하고 있다. 이러한 도심 교통 혼잡 문제 해결을 위해, 교통 빅데이터 기반 교통 혼잡 예측 연구들을 정부기관 및 지자체를 중심으로 진행하고 있다. 정확한 실시간 교통 흐름 예측은 지능형 교통 시스템에서 효과적인 교통 정책을 결정하는 데 있어서 중요한 역할을 하기 때문이다. 특히 복잡한 대규모 도시의 도로망에서 교통 데이터들 사이의 시공간 연관성을 고려하여 가까운 미래시점의 교통 혼잡을 정확하게 예측할 수 있는 모델을 구축하는 것은 도전적인 문제로 대두되고 있다. 교통망에서 정체가 전파되는 중요한 속성중의 하나는 병목지점들간의 시공간 종속성 (spatio-temporal dependency)이다. 그리고, 이러한 교통 정체 패턴은 출퇴근 시간 등과 같이 주기적으로 재발하는 요소와 날씨, 교통사고, 도로공사 등과 같은 비 반복적인 요소로 나누어 볼 수 있다. 하지만, 기존 교통 예측을 위한 접근 방법들은 교통망의 도로 링크내 존재하는 교통량 또는 링크의 평균 속도 정보만을 고려함에 따라 교통 혼잡 예측 정확도가 떨어진다는 문제점이 있다.

연구 질문 (Research Questions): 본 논문의 동기가 되는 두 가지 연구 질문은 다음과 같다. 질문 1) “주행하고자 하는 임의의 도로 링크의 미래 시점의 혼잡 상태가 어떠한가?” 질문 2) “어떻게 하면 높은 정확도의 교통 혼잡 예측 결과를 제공할 수 있을까?”

가설 (Hypothesis): 이 두 가지 질문에 대한 해결책을 찾기 위해, 본 논문에서는 다음 두 가지 가설을 기반으로 교통 혼잡 예측 문제를 해결하고자 한다. 가설 1) 도로의 소통정보(평균속도), 날씨정보, 돌발정보를 모두 고려하면 혼잡 예측 정확도를 높일 수 있다. 가설 2) 예측하고자하는 도로링크의 주변 도로링크들의 시공간 관계 (spatio-temporal relationship)를 이용하면 더 높은 예측 정확도

를 얻을 수 있다.

본 논문은 시간별 교통 혼잡 예측 시스템 구조를 제안하고, 교통 혼잡 예측 정확도 측면에서 기여한 바를 요약하면 다음과 같다.

- 시공간 속성 및 교통변화 비선형성을 지원 예측 모델 제시
- 패턴기반, 통계기반, 딥러닝기반의 복합 예측 모델 제시

2. 관련 연구

교통 예측을 위한 기법들은 크게 회귀분석기반 통계적 방법, 지도학습기반 방법과 비지도학습기반 방법으로 구분할 수 있다. 회귀분석기반 방법으로는 자기회귀 누적 이동평균 기법 (Auto-Regressive Integrated Moving Average; ARIMA), 부분집합 ARIMA, 다변량 ARMA 등이 있다 [1]. 지도학습기반 방법은 서포트 벡터 회귀 (Support Vector Regression; SVR), 가우시안 프로세스 (Gaussian Process), 딥러닝 기법이 있다 [2]. 비지도학습기반 방법은 주성분 분석 (PCA), 강건한 PCA 기법이 있다 [3].

최근 딥러닝을 이용한 방법 중 자연어 처리 분야에서 주로 활용되는 재현신경망 (recurrent neural network; RNN)은 시계열 데이터에 대한 예측 문제를 해결하는 데 활용되고 있다 [4]. 교통 흐름 예측을 위해 활용되는 재현 신경망 기반의 방법이 LSTM (long short-term memory) 모델이다. 하지만, 이러한 재현 신경망 기반 기존 방법들의 주요한 한계는 교통정보와 연계된 날씨정보와 돌발정보를 고려하지 않는다는 점이다. 그리고, 도로망의 각 도로 링크 당 기계 학습을 통해 구축된 개별 예측모델들을 이용함에 따라, 예측 모델을 구축하는 데 많은 시간을 요구한다는 점이다.

교통 예측을 위해, 강우량과 같은 기상정보를 교통정보와 통합한 기계 학습 방법으로 건기 모델 (dry model)과 우기 모델 (wet model)로 구분하여, 기상 정보에 따라 교통 예측 정확도를 높일 수

있는 방법이 제안되었다 [5].

3. 시스템 구조

일반적으로 도로망은 교차로를 노드 $\mathcal{N}$ 으로 표현하고, 두 노드를 연결하고 있는 도로에 해당하는 평균속도 정보를 가중치 v 를 갖는 간선(도로 링크) $\mathcal{E}$ 를 포함하는 가중 방향 그래프 $\mathcal{G}(\mathcal{N}, \mathcal{E})$ 로 표현할 수 있다. 각 간선의 가중치(평균속도)는 t_i 시점에 임의의 도로링크 l_j 에 대한 가중치 함수 $w(t_i, l_j)$ 로 정의할 수 있다. 본 논문에서 가중치가 갱신되는 시간주기는 Δt 는 5분 간격이다.

혼잡 지표: 도로망에서 임의의 도로링크에 대한 혼잡 정도를 나타내는 혼잡 지표 C (congestion measure)는 0과 1사이의 값 ($0 \leq C \leq 1$)을 가지는 상대 속도 (relative speed)로 수식 1과 같이 정의할 수 있다.

$$C = \frac{v_i}{v_{max}} \quad (1)$$

여기서, v_{max} 는 해당 도로 링크의 최대 제한속도이고, v_i 는 i 시점에 도로 링크의 평균속도를 의미한다. $C = 0$ 인 경우 완전 정체 (full congestion)를 의미하고, $C = 1$ 인 경우는 완전소통원활 (free road)을 의미한다.

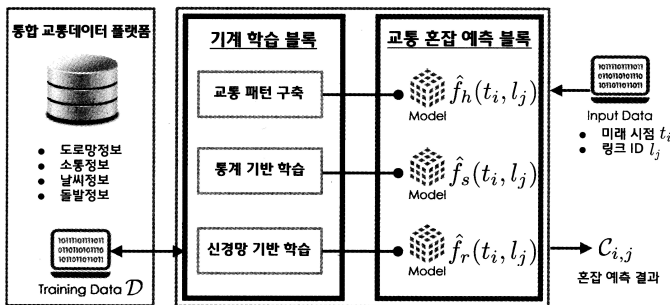


그림 1: 시간별 교통 혼잡 예측 소프트웨어 아키텍처

문제 정의: 교통 혼잡 예측 문제 (traffic congestion prediction problem)는 미래 시점 t_i 에서 도로망에 존재하는 임의의 도로 링크 l_j 의 혼잡 지표 $C_{i,j}$ 를 계산하는 문제로 정의할 수 있다.

$$C_{i,j} = \hat{f}(t_i, l_j) \quad (2)$$

제안하는 접근법은 멀티모달 데이터를 이용하여, 시공간적 관계 및 비선형적 교통속성을 반영한 개선된 예측 모델을 제안한다. 여기서, 도로망에서 임의의 도로 링크에 대한 가까운 미래시점의 교통 혼잡 예측은 주변 링크들의 시공간적인 관계 분석을 반영하여 정확성을 높일 수 있다. 또한, 날씨정보 뿐만 아니라, 도로공사 및 교통사고와 같은 돌발정보를 함께 활용함으로써 비선형적인 교통변화에 적응적으로 교통 혼잡을 예측할 수 있다. 그림 1은 제안하는 교통 혼잡 예측 시스템의 아키텍처를 보여주고 있다. 통합 교통데이터 플랫폼은 도로망정보, 소통정보, 날씨정보, 돌발정보등과 같이 교통 예측을 위해 필요한 데이터를 제공하는 플랫폼이다. 시간별

교통 혼잡 예측 시스템은 크게 교통 예측을 위한 예측모델을 구성하는 기계 학습 블록과 구축된 예측모델을 이용하여 사용자의 교통 혼잡 예측 요청을 처리하는 교통 혼잡 예측 블록으로 구성된다. 먼저 그림 1에서 기계 학습을 위한 훈련 데이터 D 를 이용하여 교통 혼잡 예측 모델 $\hat{f}$ 를 구축해야 한다. 기계 학습 블록에서 이력 교통 데이터에 기반한 교통 패턴 구축하고 회귀분석기반 방법으로도 예측 모델을 구축한다. 또한, 재현 신경망과 같은 딥러닝 기반의 예측 모델을 구축을 위해 기계 학습 단계를 수행하는 블록이다. 기계 학습 블록을 통해 구축된 각각의 모델 ($\hat{f}_h(t_i, l_j)$, $\hat{f}_s(t_i, l_j)$, $\hat{f}_r(t_i, l_j)$)을 이용하여 교통 혼잡 예측을 수행하고 결과 ($C_{i,j}$)를 제공하는 역할을 교통 혼잡 예측 블록이 담당한다.

4. 결론

본 논문은 교통 혼잡 예측 결과 정확도를 높이기 위해, 예측 대상 링크의 멀티모달 교통데이터와 더불어 시공간 관계 및 비선형적 교통속성을 반영한 교통 혼잡 예측 시스템 설계를 제안하였다. 또한, 도로 링크의 교통상황을 반영하여 교통 예측을 제공할 수 있는 복합 교통 예측 모델을 이용하여 예측 정확성을 높일 수 있는 시스템 아키텍처를 제안하였다.

감사의 글

본 논문은 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임 (2017-0-00121, '도시 교통 문제 개선을 위한 클라우드 기반 트래픽 예측 시뮬레이션 SW 기술 개발')

참고 문헌

- [1] S. V. Kumar and L. Vanajakshi, "Short-term traffic flow prediction using seasonal arima model with limited input data," *European Transport Research Review*, vol. 7, Jun 2015.
- [2] N. G. Polson and V. Sokolov, "Deep learning for short-term traffic flow prediction," vol. 79, pp. 1-17, 06 2017.
- [3] J. Dauwels, A. Aslam, M. T. Asif, X. Zhao, N. M. Vie, A. Cichocki, and P. Jaillet, "Predicting traffic speed in urban transportation subnetworks for multiple horizons," in *2014 13th International Conference on Control Automation Robotics Vision (ICARCV)*, pp. 547-552, Dec 2014.
- [4] W. Chen, Z. Zhao, J. Liu, P. C. Y. Chen, and X. Wu, "Lstm network: A deep learning approach for short-term traffic forecast," vol. 11, no. 2, pp. 68-75, 2017.
- [5] S. Dunne and B. Ghosh, "Weather adaptive traffic prediction using neurowavelet models," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 14, pp. 370-379, 2013.