

서울 도심 도로의 상호 영향력 분석

김진규¹, 최성운², 박승현¹, 윤성로^{1,2,*}
 고려대학교 공과대학 ¹전기전자전파공학부, ²모바일솔루션학과
 {supmace, nebulach, sryoon}@korea.ac.kr

Analyzing Traffic Interactions in Seoul

Jinkyu Kim¹, Sungwoon Choi², Seunghyun Park¹, and Sungroh Yoon^{1,2,*}
¹School of Electrical Engineering, ²Center for Advanced Mobile Solutions, Korea University

요 약

교통량이 급속히 증대되어 감에 따라 도로 운영의 효율성을 높이기 위한 연구들이 진행되고 있다. 기존의 연구들은 각 도로에서 측정된 교통량을 바탕으로 최적의 경로를 찾고자 하였다. 하지만 각 도로들의 교통량은 서로 연관이 되어있으며 서로 영향을 미치고 있으므로, 이 영향에 대한 연구가 필수적이다. 따라서 본 연구에서는 서울 도심 내 16개 지점에서 측정한 교통량 시계열 데이터를 바탕으로, 각 도로 간 서로 미치는 영향을 측정하였다. 각 도로 간 영향력은 Transfer entropy를 측정하여 계산하였으며, 본 분석을 통해 서울 도심 도로의 상호영향력을 바탕으로 네트워크를 구축할 수 있었다.

1. 서 론

최근 교통량의 급속한 증가로 인해 야기된 다양한 교통문제들을 해결하기 위하여 각 지역 별로 꾸준히 도로망을 정비하고 확충해 나가고 있으나, 그로 인한 경제적 손실이 계속해서 누적되고 있는 실정이다. 따라서 최근에는 교통시설의 공급 확대에 대한 한계를 인식하고 기존의 도로 및 시설 도로 운영 효율성의 극대화를 통해 교통문제를 해결하고자 하는 노력들이 증대되고 있다.

이런 노력들 중 대표적으로 지능형 교통체계 (ITS: Intelligent Transportation System) 이 있다. 지능형 교통체계는 실시간으로 각 도로 별 교통 상황을 수집하여 실시간으로 운전자에게 교통정보를 제공해줌으로써, 운전자로 하여금 다양한 교통정보에 종합하여 효율적인 통행을 가능케 하는 방법이다. 이런 교통 정보의 제공을 통해 사전에 교통체증을 방지할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 이러한 지능형 교통체계 사업은 현재 확대 시행되고 있으며, 이 사업의 가장 중요한 기술 중의 하나는 수집된 교통정보를 통해 각 도로의 통행시간을 추정하고 예측하는 알고리즘이다.

각 도로의 통행시간을 추정하기 위한 노력으로, Artificial Neural Network (ANN)을 기반으로 다양한 형태의 수집된 교통정보들을 통합하여 고속도로 통행 시간을 추정하는 모형을 제시되었다 [1]. 또한, 수집된 교통

정보들을 이용하여 도시 내 도로의 통행시간을 예측하는 방법들에 대해서 폭넓게 논의되었다 [2]. 이 연구에서는 기존에 제안된 방법들을 검증하였으며 calibration에 대한 필요성과 예측력 향상을 위한 새로운 방안을 제시하였다. 한편, 차량의 통행시간 궤적을 이용하여 통행시간을 추정하는 방법이 제시되었으며 [3], 도로지점 정보와 링크정보를 통합하여 통행시간을 추정하는 방식을 제안되었다 [4]. 또한, VDS (Vehicle Detection System) 와 AVI (automatic Vehicle Identification) 을 활용한 실시간 통행시간을 추정하는 모형이 제시되었다 [5].

지금까지의 연구들은 현재 각 지점의 차량 통계량을 바탕으로 최적의 경로를 찾는 것으로 지점들 사이의 상관관계에 대해서는 고려하지 않았다. 즉, 시간이 흐름에 따라 현재의 교통정체 구간이 다른 비정체 구간으로 영향을 미치는 지에 대한 연구가 이루어지지 않았다.

이에 본 연구에서는 서울특별시 내 도심 16개 지점에서 추출한 교통량 데이터를 바탕으로 각 지점 간 유의미한 영향을 Transfer entropy를 통해 검출해 내었으며, 그 결과를 정리하였다.

2. 본 론

2.1. 방법

2.1.1. 분석 자료

본 연구 분석에 사용된 자료는 서울특별시 통계연보

* 교신저자 (corresponding author)

자료 중 도심 지점별 교통량 통계량 [6] 에서 추출하였으며, 서울특별시 도심 도로 중 총 16개 지점의 교통량 자료를 사용하였다. 분석한 16개 지점은 표 1과 같다. 또한, 분석한 자료의 단위는 대/일 이며, 1년 평균치를 기록한 통계량이다. 분석 자료의 기간은 1994년에서 2005년까지 12년간 축적된 자료이다. 한편, 본 논문에서는 분석 지점의 명칭은 서울시 통계연보에서 제공하는 명칭으로 사용하였다.

표 1 16개 서울 도심 교통량 분석 지점 목록. 사용된 지점 명칭은 서울시 통계연보의 명칭을 사용.

1	삼청터널	9	소월길(힐튼호텔)
2	자하문터널	10	남산3호터널
3	사직터널	11	소파길(동보성앞)
4	정동MBC앞	12	장충체육관
5	서소문(삼성건물 앞)	13	성동여상
6	칠패길(봉래빌딩 앞)	14	혜화전화국
7	서울역	15	창경궁로(성대입구)
8	퇴계로입구	16	남산1호터널

2.1.2. Transfer entropy

기존의 Mutual information의 경우, 두 시계열 (time series) 데이터 간 주고받는 정보의 양을 측정할 수 있었지만 방향성을 측정하지 못하는 한계를 가지고 있었다. 이에 두 시계열 데이터 간의 주고받는 정보의 양 뿐만 아니라 방향성까지 측정할 수 있는 Transfer entropy 이론이 제안되어 다양한 분야에 적용되고 있다 [7].

Transfer entropy는 두 이산 시계열 (discrete time series) 간의 주고받는 정보의 양을 두 이산 시계열의 의존성의 확률 값을 모두 더해 측정하며, 식 1과 같이 정의된다 [7].

$$T_{J \rightarrow I} = \sum p(i_{t+1}, i_t^k, j_t^l) \log \frac{p(i_{t+1} | i_t^k, j_t^l)}{p(i_{t+1} | i_t^k)} \quad [\text{식 1}]$$

본 연구에서는 일반적으로 사용되는 바와 같이 k와 l의 값으로 1을 사용했으며, 이는 데이터 분석에서 특정 시간 t와 t-1에서의 값만 고려하는 것을 의미한다.

2.1.3. 전처리

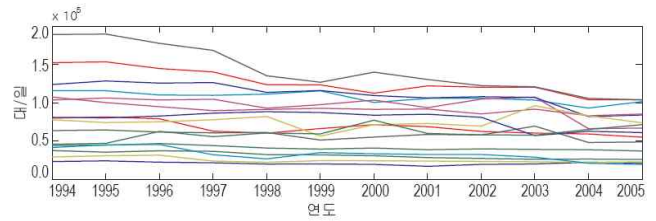


그림 1 전처리 전 시계열 데이터

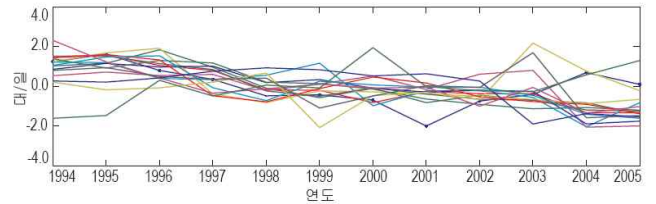


그림 2 전처리 후 시계열 데이터

그림 1 과 같이 교통량 통계 데이터의 경우 전처리 과정이 필요하다. 따라서 먼저 평균 0과 분산 1로 그림 2 와 같이 정규화 하였다.

연속 시계열 (continuous time series) 인 자료를 Transfer entropy 이론을 적용하기에 적합하도록 이산 시계열 (discrete time series) 로 이산화 (discretization) 하는 과정이 필요하다. 본 연구에서는 분석 데이터를 식 2와 같이 4단계로 이산화하였다. (급속상승, 보통상승, 보통하강, 급속하강)

$$d(t) = \begin{cases} 1, & x(t) > \mu + \sigma \\ 2, & \mu + \sigma \geq x(t) \geq \mu \\ 3, & \mu \geq x(t) \geq \mu - \sigma \\ 4, & \mu - \sigma > x(t) \end{cases} \quad [\text{식 2}]$$

식 2에서 μ 는 데이터 평균값을 의미하며, σ 는 데이터 표준편차를 의미한다.

2.2. 결 과

2.2.1. Transfer entropy 분석 결과

앞서 설명한 방법을 사용하여 16개 지점에 대해서 교통량 통계 데이터에 적용하였다. 그 결과, 그림 3 과 같은 결과를 얻을 수 있었다. 그림 3 의 경우, 각 교통 지점 별로 상호 주고 받는 Transfer entropy의 양을 도식화한 그림이다. 그림에서 번호는 표 1 의 번호와 일치하며, 그림 오른쪽 범례에 따라 색을 달리하였다. Transfer

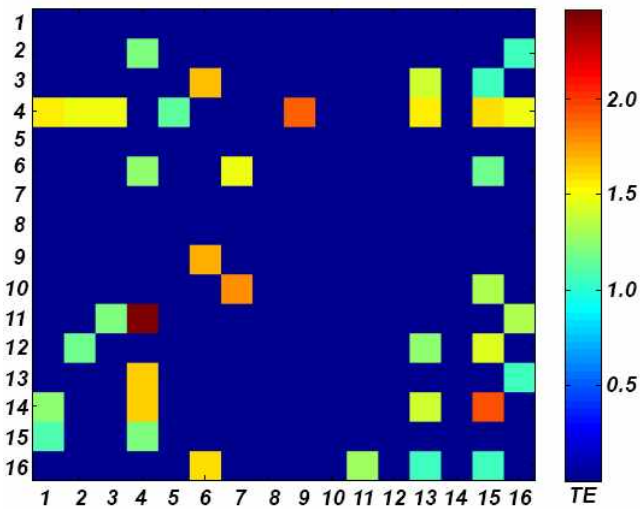


그림 3 Transfer entropy 분석 결과. 전체 측정된 Transfer entropy 분포 평균에서 1σ 이상 인 Transfer entropy 만 나타냄 (color-print required)

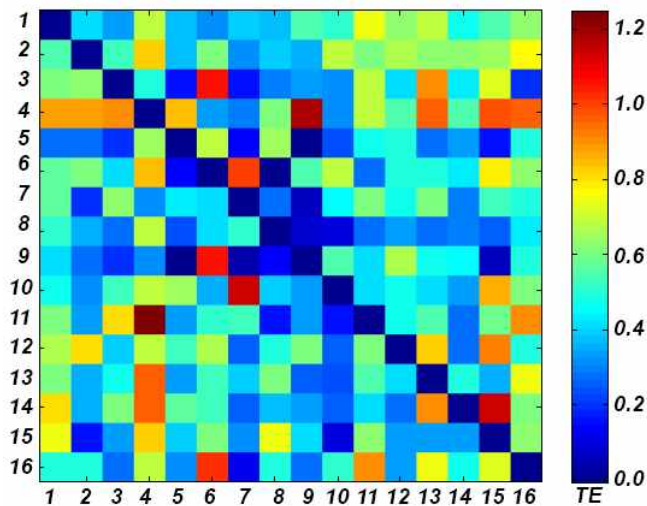


그림 4 Transfer entropy 분석 결과 (color-print required)

entropy의 양이 크게 측정될수록 많은 정보가 이동하고 있는 것을 의미한다. 또한, 그림 4 에는 전체 Transfer entropy 양의 평균 대비 1σ 이상의 값을 가지는 Transfer entropy 만을 나타내었다.

그림 5 에는 그림 4 에서 분석된 Transfer entropy의 양을 바탕으로 실제 네트워크를 구축한 그림을 정리하였다. 각 노드들의 상대적인 위치는 실제 지도상의 상대적인 위치와 비슷하며, 퇴계로입구를 제외한 다른 지점들의 도로들이 서로 영향을 주고 있는 것을 확인할 수 있다. 특히, 정동 MBC 앞과 창경궁로, 성동여상의 장소가 많은 영향을 주고받고 있는 것을 확인할 수 있었다. 또한, 혜화우체국과 창경궁로, 칠패길(봉래빌딩 앞)과 서울

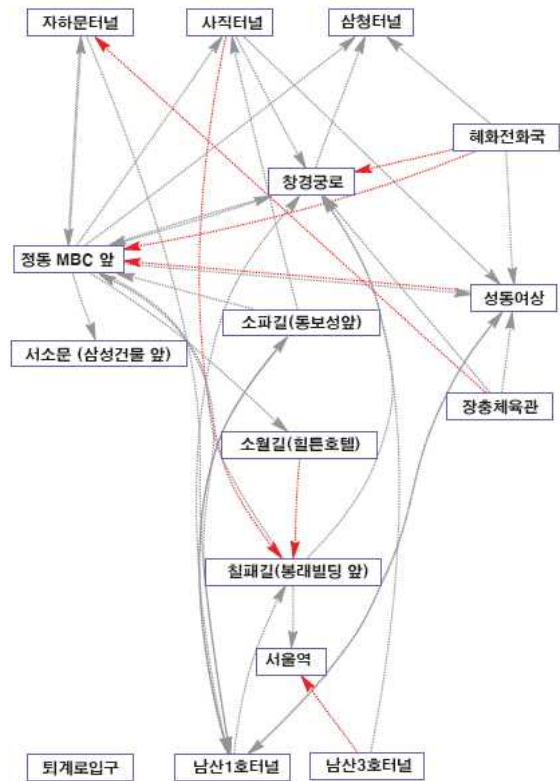


그림 5 Transfer entropy 결과 값을 이용하여 구축한 네트워크

역, 소월길(힐튼호텔)과 칠패길(봉래빌딩 앞) 등이 서로 영향을 주고받고 있음을 Transfer entropy의 분석을 통해 확인할 수 있었다.

3. 결 론

본 연구를 통해 최근 지능형 교통체계 (ITS: Intelligent Transportation System) 의 핵심기술인 각 도로의 통행시간 추정을 하기위한 기반 연구로써 서울특별시 도심 16개 지점에서 추출한 교통량 데이터를 바탕으로 각 도로 간 교통량의 영향을 Transfer entropy 분석을 통해 연구하였다. 본 연구를 통해 도심 각 도로 별 영향을 주고받는 네트워크를 구축할 수 있었다.

4. 사 사

이 논문은 2010년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임. (NRF 2010-0000631, NRF 2010-0000407)

5. 참고문헌

- [1] Wei. C. and Lee, Y., "Development of freeway travel time forecasting models by integrating different sources of traffic data," IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 56, 6 Part 2, pp. 3682-3694, 2007.
- [2] Sisiopiku, V. P. and Roupail, N. M., "Toward the use of detector output for arterial link travel time estimation : a literature review," Transportation Research Record, 1994.
- [3] Sun, L., Yang, J. and Mahmassani, H., "Travel time estimation based on piecewise truncated quadratic speed trajectory", Transportation Research Part A, Vol. 42, 1, pp 173-186, 2008.
- [4] Mahmassani, H. S., Hass, C., Logman, H., and Shin, H., "Integration of point-based and link-based incident detection and traffic estimation," Center for Transportation Research, University of Texas (Austin), 2002.
- [5] Yu, Jeong Whon, "Real-time Travel Time Estimation Model Using Point-based and Link-based Data", Korean Society of Road Engineers, Vol.10, 1, pp. 155 - 164, 2008.
- [6] 서울특별시 서울통계. <http://stat.seoul.go.kr>
- [7] Schreiber T., 'Measuring information transfer,' Phys. Rev. Lett., **85**, 461, 2000.