

■ 論 文 ■

교통수요 기반의 도착예정시간 산출 알고리즘 개발

Development of Vehicle Arrival Time Prediction Algorithm Based on a Demand Volume

김 지 흥

(서울대학교 지구환경시스템공학부 박사수료)

이 경 순

(서울시 교통국 교통정보반 교통정보관리팀장)

김 영 호

(아주대학교 교통공학과 박사수료)

이 성 모

(서울대학교 지구환경시스템공학부 교수)

목 차

- I. 서론
 - II. 관련 연구동향
 - 1. 이력자료 기반모형
 - 2. 시계열모형
 - 3. 신경망모형
 - III. 개발모형
 - 1. 자료수집체계
 - 2. 도착예정시간 산출 알고리즘
 - IV. 분석결과
 - 1. 대기길이에 의한 도착예정시간의 민감도
 - 2. 도착예정시간 분석결과
 - V. 결론 및 향후 연구과제
- 참고문헌

Key Words : 도착예정시간, 수요교통량, 밀도, 대기길이, ILD, AVI

요 약

교통정보 제공 측면에서 여행시간에 대한 정보는 교통관리 영역 내에서 교통혼잡을 효과적으로 분산시킬 수 있는 핵심정보 중 하나이다. 특히 여행시간에 대한 정보는 운전자가 운전 중 경로선택을 의사결정하는데 있어서 주요한 요소로서 현실적인 신뢰도 확보를 전제로 한다.

본 연구는 남산권 교통정보시스템의 일환으로 총 연장도로 6.1Km를 대상으로 구성된 6개의 교통축(corridor)을 대상으로 혼잡시 VMS, ARS, WEB을 이용한 정보 제공을 목적으로 도착예정시간 알고리즘을 개발하였다. 시스템의 공간적 범위는 각 축별 2~3.5km 범위내의 구간을 대상으로 하며, 각 교통축의 출발 및 도착지점에 신호교차로가 존재하여 단순한 연속교통류 특성이 아닌 단속류 교통특성이 교통류내에 포함되어 있다.

목표 알고리즘은 ILD기초자료를 활용하여 수요교통량과 대기길이정보를 이용한다. 수요교통량은 각 지점간 밀도추정을 대상으로 하였으며 이를 위하여 Greenburg Model이 채택되었다. 대기길이 정보는 각 지점별 속도와 밀도에 의하여 산출된다.

연구모형은 단위시간당 변동성을 안정화하기 위하여 전라적으로 번호판 매칭기법에 의한 AVI를 도입하였으며, 이를 통한 관측된 여행시간 정보를 이용하였다.

AVI여행시간 정보는 1일 1회 대기길이에 따른 교통류 특성을 구분하여 ILD에 의한 여행시간을 생성하는데 기반모수로 적용될 수 있도록 Hybrid Model로 구성하여 적용시켰다.

본 연구에 의한 알고리즘 적용결과, 혼잡상황하에서 84% 그리고 전체평균 88%이상의 정확성을 도출하는 것으로 나타났으며, 이러한 정보들은 남산권 교통정보시스템을 이용하는 운전자들에게 유용한 것으로 조사되었다.

The information on travel time in providing the information of traffic to drivers is one of the most important data to control a traffic congestion efficiently. Especially, this information is the major element of route choice of drivers, and based on the premise that it has the high degree of confidence in real situation.

This study developed a vehicle arrival time prediction algorithm called as "VAT-DV" for 6 corridors in total 6.1Km of "Nam-san area traffic information system" in order to give an information of congestion to drivers using VMS, ARS, and WEB. The spatial scope of this study is 2.5km~3km sections of each corridor, but there are various situations of traffic flow in a short period because they have signalized intersections in a departure point and an arrival point of each corridor, so they have almost characteristics of interrupted and uninterrupted traffic flow.

The algorithm uses the information on a demand volume and a queue length. The demand volume is estimated from density of each points based on the Greenburg model, and the queue length is from the density and speed of each point.

In order to settle the variation of the unit time, the result of this algorithm is strategically regulated by importing the AVI(Automatic Vehicle Identification), one of the number plate matching methods. In this study, the AVI travel time information is composed by Hybrid Model in order to use it as the basic parameter to make one travel time in a day using ILD to classify the characteristics of the traffic flow along the queue length.

According to the result of this study, in congestion situation, this algorithm has about more than 84% degree of accuracy. Specially, the result of providing the information of "Nam-san area traffic information system" shows that 72.6% of drivers are very available.

I. 서론

교통부문에서 여행시간에 대한 연구는 정보제공 및 교통관리 및 제어 측면에서 매우 중요한 정보이다. 이러한 정보는 최근 ITS의 단계적 발전 계획에 따라 운전자 정보제공 측면에서 급격히 부각되어지고 있는 실정이다.

이러한 현실에 부합하여 교통정보 수집체계들의 적용이 추진되고 있으며, 일반적으로 ILD/VDS(Inductive Loop Detector/Video Detection System)를 기반으로 원시자료의 가공 및 처리를 통한 여행시간을 산출하는 방법과 실제 차량의 구간 여행시간을 변호판 인식 방법 혹은 무선통신에 의한 차량추적기법 등으로 산출하는 방법들이 적용되고 있다.

최근에는 여행시간에 대한 정보를 현장에서 직접적으로 수집하기 위한 다양한 인프라가 설치 및 운영되고 있으며, 이중 차량번호판 인식체계를 기반으로 하는 AVI(Automated Vehicle Identification)가 널리 이용되고 있는 추세이다.

여행시간 예측에 대한 해석은 크게 2가지 측면에서 해석될 수 있다. 하나는 현재의 상황 하에서 단위 시간 이후의 여행시간을 예측하는 방식이며, 둘째는 실제 운전자들이 도착지점까지 경험하게 될 도착예정시간이다.

일반적으로 전자의 경우는 예측시간단위(Prediction Lead-Interval)가 일정하여 예측시점에서 요구되는 관측치를 통하여 예측오차를 다음 예측시점에서 반영(Feedback)하는 것이 일반적인 접근방법이다. 이러한 여행시간의 예측방법은 현재까지의 교통상황 정보를 기반으로 다음 단위시간 이후의 여행시간을 예측하는 것에 주된 초점을 맞추고 있는 것으로서, 다음 교통상황을 예측하는 데 전략적으로 활용할 수 있으며, 교통류 상황이 급격히 변화하지 않는다는 전제하에서 운전자들에게 도착예정시간으로서 제공효과를 기대할 수 있다. 그러나 교통류 상황이 짧은 시간 내에 급격히 변화하는 경우에는 실제 운전전자들에게 제공함에 있어서 예측결과에 대한 정확도가 떨어짐에 따라 궁극적으로 해당 정보의 제공에 따른 효용성(Information Utility)이 떨어지게 된다.

후자의 도착예정시간은 예측알고리즘이 예측시점과 실제 차량이 이동하게 되는 종착지점까지의 공간적 특성을 충분히 반영하여야 하므로 여행시간에 대한

관측치를 즉시에 효과적으로 고려할 수 없다. 이는 예측하여야 할 시점과 실제 차량이 일정 구간을 주행하게 됨에 따라 소요되는 시간이 비선형 관계가 됨에 따라 전자의 예측방법에서와 같이 일정한 시간단위로 예측오차를 반영할 수 없기 때문이다.

본 연구는 남산권 교통정보시스템의 교통정보제공 대상인 6개축(남산1·2·3호터널 양방향)을 대상으로 단위시간당 급격한 교통류 특성 변화와 교통정체 및 혼잡이 빈번히 유발되는 구간에 대하여 도착예정시간을 산출할 수 있는 알고리즘 개발을 목적으로 한다. 주요 대상으로 하는 교통축은 도심부에 위치하고 있으며, 하루 중 빈번한 교통정체 및 혼잡이 유발되는 구간으로서 도시부내 연속교통류와 단속교통류의 특성을 동시에 갖는 구간이다.

본 연구에서 적용한 도착예정시간 산출 알고리즘은 대상 관리축의 교통수요와 각 단위 구간별 차량 서비스율(Vehicle Service Rate)을 기반으로 개발되었으며, 본 알고리즘의 적정성을 검증하기 위하여 현장 자료를 기초로 하여 교통 혼잡시 알고리즘의 예측 정확도를 분석하였다.

본 연구는 연구결과로서 개발된 알고리즘과 현장실험을 토대로 분석된 평가 결과를 제시하였다.

II. 관련 연구동향

본 연구와 관련하여 다양한 국내 및 국외 연구가 진행된 바 있으며, ITS기반의 교통정보 제공을 목적으로 지속적인 연구개발이 진행되고 있는 실정이다. 그러나 운전자가 경험하게 되는 도착예정시간 정보생성에 대한 연구는 대단히 미흡한 실정이며, 기존 연구는 거의 일정단위시간 이후의 여행시간 상태를 예측한 모형에 머무르고 있는 실정이다.

1. 이력자료 기반모형

현재의 수집된 실시간 교통정보와 과거 이력자료를 기반으로 Data Fusion기법을 통한 미래의 통행량 및 통행시간을 예측하는 방법으로 ADANCE, ALL_SCOUT, AUTOGUIDE, UTCS에 적용된 기법이며, 최근에는 Neural Network, Fuzzy Theory을 이용한 Data Fusion 기법을 기반으로 다양한 알고리즘 개발이 진행 중에 있다(박동주, 1998, Brian L. Smith, Michael J.

semetsky, 1994, Stanislaw Berka, Xin Tian, Andrew Tarko, 1995).

이러한 방법들의 특성은 실시간 자료 없이 과거 이력자료만으로 사용할 수 있다는 용이성을 가지고 있으나 방대한 자료를 필요로 하며, 과거의 패턴이 향후에도 지속적으로 반복됨을 기본요건으로 하며 비교적 정확한 패턴분류가 선행되어야 하므로 실제 적용상에 많은 시간이 요구된다는 점이 단점이기도 하다.

2. 시계열모형

과거자료를 기반으로 통계량을 추출하여 적용하는 기법으로 Smoothing Method 및 ARMA, Box-Jenkins 모형 등이 일반적인 방법이며, 이중 Box-Jenkins의 ARIMA가 가장 널리 이용되고 있다.

Anderson(1994)은 접근로 통과교통량을 기반으로 간선도로 링크여행시간을 ARMA기법으로 예측하였으며, Al-Deek(1998)은 과거자료를 smoothing하여 최소속도치의 한계값을 추출하여 5분후를 예측하기 위하여 비선형 시계열 기법을 적용하였다. 또한 Van Arem(1997) 등은 ARMA기법을 적용하여 루프검지기로부터 수집된 자료를 기반으로 고속도로 통행시간을 예측하였다.

상기의 분류에 속하는 방법들은 기본적으로 시계열적 특성을 기반으로 모형화가 이루어지므로 장기 및 단기에측에 효과적으로 적용될 수 있으나 모형을 구축하기 위하여 이용되는 시계열적 특성이 향후에도 지속되어야 한다는 기본 요건을 갖는다. 최근에는 시계열적 특성이 불규칙한 상태에서도 보다 향상된 예측력을 확보하기 위하여 ARMA 모형을 Kalman 모형으로 전환하여 적용하는 기법도 이용되고 있다.

3. 신경망모형

1980년대 이후 가장 널리 이용되었던 모형은 Backpropagation Neural Network이었으며, 이후 Radial Basis Function Neural Network, Time-Delayed Recurrent Neural Network, Counter Propagation Neural Network 등 다양한 모형 적용을 통한 연구들이 활발히 이루어졌다(Dongioo Park, Laurence R. Rilett, 1998, Jiuyi Hua, Ardeshir Faghri, 1994, Virginia,P.S., Prased P., Peter,

C.N., 1994, Peter Nelson, Prased P., 1993).

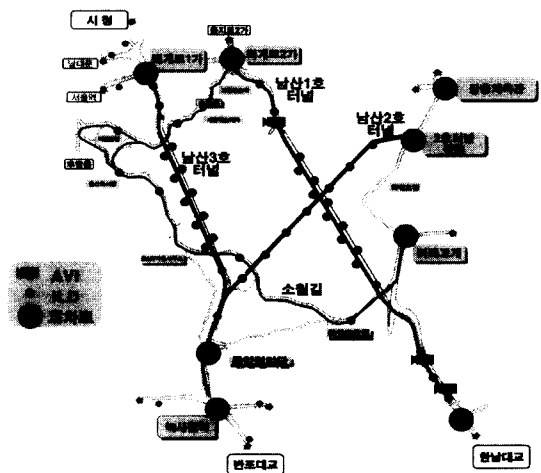
이 방법론들은 다양한 패턴들에 대하여 효과적이며, 사용자가 요구하는 정보를 취득할 수 있다는 장점을 갖고 있으나 실제 적용시 다양한 입력 패턴의 사전확보를 필요로 하며, 수집된 패턴이 향후 발생 패턴을 충분히 수용할 수 있는 수준이어야 하므로 많은 시간과 노력이 요구된다. 또한 수집된 패턴을 효과적으로 신경망에 적용하기 위하여 입력 및 출력 패턴의 설계가 필수적으로 요구되며, 실제 연산시 모형에 따라 다소 차이가 있으나 많은 연산시간이 소요되는 것이 단점이다.

이외 칼만필터링 기법과 신경망 모형을 조합하는 기법 등 다양한 복합모형(Hybrid Model)들이 연구되고 있으며, 특히 최근에는 대중교통부문의 도착예정시간 산출 목적으로 다양한 연구가 진행되고 있다.

III. 개발모형

1. 자료수집체계

본 연구에서의 도착예정시간 산출을 위한 자료 수집체계는 기본적으로 ILD를 기반으로 하며, 이외 AVI 기반 번호판 매칭에 의한 여행시간 자료이다. ILD는 평균 250m간격으로 전 차로에 Paired ILD가 설치되어 개별 ILD로 부터는 교통량과 점유율, 차두간격을 수집하며, 상호 조합하여 속도와 차종 정보를 매 20초 마다 전구간의 개별 검지기에 대하여 수집한다.



<그림 1> 공간적 범위 및 ILD/AVI 설치위치

2. 도착예정시간 산출 알고리즘

도착예정시간 산출 알고리즘은 교통량과 속도에 의하여 수행되며, 이들 정보를 기초 정보로 하여 대기 길이와 밀도 및 단위시간당 각 지점별 통과 교통량을 이용하여 최종 도착예정시간이 산출된다.

도착예정시간을 산출하기 위해서는 다음과 같은 기본 가정이 요구된다.

- 교통류의 차량군 내에서의 출발지점에서 도착지점까지 차량간 경쟁적 운전 에 의한 여행시간의 차이는 운전자가 수용할 수 있는 한계 범위 내에 있다.
- 차량군의 흐름은 출발지에서 도착지까지 근본적으로 선입선출(FIFO)특성을 갖는다.
- 차량군내에서 차로변경은 출발지에서 도착지까지의 여행시간에 직접적인 영향을 주지 않는다.

상기의 가정 하에서 본 연구의 개발모형은 기본적으로 각 지점별 밀도를 추정하고, 추정된 결과를 교통수요로 전제로 하여 모형화 하였다.

실제 도착예정시간은 진출한 바와 같이 도착예정시간에 대한 정보를 제공하는 시점에서 공간상의 교통류 특성을 충분히 반영할 수 있는 상황을 모형으로 구성하여야 하므로, 이에 가장 적합한 변수가 밀도이다.

[단계 1]

각 모수를 초기화하고, 검지기간 단위 거리당 밀도를 산출한다.

※ 지점별 Jam Density 설정, $T_{i, bs} = 0$

[단계 2]

대상 구간 내에서의 최대 병목지점(bottleneck site)를 선정한다.

- (2.1) 선정된 지점의 교통소통상황을 판단한다.
- (2.2) 선정된 지점의 교통소통상황이 소통원활 상태이면
 - (2.2.1) 각 지점의 예측 속도를 기준으로 구간 평균속도(Space Mean Speed)를 산출한다.
 - (2.2.2) 대상 구간길이를 기준으로 통행시간을 산출한다.

(2.2.3) [단계 8]부터 수행한다.

[단계 3]

병목지점에서의 통과교통량을 산출한다.

※ 통과교통량은 계속 교통량의 변화로 인한 영향을 최소화할 수 있도록 Rolling Horizon에 의하여 평활화처리함. 적용주기는 4주기/6주기를 적용

[단계 4]

대상구간의 상류부지점부터 병목지점까지의 누적교통밀도(총 수요교통)를 산출한다.

$$V_d = \sum_{i=1}^{bs} K_i \tag{1}$$

- 단, V_d : 대상구간 시작점에서 병목지점까지의 누적 차량대수 (Veh/Km)
- K_i : 지점 i 에서 추정된 밀도 (Veh/Km)
- bs : 병목지점

[단계 5]

상류부 지점에서부터 병목지점까지의 총 소요시간을 산출한다.

$$T_{i, bs} = T_{i, bs} + \frac{V_d}{R_{bs}} \tag{2}$$

- 단, $T_{i, bs}$: 지점 i 에서 병목지점 bs 까지의 소요시간(단위거리당통과소요시간)
- R_{bs} : 병목지점에서의 통과교통량을 (veh/hr)

[단계 6]

병목지점을 시작지점으로 하여 [단계 2]를 반복 수행한다.

(6.1) 더 이상 고려할 검지기가 없으면, [단계7] 수행

[단계 7]

대기길이의 정도에 따라 모수를 적용한다.

$$TT = \alpha_{queue} TT_{ILD} + \beta_{queue} Queue \tag{3}$$

- 단, α_{queue} 및 β_{queue} 는 각 예측된 대기실에서 따른 설정된 모수치

[단계 8]

산출된 여행시간 결과를 Rolling Horizon처리함.

20초 단위별로 3개의 자료를 Rolling Horizon처리 하며, 그 결과를 1분마다 산출한다. 처리 이후 [단계 1]부터 반복한다.

상기의 알고리즘은 대상 구간에 대한 교통소통상황을 기본으로 하여 수행된다. 만약 대상 구간 내에 교통소통상황이 지체 및 정체가 없는 경우에는 각 지점에서 계측된 속도자료를 공간 속도로 전환하여 이를 여행시간으로 산출하게 된다. 구간 내에 정체지점이 존재하는 경우에는 이를 기준으로 상류부 구간의 밀도를 산출하여 이를 교통수요로 전제한 다음 이를 위한 정체 지점에서의 단위시간당 교통유체에 따른 소요시간을 여행시간으로 하여 최종 도착 예정시간을 산출한다.

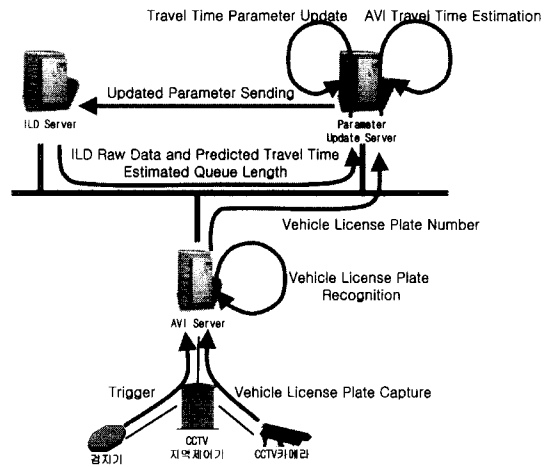
실제 본 연구에서는 구간 내에서 소통원활시 도착 예정시간의 산출보다는 구간 내 혼잡이 발생시 운전자가 경험하게 되는 도착예정시간 정보를 산출하는 주된 목적이 있다.

상기의 알고리즘에서 대기길이에 따른 모수 α 및 β 의 결정은 단위시간당 추정된 대기길이와 AVI에 의한 여행시간 자료를 기준으로 Multi-Polynomial Curve Fitting Method에 의하여 간단한 방식으로 관련 모수를 산출할 수 있다. 실제 이들 모수의 추정 은 AVI에 의한 여행시간을 시점기준으로 전환하여 이를 종속변수로 정의하고 그 외 대기길이와 ILD에 의하여 추정된 여행시간을 독립변수로 한 회귀함수도 출과정과 동일한 절차에 의한 추정이 가능하다.

AVI에 의한 여행시간 정보는 AVI의 번호판 인식 상에 오인식율이 근본적으로 AVI에 의한 여행시간 결정에 매우 큰 영향을 준다. 실제 이는 단위 시간 동안 수집된 구간 여행시간에 대하여 큰 산포를 유발하며, 여행시간에 대한 정보가 도착지를 통과하여야만 계측이 가능 하며, 차량군들이 도착지에서 출발하는 시점부터 도착지까지 다양한 교통소통상황을 경험하게 되므로 AVI의 도착지점에서의 계측된 여행시간을 실시간으로 적용하는 것은 불가능하다.

이러한 AVI를 통한 여행시간을 효과적으로 적용하기 위하여 다음과 같은 AVI를 통한 On-Line Parameter Update 체계를 구성하여 도착예정시간 산출 알고리즘의 안정화를 유지하였다.

<그림 2>에서와 같이 On-Line Parameter Update체계는 운영자에 의하여 모든 통제를 받는다. AVI의 번호판 인식상의 오인식 등으로 인해 단위 시



<그림 2> AVI 연계 On-Line Parameter Update 유지체계 흐름도

간 동안 수집된 자료들을 이용하여 단위 시간을 대표할 수 있는 여행시간을 즉시적으로 산출하는 데 많은 어려움이 있기 때문에 1일 24시간 단위로 각 교통상황을 대기길이의 확산 수준에 따라 Clustering하여 이를 실제 도착예정시간 산출 알고리즘의 모수인(식 3)의 α 및 β 를 결정한다.

α 및 β 는 종속변수를 출발지 기준의 AVI에서 수집된 여행시간으로 하였으며, 독립변수는 ILD기반의 예측된 도착예정시간과 대기길이를 설정하여 수치해석기법 중 함수적합방법(Function Fitting Method)을 적용하였다.

이러한 ILD에서 산출된 도착예정시간과 대기길이 정보를 고려한 이유는 ILD를 기반으로 산출되는 도착예정시간 결과와 대기길이 상태를 토대로 실제 AVI 도착예정시간으로 융합시키기 위한 목적으로 적용되었다.

α 및 β 의 추정은 대기길이를 100m 단위로 구분하여 추정하였으며, 1일 1회 추정하여 α 및 β 가 누적 평균값으로 갱신 및 적용될 수 있도록 하였다.

실제 이들 모수가 결정된 다음 적용되는 α 및 β 값을 산출평균 값을 적용하며, 보다 효과적으로 수행될 수 있도록 동적모형으로 구성하였으며, 동적모형 내 과거 대기길이에 따른 모든 시스템 모수를 포함하고 있어 충분히 오랜 기간 동안 운영자의 별도 유지관리 없이 자동적으로 갱신될 수 있도록 알고리즘을 구성하였다.

누적 평균 α 및 β 를 산출하기 위한 Dynamic Model의 기본 관계식은 다음과 같다.

$$\overline{\alpha_{i,n}} = \overline{\alpha_{i,n-1}} + \frac{\alpha_{i,n} - \overline{\alpha_{i,n-1}}}{n} \quad (4)$$

- 단, $\overline{\alpha_{i,n}}$: i 위치 대기일인 경우 n 번째 추정된 a 모수의 평균값
- $\overline{\alpha_{i,n-1}}$: i 위치 대기일인 경우 $n-1$ 번째 추정된 a 모수의 평균값
- $\alpha_{i,n}$: i 위치 대기일인 경우 n 번째 추정된 a 모수의 평균값
- n : 추정된 누적계수
- i : 대기길이 위치 ($0 \leq i \leq 32$), 이고 대기길이는 $i \times 100m$ 로 정의함

IV. 분석결과

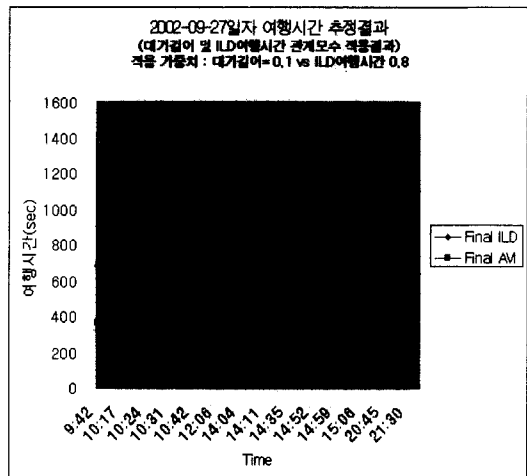
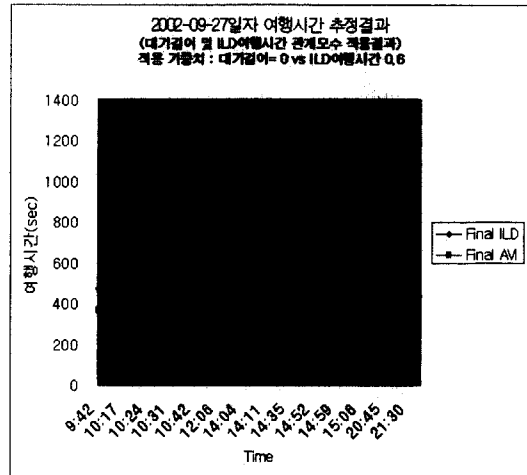
본 목표 알고리즘은 남산권 교통정보시스템의 일환으로 개발되었으며, 이의 검증을 위하여 사업 영역 내 총 6개 교통축을 대상으로 검증되었다. 검증과정은 AVI가 설치된 구간과 AVI가 설치되지 않은 구간으로 구분되어 수행되었으나 본 연구에서는 분석과정상의 효율성을 위하여 AVI가 설치된 구간에 대하여 분석된 결과를 제시하였다.

1. 대기길이에 의한 도착예정시간의 민감도

도착예정시간의 민감도는 대기길이의 변화에 따라 매우 민감할 수 있다. 실제 모수 추정상에서의 문제점은 ILD여행시간과 대기길이의 관계가 단순한 선형성만으로 표현되지 않는다는 데 있다. 따라서 모수 설정의 오류는 도착예정시간 산출결과에 아주 심각한 결과를 초래할 수 있으며, 모수 설정시 작은 편이가 많은 오차를 유발하는 결과를 초래할 수 있다. 대기길이의 변화에 따른 여행시간의 변화를 분석하기 위하여 기 수집된 2002년 9월 27일자 자료를 기초로 하여 분석하였다.

〈그림 3〉의 모수 적용사례는 대기길이가 500m 대역에서 각 대기길이와 ILD 여행시간에 대한 모수를 적용한 경우이다. 모수 특성상 대기길이의 모수는 여행시간에 대한 Vertical Scale을 조정하는 효과를 갖으며, ILD 여행시간에 대한 모수는 Shape Scale을 조정하는 특성을 갖는다.

〈그림 3〉의 예에서 첫 번째의 적용사례는 가장 근접한 최적 모수가 설정된 경우로서 평균 오차를 약 20% 이내에 수렴이 되는 경우이며, 두 번째의 사례는 잘못



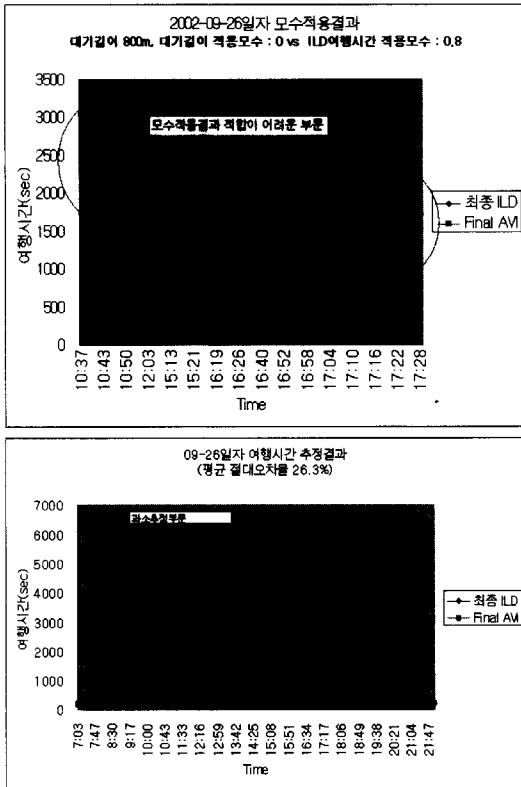
〈그림 3〉 대기길이에 따른 여행시간 변화

된 모수 설정으로 평균 오차율 약 40%대 이상 발생하는 경우에 해당한다.

〈그림 3〉의 모수설정에 따른 민감도 이외의 모수설정이 실제적으로 불가능한 경우가 있을 수 있다. 이는 여행시간결과가 대기길이의 변화에 특정한 패턴이 없는 급격한 변화를 갖는 경우로서 다음과 같은 예이다.

〈그림 4〉의 예는 여행시간의 변동이 시간의 변화에도 민감하며, 일반적인 다항식으로 적합시킬 수 없는 경우에 해당한다. 이 경우에는 정확도를 유지시키기 위하여 충분한 대기길이 상황에 따른 자료를 기반으로 모수를 전역 최적화로 결정하는 전략이 요구된다. 도착예정시간에서 대기길이의 적합이 좋지 않은 경우에는 적용결과 과소추정 혹은 과대추정 등의 현상이 나타난다는 것이다.

〈그림 4〉는 대기길이에 대한 적합이 좋지 않은 경우로



〈그림 4〉 대기길이변화의 패턴에 따른 여행시간의 변화

서 실제 과소추정현상이 발생된 경우이다. 이러한 과소추정결과는 여행시간이 약 1800초 ~ 2000초 이상에서 심하게 발생된 경우로서 대기길이가 약 500m ~ 800m 범위에서 적합성이 떨어지고 있는 것을 보여 주고 있다.

본 알고리즘은 교통상황을 적절하게 반영하기 위해 모수추정시 대기길이의 정도를 100m 단위로 구분하여 α 및 β 를 결정하였으며, 각 추정된 α 및 β 는 <표 1>과 같다.

상기 <표 1>은 남산 1호터널 강남방면의 추정결과이다. 각 모수 α 및 β 는 상기의 <표 1>에 제시되어 있는 바와 같이 남산 3개 터널의 방향별(도심방향과 강남방향)로 추정하여 적용하였다.

2. 도착예정시간 분석결과

도착예정시간은 본 연구의 모형이 주로 구간 내 혼잡시 도착예정시간 산출을 목적으로 하고 있는 바에 따라 시스템 평가를 목적으로 2002년 10월 8일부터 2002년 11월 29일 동안 2차에 걸친 조사 자료를 토대로 검증을 수행하였다. 검증에 이용된 자료는 수집된 자료를 기준으로 각 검증대상구간별 구간 내에 대

〈표 1〉 대기길이별 α 및 β 추정 결과

대기길이(m)	모수 α	모수 β
0~100	0.6	0.0
101~200	0.5	0.0
201~300	0.5	0.0
301~400	0.5	0.0
401~500	0.2	0.47
501~600	0.37	0.27
601~700	0.76	0.17
701~800	0.7	0.10
801~900	0.68	0.06
901~1000	0.56	0.2
1001~1100	0.4	0.1
1101~1200	0.35	0.1
1201~1300	0.3	0.1
1301~1400	0.3	0.1
1401~1500	0.5	0.1
1501~1600	0.2	0.3
1601~1700	0.15	0.5
1701~1800	0.5	0.1
1801~1900	0.45	0.1
1901~2000	0.5	0.2
2001~2100	0.5	0.1
2101~2200	0.55	0.1

〈표 2〉 터널 축별 검증목적의 이용자료의 수

터널 명	방향	수집자료의 수	단위
남산 1호 터널	강남	2,506	1 분
	도심	529	
남산 2호 터널	강남	724	
	도심	576	
남산 3호터널	강남	834	
	도심	584	

기길이가 생성된 시점을 정체상황으로 간주하여 교통상황이 소통원활인 경우와 정체인 경우를 구분하였으며, 검증시 교통상황에 따라 도착예정시간의 정확도가 달라질 수 있으므로 정체 상황하에서 수집된 자료의 수를 기준으로 그 수만큼 소통원활인상태의 자료를 랜덤 샘플링으로 선별하여 검증을 수행하였다. 1차 분석은 2002년 10월 8일부터 2002년 10월 17일 동안의 각 구간별 실측자료를 수집하여 검증하였으며, 2차 분석은 2002년 11월 6일부터 2002년 11월 29일까지의 수집된 실측자료를 이용하여 분석하였다.

도착예정시간 산출 결과를 검증하기 위하여 이용된 각 터널 축별 자료의 수는 <표 2>와 같다.

〈표 3〉 도착예정시간 검증결과

측별		교통상황	정확도①	정확도②	평균 오차	분석 일수
남산1호 터널측	강남 방향	소통원활	100%	96.5%	3.5%	4일
		정체	76%	85.4%	14.6%	4일
	도심 방향	소통원활	95%	92.1%	7.9%	3일
		정체	91%	90.0%	10.0%	1일
남산2호 터널측	강남 방향	소통원활	96%	92.5%	7.5%	3일
		정체	70%	84.9%	15.1%	1일
	도심 방향	소통원활	85%	88.2%	11.8%	3일
		정체	정체발생 없음			
남산3호 터널측	강남 방향	소통원활	91%	90.0%	10.0%	3일
		정체	71%	80.1%	19.9%	3일
	도심 방향	소통원활	98%	92.6%	7.4%	3일
		정체	77%	79.9%	20.1%	3일
전체		소통원활	94%	92.0%	8.0%	
		정체	77%	84.0%	16.0%	
		전체	86%	88.0%	12.0%	

실측자료의 수집은 1호터널 강남 방향의 경우 AVI가 설치되어 AVI를 통한 여행시간 자료를 기본적으로 수행했으며, AVI의 오차를 가급적 배제하기 위하여 전 구간에 대하여 번호판 조사를 수행하여 실측자료를 수집하였다.

정확도는 2가지 종류로

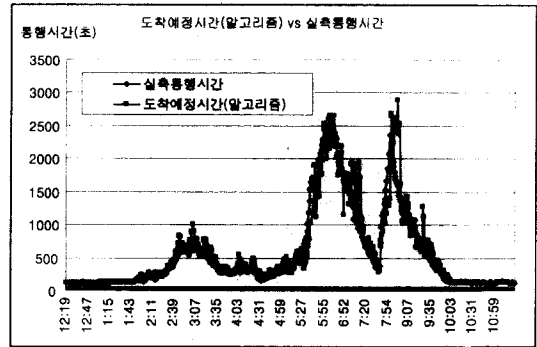
- 1) 시스템의 구축목적용 고려하여 교통정보제공 측면에서 전체데이터 중에서 오차 20%이내 포함되는 데이터의 비율
- 2) 1-오차율로 구분하였으며, 평균오차율은 실측 자료를 기준으로 알고리즘 수행에 의한 예측치의 차이를 백분율로 나타내었다.

〈표 3〉의 분석결과 표에 제시된 바와 같이 정체가 없는 소통원활인 경우 90%이상의 정확도를 보였으며, 정체시는 77%, 84%의 정확도를 가지며, 평균오차율은 12%로 분석되었다.

남산2호터널 강남방향과 도심방향의 경우 정체가 자주 발생하지 않는 도로로써, 특히 도심방향은 조사 기간 동안 정체가 발생하지 않았으며, 남산1호터널 도심방향도 조사시간 동안 정체가 1회 발생하였다.

〈그림 5〉는 목표 알고리즘에 의하여 산출된 도착예정시간과 실측된 여행시간간의 비교도이다.

본 분석과정을 통하여 본 목표 알고리즘에 의한 도착예정시간 결과의 안정화를 위하여 대기길이 적용이



〈그림 5〉 실측자료와 도착예정시간 비교

다소 효과가 있었다. 그러나 비록 대기길이를 통한 도착예정시간의 안정화가 상당히 보완이 되었다고 할 수 있으나 여전히 부분적으로 과소 및 과대추정하는 현상이 유발될 수 있음을 나타내고 있다.

이는 대기길이에 의한 현상이기 보다는 본 목표 알고리즘에서 도착예정시간을 산출하기 위하여 밀도 추정에 의한 교통수요를 고려는 했으나 단위시간당 밀도변화에 대한 추세를 반영하는 요소를 고려하지 않았기 때문인 것으로 판단되었다.

V. 결론 및 향후 연구과제

본 연구는 ILD로부터 실시간으로 수집되는 지점 교통정보를 기초로 하여 도착예정시간을 산출하는 것을 주된 목적으로 개발되었다. 목표 알고리즘은 총 6개축에 적용될 수 있도록 개발되었으며, 이를 남산권 교통정보시스템에 적용 및 검증하였다. 본 연구를 통하여 수행된 결과는 다음과 같이 요약하였다.

- 도착예정시간의 경우 혼잡시를 중점으로 정확도 분석이 수행되었으며, 분석결과 소통원활시 평균 90%이상이고 혼잡시 84%, 교통정보제공측면에서 77%의 정확성을 확보하고 있으며, 평균오차율은 12%로 나타났다.
- 교통정보시스템 이용에 대한 운전자 만족도 조사(서울시, 2003)에 의하면 도착예정시간 정보를 실제 운전자들에게 제공한 결과 남산권을 통행하는 다양한 운전자들의 72.6%는 제공하는 통행시간 정보가 정확한 것으로, 64.4%는 정체시 교통정보를 본 후 다른 터널이나 우회도로를 이용한 적이 있는 것으로 나타났다.

본 연구의 도착예정시간을 개발함에 있어서 발생된 다양한 문제점이 발견되었다. 특히 도착예정시간에 대한 정보는 운전자들에게 제공될 정보로서 다음과 같은 전략적인 문제점들이 나타났다.

□ 물리적인 한계성

실제 적용시 하류부 최종단에서의 교통상황을 실시간으로 감시할 수 없는 상황이 발생됨에 따라 실제 도착예정시간 정보를 검지기가 설치된 구간 내에서 산출하여 제공하는 데 물리적인 한계성이 있는 것으로 나타났다. 이를 극복하기 위해서는 검지기가 설치된 구간 내에서 하류부 방향의 일정 구간을 가변적 교통소통상황 감지영역으로 설정하고 실제 도착예정시간 산출 구간을 전략으로 가변화시킬 필요가 있는 것으로 나타났다.

본 연구에서는 도착예정시간을 산출하기 위하여 ILD에 의한 지점교통정보와 AVI에 의한 여행시간 자료를 이용하였다. 그러나 실제 상황 하에서는 다음과 같은 문제점이 도출되었으며, 향후 연구에서 이를 극복할 수 있는 다양한 접근이 요구될 것으로 기대되었다.

□ ILD의 문제점

속도의 경우 비록 안정적인 자료로서 수집되어 이를 활용할 수 있으나 교통량의 경우 단위시간당 측정된 교통량의 변동 폭이 커서 실제 도착예정시간 산출시 정체지점에서의 서비스를로 적용하는데 변동요인을 Filtering할 수 있는 기법이 요구된다.

□ AVI의 문제점

AVI는 번호판인식 체계를 기반으로 현장에 설치 및 적용되었다. 이들 AVI는 일반적으로 번호판 인식 상에서 오인식이 발생되어 출발지와 도착지에서의 각각의 오인식이 실제 여행시간을 산출하는 데 많은 산포를 유발함으로써 대표치 산출에 어려움을 유발하는 요소가 된다.

□ 시간변화에 따른 밀도의 변화추세 반영

개발된 알고리즘에서 시간 변화에 따른 밀도의 변화추세를 반영하지 못함으로 인하여 도착예정시간의 과소 및 과대추정 현상이 있었다. 이러한 현상을 극복하기 위해서는 보다 정교한 기법을 통한 밀도 변화

추세를 반영할 수 있는 요소의 개발이 요구되었다.

참고문헌

1. 서울시(2003), 교통정보시스템 이용에 대한 운전자 만족도 조사, pp.57~58.
2. 박동주(1998), "Multiple Path Based Vehicle in Dynamic and Stochastic Transportation Network", 박사학위논문.
3. Brian L. Smith, and Michael J. Semetsky (1994), "Short-term Traffic Flow Prediction: Neural Network Approach", Transport Research Record 1453, pp.98~104.
4. Al-Deek(1998), H.M., M.P. D'Angelo, and M.C. Wang, "Travel Time Prediction with Non-Linear Time Series", Proceedings of 5th International Conference on Application of Advanced Technologies in Transportation, April 26-29, Newport Beach, California, pp.317~324.
5. Anderson, J.M., M.J.H. Bell, T.M. Sayers, F.M. Busch, and G. Heymann(1994), "The Short-term Prediction of Link Travel Times in Single Controlled Road Networks", Transportation Systems: Theory and Application of Advanced Technology, IFAC Sympogium, TianJin, PRC, pp.621~626.
6. Van Arem, B., M.J.M. Van Der Vlist, M.R. Muste, and S.A. Smulders(1997), "Travel Time Estimation in the GERIEN Project", International Journal of Forecasting, Vol. 13, pp.73~85.
7. Dongjoo Park and Laurence R. Rilett(1998), "Forecasting Multiple-Period Freeway Link Travel Times Using Modular Neural Network", Transport Research Record 1617, pp.163~167.
8. Jiuyi Hua, and Ardeshir Faghri(1994), "Applications of Artificial Neural Networks to intelligent Vehicle-Highway Systems", Transport Research Record 1453, pp.83~90.
9. Virginia P. Sisiopiku and Nagui M. Roup-

- hail(1993), "Exploratory Analysis of the Correlation Between Arterial Link Travel Times and Detector data From Simulation and Field Studies", ADVANCE Working Paper Number 25, Oct.
10. Stanislaw Berka, Xin Tian and Andrew Tarko(1995), "Data Fusion Algorithm for ADVANCE Release 2.0", ADVANCE Working Paper Series Number 48, Urban Transportation Center, University of Illinois at Chicago.
 11. Peter Nelson, Prasad Palacharia(1993), "A Neural Network Model for Data Fusion in ADVANCE", Transtech Pacific Rim Conference Seattle.
 12. Virginia, P. S., Prasad P., Peter, C. N.(1994), "Fuzzy Reasoning Model for Converting Loop Detector Data into travel Times", University of Illinois at Chicago, ADVANCE Working Paper Series Number 38, June.

♣ 주 작성 자 : 김지홍

♣ 논문투고일 : 2004. 12. 20

논문심사일 : 2005. 1. 18 (1차)

2005. 3. 4 (2차)

심사판정일 : 2005. 3. 4

♣ 반론접수기한 : 2005. 8. 31