

■ 論 文 ■

검지자료합성을 통한 도시간선도로 실시간 통행시간 추정모형

On-Line Travel Time Estimation Methods using
Hybrid Neuro Fuzzy System for Arterial Road

김 영 찬

(서울시립대학교 도시공학과 부교수)

김 태 용

((주)SK 운전고객사업부 엔트랙사업개발팀)

목 차

- I. 서론
 - 1. 연구 배경 및 목적
 - 2. 연구 범위 및 접근방법
 - II. 관련연구검토
 - III. 자료합성모형 개발
 - 1. 퍼지-뉴로 제어시스템
 - 2. 실시간 교통정보제공
 - IV. 자료합성모형 평가
 - 1. 개발모형 평가시나리오
 - 2. 통행시간 추정단계
 - 3. 적응학습단계
 - 4. 파라미터 조정단계
 - V. 결론 및 향후연구과제
- 참고문헌

Key Words : 통행시간, 통행속도, 지점검지체계, 구간검지체계, 자료합성, 퍼지이론, 인공신경망

요 약

본 연구는 지점검지체계와 구간검지체계와의 자료합성을 통하여 도심 간선도로 및 지방도로 구간별 효과척도를 산정할 뿐만 아니라 유고검지 및 통행패턴 예측, 네트워크 기종점에 대한 최적/최단 경로를 탐색하는데 기초가 되는 구간 통행시간 추정을 수행한다. 개개 수집원의 자료합성을 위해 퍼지이론과 인공신경망의 합성모형인 FALEM(Fuzzy Adaptive Learning Estimator for travel time from Multi-information sources)을 개발, 개발된 모형 FALEM에 의해 개개구간의 통행시간을 산출하고 동일시간, 동일구간에서 조사된 실측데이터와의 오차를 비교를 통해 추정된 통행시간을 검증하였다. 테스트 환경은 개발모형에 의해 추정된 구간 통행시간의 적용성을 고려하여 실시간 운영하에서 수행되었다.

1. 서론

1. 연구 배경 및 목적

도로를 이용하는 운전자들에게 실시간 교통정보를 제공하기 위하여 구간에 설치된 정보체계의 합성을 통한 운영전략은 이미 세계 여러선진국에서 추진중인 ATIS(Advanced Traveler Information System) 사업의 가장 중요한 요소로 인식되어 최근 몇 년 사이에 정확한 정보를 얻기 위하여 수많은 방법들이 제시되었다. 그 중에 도로상에 존재하는 차량들을 재인식하는 기술을 통한 직접적인 통행시간이나 통행속도를 추정하는 다양한 AVI(Automatic Vehicle Identification) 기법들이 존재하지만, 이런 방법들은 링크마다 수많은 검지 카메라 및 다른 특별한 장비를 수반하므로 설치 및 유지 관리가 용이한 지점 검지체계를 기반으로 교통정보 제공이 제시되고 있다.

최근 우리나라에서는 국도 및 간선도로상에 교통정보수집을 위한 지점 검지체계들이 구간에 설치되고 있지만, 수집된 원시자료들의 가공 및 처리기술이 미비하여 신뢰성있는 교통정보제공이 이루어지지 않고 있다. 이에 따라 전국 대도시나 서울시 간선도로상에 교통제어용 및 자료수집 용도로 사용중인 루프검지기나 영상검지기, 초단파/초음파 검지기의 검지자료를 활용한 구간통행속도/통행시간 산출기법에 대한 연구가 진행되어야 한다. 루프검지기의 경우에는 이미 전국 대도시 교차로 중심으로 매설, 운영되고 있으며, 서울시의 경우, 신신호시스템 용도의 루프검지기를 제외, 약 600개(1997년기준)의 루프검지기와 부산광역시 1420여개(1998년기준), 광주광역시 620개(1998년기준) 등 대략 3000여개의 루프검지기가 신호교차로를 중심으로 매설되어있는데, 단지 교통량검지와 교통류 제어용으로만 사용되고 있는 기존 루프검지기의 활용을 극대화하여 타 시스템에 비해 비용 측면에 있어 상당히 효율적인 지점검지자료를 기반으로 구간 검지자료와의 합성을 통한 신뢰도 높은 교통정보제공 운영전략이 필요하다.

본 연구에서는 도로망의 소통상태를 나타내는 중요한 요소이며, 교통운영시스템의 효과를 측정할 수 있는 기준일 뿐만 아니라, 돌발상황감지나 정체를 정량화 할 수 있는 변수인 구간통행시간 산출을 위해 지점검지체계(지점검지기)와 구간검지체계(Probe

Data, Beacon, GPS)로부터 수집된 자료를 합성하여 해당구간의 통행시간을 산출하는 모형을 개발하였다. 개발된 모형의 평가는 실시간 환경에서 타모형과의 통행시간 오차를 비교를 통해 이루어졌다.

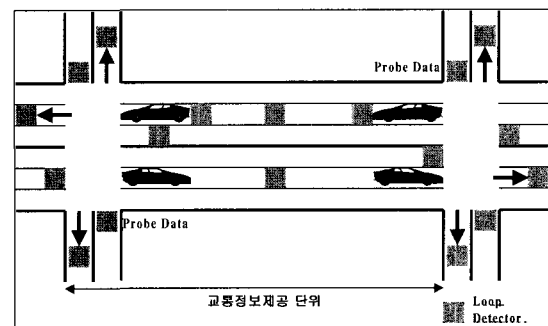
2. 연구 범위 및 접근 방법

1) 연구 범위

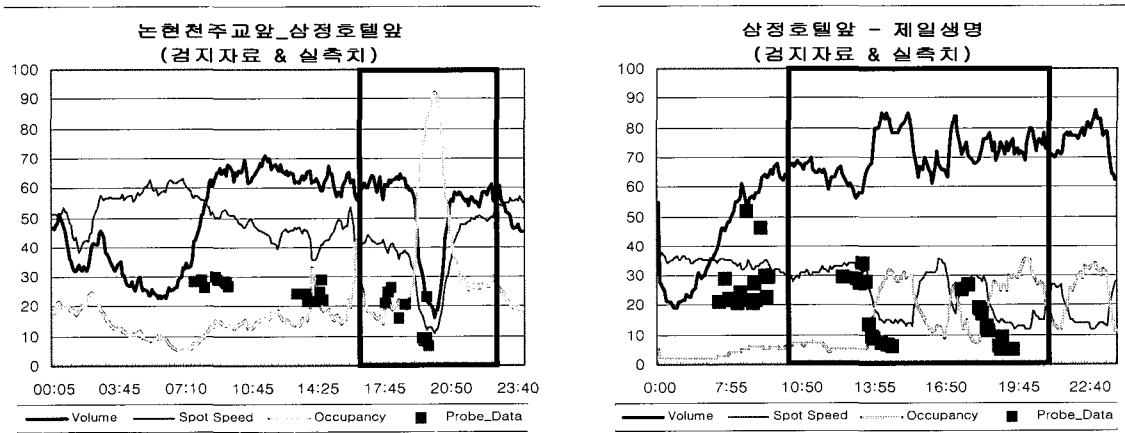
본 연구에서는 도시간선도로에서 서로 인접해있는 교차로를 연결한 단일 구간을 교통정보제공단위로 설정하여, 해당 구간에 존재하는 지점 검지기로부터 수집된 원시자료를 간헐적 구간검지체계인 프로브자료와 합성하여 구간통행시간을 산출한다. 또한 신뢰성 있는 교통정보를 위해 활용되는 최소 프로브대수를 산정하기 위한 근거도 제시한다.

단속류 도로에서의 교통류 패턴은 시간에 상당히 빠르게 변하므로, 산출되는 통행속도나 통행시간에 대해 영향을 끼치는 개개 구간의 신호주기, 녹색시간비율, 횡단보도유무, 버스정류소유무 인접교차로의 소통 등 무수한 변수가 존재할 뿐만 아니라, 신호시간, 구간길이, 최대/최소 통행속도 등이 유사한 구간에서도 검지기 설치위치에 따라 수집된 검지자료들(교통량, 지점속도, 점유율)의 범위가 동일하지 않으며, 실측된 구간통행속도도 수집된 지점속도와 상이하여 해당구간에 신뢰성있는 구간통행시간/통행속도를 산출하는데 있어 모든 구간에서 적용할 수 있는 정형화된 식을 도출하기 쉽지 않다.

따라서, 본문에서는 이런 비선형적인 연속함수를 근사화하기 위하여 퍼지이론(Fuzzy Theory), 인공신경망(Neural Network) 두 모형을 결합한 퍼지-



〈그림 1〉 교통정보제공 기본단위



〈그림 2〉 지점검지자료(교통량, 지점속도, 점유율)와 구간통행속도와의 관계

뉴로 제어시스템을 적용하였다³⁾. 본 모형을 적용한 이유는 기존 퍼지제어시스템의 퍼지집합 임의성 및 퍼지셋 조정과 신경망모형 적응학습 능력부재 문제점을 보완하여 실시간하에서 안정된 교통정보제공과 통행시간 추정력 향상을 도모하기 위해서다.

2) 연구 접근방법

2000년 3월 29일 강남구 6개축(영동대로, 삼성로, 언주로, 논현로, 봉은사로, 테헤란로) 54개구간에 설치된 초음파(Remote Traffic Microwave Sensor)/영상 검지기에서 수집된 교통량, 지점속도, 점유율 중에서 지점속도와 점유율과 동일구간, 동일시간대에 운행했던 Probe Data를 개발모형 입력자료로 활용하여 해당구간, 해당시간대에 대표성있는 구간통행시간을 생성한다.

실시간 소통정보 제공을 위해 적용된 퍼지-뉴로 제어시스템은 C++을 사용, 프로그램을 개발하였으며,

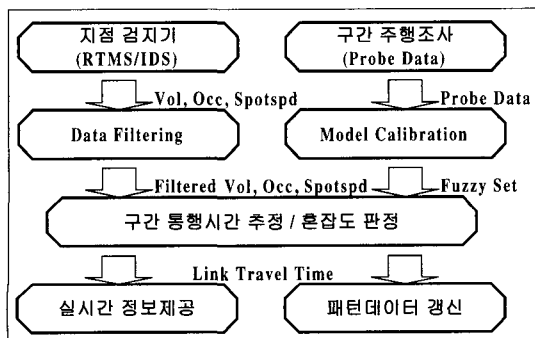
이를 통하여 실시간 통행시간 추정 및 검증을 수행하였다.

II. 관련연구 검토

1990년 미국 시카고의 ADVANCE Project에서는 지점검지체계와 구간검지체계를 합성하기 위한 연구가 진행되었고, 칼만필터링, 인공신경망, 퍼지제어시스템과 같은 현대수학을 응용하여 통행시간 추정, 교통상태 예측, 비정상적인 교통상태 확인, 과거 패턴자료를 이용하여 현재 교통상태와 매칭, 교통상태를 단순한 “예-아니오” 라는 응답보다는 교통정보에 대한 정량화를 수행하여 도로 이용자들에게 신뢰성있는 교통정보를 제공하였다.^{6,7)}

일본경찰기관(Japanese National Police Agency)에서는 1990년도 “Travel Time Estimation and Prediction”을 통해 단속류 구간에 설치된 여러 개의 대기행렬 루프검지기에서 수집된 자료를 합성하여 개발된 모래시계(Sandglass), 지체시간(Delay Time) 모형과 자기회귀(Auto Regressive), 인공신경망 모형에 의해 추정된 통행속도를 비교하였다. 하지만 개개 링크에 구축된 회귀계수가 자료변동에 대한 보정이 이루어지지 않다는 단점이 있다.^{4,5)}

국내 자료합성에 관한 연구는 연속류 도로에서 차량번호판인식과 영상검지기를 이용한 자료합성연구를 수행한 신치현, 김성호는 두 시스템에서 검지된 자료를 1차 가공, 처리, 합성하여 통행시간 교통정보를 산출하였다.²⁾

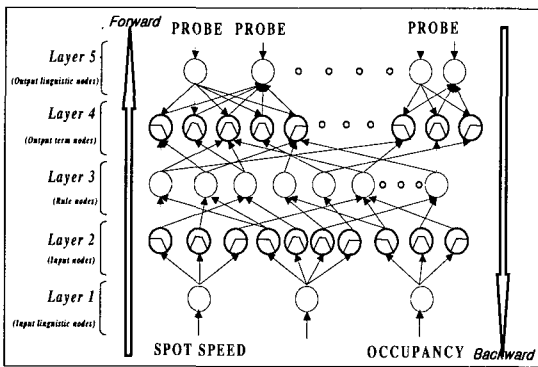


〈그림 3〉 실시간 구간 통행시간 추정 시나리오

III. 자료합성 모형개발

1. 퍼지-뉴로 제어시스템

교사학습(Supervised Learning)으로 알려진 알려진 오류기반학습 알고리즘은 초기 네트워크에서 출력된 값과 외부의 정보를 비교하여 오차율을 최소화 하는 최적의 값을 도출한다.



〈그림 4〉 퍼지-뉴로 제어시스템 네트워크 구조

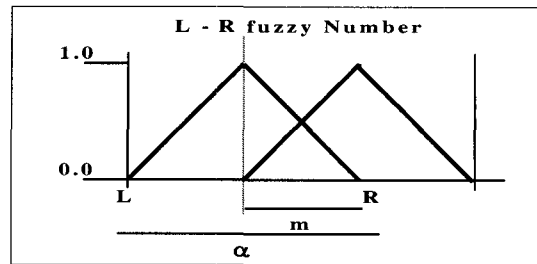
개발모형에서 순방향으로는 퍼지제어시스템(Fuzzy Logic Controller System)을 적용하였으며, 역방향으로 인공신경망의 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 적용하였다. 네트워크 구조는 〈그림 4〉의 입력(1), 은닉(3), 출력(1)으로 구성된 5개층을 사용하였다.

1) 퍼지화(Fuzzifier)

입력변수 퍼지분할은 입력변수 지점속도와 점유율에 대한 퍼지분할을 $|T(x_1)|=5$ 로 설정하여 두 입력자료에 의해 형성된 퍼지제어 규칙의 수는 25개이다. 입력 소속함수 $\mu^k_{Spotspd}$, $\mu^k_{Occupancy}$ 출력 소속함수 $\mu_{Travel Time}$ 는 삼각형 함수를 이용하여 소속함수 값을 얻고 〈그림 5〉에서와 같이 삼각형 함수는 보통 L - R Fuzzy Number에 의해 표현된다.

$$\mu_M(x) = \begin{cases} L[(m-x)/\alpha], & x < m, \alpha > 0 \\ 1, & x = m \\ R[(x-m)/\alpha], & x > m, \beta > 0 \end{cases} \quad (1)$$

L - R Fuzzy Number에 의해 입력된 개개 데이터들은 소속된 퍼지셋의 소속함수를 가지게 되며, 퍼지셋들 간에 중앙값을 기준으로 중첩되어 있어 항상



〈그림 5〉 Left-Right Fuzzy Number

입력된 데이터들은 이웃된 퍼지셋에 의해 두 개의 소속함수를 가지도록 퍼지셋을 구성하였다. x 는 입력상수이며, m 과 α 는 각각 삼각 퍼지셋의 중앙값과 퍼지셋의 폭을 나타낸다.

2) 추론엔진(Inference Engine)

추론엔진(Inference Engine)은 퍼지제어시스템(FLCS)의 중심부로서 퍼지 논리의 개념 통과 근사 추론 안에서 인간결정의사를 모델링한다. 입력 언어 변수의 언어값들의 소속정도가 결정되고 서로 다른 입력언어변수의 소속정도를 이용하여 퍼지추론 엔진에서는 추정 언어변수의 언어값에 대한 소속정도를 산출한다. 추정언어변수의 언어값은 전문가 지식으로부터 구축된 퍼지제어 규칙으로부터 입력 언어변수의 전체 집합의 추정언어변수의 언어값을 결정한다.

본 모형에서는 삼각형의 퍼지함수에서 가장 많이 사용되는 Mandani의 추론법을 도입하였으며, 소속함수의 합성(Composition)에 대한 연산은 자데(Zadeh)의 Max-Min 연산을 수행한다.

FLCS 퍼지추론 적용 예

Premise 1 = IF Spotspeed is verylow and
Occupancy is veryhigh
THEN Travel Time is very high

Premise 2 = IF Spotspeed is Median and
Occupancy is Median

Conclusion = THEN Travel Time is Median

〈표 1〉 퍼지추론 기법

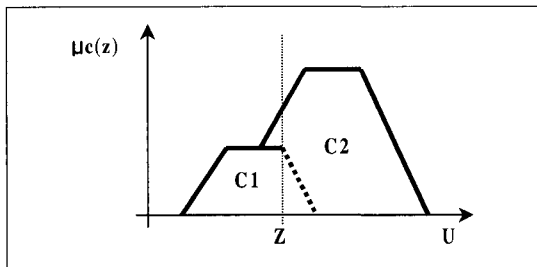
퍼지암시규칙 (Rule of Fuzzy Implication)	암시식 (Implication Formulas)	퍼지암시 (Fuzzy Implication)
R(n) : Min Operation[Mandani]	$A \rightarrow B = A^B$	$\mu_A(u) \wedge \mu_B(u)$

먼저 수치적인 특성을 가지고 있는 첫번째 입력 변수인 점유율과 지점속도가 입력되면, 이웃 집합들간의 중첩된 특성에 따라 입력 언어변수의 언어값이 각각 2개씩 결정된다. 각각 2개씩의 언어값이 결정되면, 우선 퍼지화기에서 사전에 결정된 지점속도와 점유율의 언어값에 따른 소속정도가 정해진다.

3) 비퍼지화(Defuzzifier)

첫번째, 입력자료 소속함수는 Min연산을 통해 출력 변수인 통행시간의 첫번째 소속정도를 산출한다. 이와같이 점화된 α_1 과 두번째 입력자료 소속함수도 동일한 방법을 통해 도출된 α_2 를 사용하여 통행시간 퍼지집합에서의 언어값에 대한 단일소속 정도를 산출하는 Max연산을 수행한다. 이러한 과정을 첫 번째 유형의 퍼지추론(Fuzzy Reasoning of the First Type)이라고 한다. 다시 정리하면, 첫 번째 유형의 퍼지추론은 Mandani의 암시규칙을 사용하며, 퍼지제어 규칙에 의해 생성된 복수개의 언어적인 퍼지셋을 사용하여 최종 정량화된 출력값으로 도출한다.

$$Z^*_{COA} = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_c(z_j) z_j}{\sum_{j=1}^n \mu_c z_j} \quad (2)$$



<그림 6> Defuzzification

비퍼지화는 퍼지의 무한치 논리로 정의되는 퍼지 제어 활성화 영역에서 비퍼지 제어 활성화 영역으로 매핑시키는 것인데, 이 과정에서는 실제적인 적용된 지점속도와 점유율의 소속값이 추론엔진에 의하여 반응된 구간통행시간 값으로 도출된다. 비퍼지화 전략은 퍼지 제어 활성화된 가능 분포지역을 최고로 잘 표현하는 비퍼지 제어 활성화 값을 도출하는 것이다.

4) 교사학습단계(Supervised Learning Phase)

3)비퍼지화 단계에서의 초기출력자료와 목표값과의 에러오차값을 생성하여 퍼지집합을 갱신시키기 위해 에러신호를 갱신하는데 Layer5에서는 식(3)에 의해 에러를 전파한다.

$$\delta^5 = -\frac{\partial E}{\partial a_i} = y^d(t) - y(t) \quad (3)$$

Layer 4에서는 변수의 조정은 없고 오차신호만 식(4)에 의해 계산되어 전파된다.

$$\begin{aligned} \delta_i^4 &= -\frac{\partial}{\partial a_i} = -\frac{\partial E}{\partial f_i} \frac{\partial f_i}{\partial a_i} \\ \frac{\partial f_i}{\partial \sigma_i} &= \frac{\partial f^{\bar{p}}}{\partial u_j} = \frac{m_i u_i (\sum_i \sigma_i u_i) - (\sum_j m_j \sigma_j u_j) u_i}{(\sum_i \sigma_i u_i)^2} \\ \frac{\partial E}{\partial a^5} &= -\delta^5 = -[y^d(t) - y(t)] \\ \sigma_i^4(t) &= [y^d(t) - y(t)] \\ &\frac{m_i u_i (\sum_i \sigma_i u_i) - (\sum_j m_j \sigma_j u_j) u_i}{(\sum_i \sigma_i u_i)^2} \end{aligned} \quad (4)$$

Layer 3에서도 오차신호만 계산된다.

$$\delta_i^3 = -\frac{\partial E}{\partial a_i} = -\frac{\partial E}{\partial f_i} \frac{\partial f_i}{\partial a_i} = \delta^4 \frac{\partial f_i}{\partial u_i^4} = \delta_i^4$$

마지막으로 Layer2에서는 Layer3에서 전파된 에러값을 사용해 최종 에러 오차값을 도출한다.

$$\frac{\partial E}{\partial m_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial a_i} \frac{\partial a_i}{\partial m_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial a_i} e^{f_i} \frac{2(u_i - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}$$

최종 전파된 에러오차에 의해 갱신된 입력퍼지셋 중앙값의 계산은 식(5)와 같다.

$$m_{ij}(t+1) = m_{ij}(t) + \eta \delta_i e^{f_i} \frac{2(u_i - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2} \quad (5)$$

동일한 방법으로 에러오차를 도출하여 입력데이터 퍼지셋 너비값을 갱신한다.

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} = -\frac{\partial E}{\partial a_i} \frac{\partial a_i}{\partial f_i} \frac{\partial f_i}{\partial \sigma_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial a_i} e^{f_i} \frac{2(u_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3}$$

$$\sigma_{ij}(t+1) = \sigma_{ij}(t) + \eta \delta_i e^{f_i} \frac{2(u_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3} \quad (6)$$

u_i : I번째의 각 입력데이터의 수치값
 e^{f_i} : 소속함수를 음지수로 변환한 값

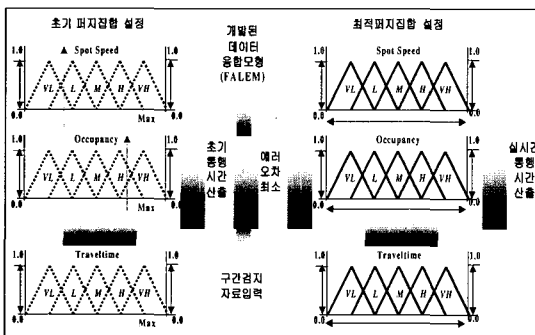
입력데이터의 퍼지셋너비 갱신규칙에 의해 퍼지셋 조정이 이루어지며, 조정된 퍼지셋에 의해 다시 구간 통행시간이 추정되고, 목표값과의 에러오차를 다시 수행하여, 출력 퍼지셋을 조정하게 된다. 설정된 에러 값 이하로 수렴될 때까지 반복적인(recursive) 계산이 계속 이루어진다.

2. 실시간 교통정보제공

퍼지-뉴로 제어시스템을 응용한 개발된 자료합성 모형은 실시간 교통정보제공 전략에 적합하도록 개발되었으며, 입력자료는 지점속도와 점유율, 동일구간, 동일시간대에 운행하였던 Probe Data로 선정하였다.

선정된 지점검지자료를 입력으로 하여 개발된 모형에 학습시키고, 구간마다 최적의 퍼지셋을 도출한다. 교통정보제공 당일 5분간격 실시간으로 수집되는 지점 검지자료를 오정보판단모듈, 필터링모듈, 차선조합모듈에의해 가공 및 처리하여 도출된 최적퍼지셋에 의해 구간 통행시간을 산출한다.

최적의 퍼지셋을 구성하기 위하여 구간검지자료와 지점검지자료들의 초기 퍼지셋을 통해 산출된 통행시



〈그림 7〉 FALEM모형에 의한 최적 퍼지셋 구성

간과의 에러오차를 최소화하는 델타규칙(Delta Rule), 최급하강법(Gradient Descent Method)을 사용한 인공신경망 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 사용하였다. 개발된 모형을 타 모형과 구분하기 위하여 FALEM(Fuzzy Adaptive Learning Estimator for travel time by using Multi information sources) 이라고 명명한다.

IV. 자료합성 모형평가

개발된 FALEM 모형테스트를 위해 (주)SK entrac에서 운영하고 있는 강남구 도로에 설치된 영상 검지기 및 RTMS(Remote Traffic Microwave Sensor)에서 수집된 검지자료와 프로브자료를 입력, 구간 통행시간을 산출한다. 2000년 3월 29일에 주행조사에서 얻은 프로브자료는 동일 시점에 수집된 지점 검지자료와 함께 개개구간 퍼지셋 파라미터 캘리브레이션용으로 활용하며, 2000년 6월 21일 조사된 프로브자료는 FALEM모형과 타모형과의 성능평가를 위해 평가척도로 사용하였다.

1. 개발모형 평가시나리오

모형 평가는 적용성 여부판단을 위한 통행시간추정 단계, 학습능력평가를 위한 적용학습 단계, 파라미터 조정 단계의 3가지 시나리오로 수행하였다.

평가방법으로는 FALEM모형, 타 모형에 의해 추정된 통행시간과 프로브자료와의 평균 제곱근오차로 설정하였고,

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=0}^m (x(t) - \hat{x}(t))^2}{m}} \quad (7)$$

〈표 2〉 모형평가 시나리오

	On/Off	Evaluation	TargetDat
통행시간 추정단계	Off Line	VPLUSKO, 퍼지모형과 비교 및 분석	Probe Data (2000/3/29)
적용학습 단계	On Line	인공신경망 모형과 비교 및 분석	Probe Data (2000/6/21)
파라미터 조정단계	On Line	비선형 퍼지셋모형과 비교 및 분석	Probe Data (2000/3/29)

$\bar{x}(t)$: 추정된 통행속도
 $x(t)$: Probe Data

각 모형들의 오차를 비교시 환산된 통행속도를 기준으로 비교하였다.

- [step 1] 기존 24시간 5분간격으로 수집된 실제 검지자료(지점속도, 점유율) 최대값 기준, 초기 퍼지 셋 설정.
- [step 2] 수집된 실제지점 검지자료와 동일시간대에 수집된 Probe Data를 FALEM 모형에 입력.
- [step 3] [step 1]에서 구축된 퍼지셋에 의해 초기 네트워크 출력값과 목표값과의 에러오차 산출 단위로 수집된 실제 지점 검지기 자료를 입력으로한 네트워크 출력값과 트레이닝 데이터와 에러오차 산출.
- [step 4] 역방향으로 전파된 에러오차에 의해 입/출력 퍼지집합을 갱신, 최대허용 오차보다 작거나 같으면 다음 단계로 이동. 그렇지 않으면, [step 1]~[step 3]을 반복수행.
- [step 5] 5분간격으로 실시간 환경에서 수집된 검지자료 입력.
- [step 6] 5분간격으로 실시간환경에서 최적화된 퍼지 셋에 의해 최종통행시간 산출.

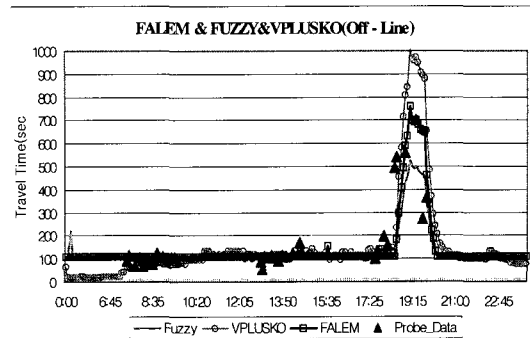
Off-Line환경하에서 진행되는 적용단계를 제외한 2개의 시나리오에서는 위의 실시간 통행시간 추정절차를 따른다.

2. 통행시간추정 단계

통행시간 추정단계에서는 기존에 개발된 FETTOS (Fuzzy Estimator for Travel Time by using Occupancy and Spotspeed)모형과 VPLUSKO모형과의 오차를 비교를 통하여 개발된 FALEM 모형의 적용성 판단여부를 수행한다.¹⁾

1) 봉은사로(삼정호텔앞~경복아파트앞)

선릉역~삼성동 구간은 구간거리가 약 719m이며, 설치된 영상검지기의 위치가 하류부로부터 약 538m인 링크 상류부이다. 링크가 포화된 상태가 아니라면,



〈그림 8〉 구간 통행시간 추정결과

영상검지기의 검지영역까지 대기행렬이 존재하지 않으므로 수집된 지점속도나 점유율 변화율은 상당히 다소 낮다. 그 이유는 검지영역 구간에서는 상류부 교차로 녹색시간을 받아 통과한 차량들의 가속구간으로 수집되는 검지자료의 변화율이 일정하기 때문이다. 이러한 검지자료를 입력으로 하여 각 모형들의 추정 결과는 〈그림 8〉과 같다.

저녁첨두시에 점유율의 급격한 증가로 인해 FALEM에 의해 추정된 최대통행시간은 약 700(sec)로 당일 조사된 Probe Data와 일치한다.

통행시간을 통행속도로 환산하여 추정된 통행시간과 조사된 프로브 자료의 오차율에서 타모형에 비해 6.27로 우수하며, 실시간 교통정보제공에 개발모형의 적용가능성을 내포하였다.

〈표 3〉 각 모형들의 오차율 비교(통행속도 기준)

	FETTOS	VPLUSKO	FALEM
RMSE	7.30	8.64	6.27

3. 적응학습단계

본 단계에서는 프로브자료를 목표값으로 설정하여 지점검지자료와의 적응학습 성능평가를 위해 인공신경망(Neural Network)모형과의 오차를 비교를 수행하며, 각 모형들의 설계된 네트워크 구조는 다음과 같다.

2000년 3월 29일에 조사되었던 프로브자료를 적용 학습시켜 분석구간 최적 파라미터를 설정한 후 2000년 6월 21일에 24시간 동안 5분간격으로 수집되는 실시간 검지자료를 입력으로 하여 통행시간을 추정하였다.

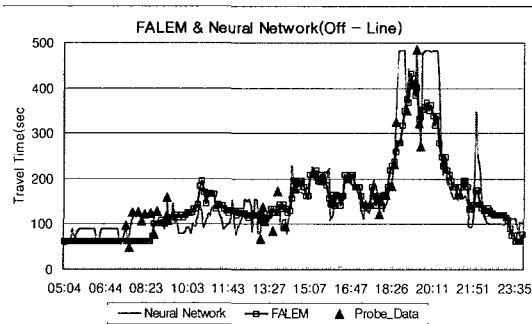
〈표 4〉 각 모형의 네트워크구조

ITEM	Neural Network	FALEM
입력층	2개유니트 지점속도/점유율	2개유니트 지점속도/점유율
은닉층	은닉층은 2개 각 은닉층별 6개 유니트	은닉층은 3개
출력층	1개 유니트	1개 유니트
전이함수	단극성 시그모이드 함수	단극성 시그모이드 함수
학습계수	2.5	0.9
모멘텀계수	0.2	
허용오차	0.01	0.01

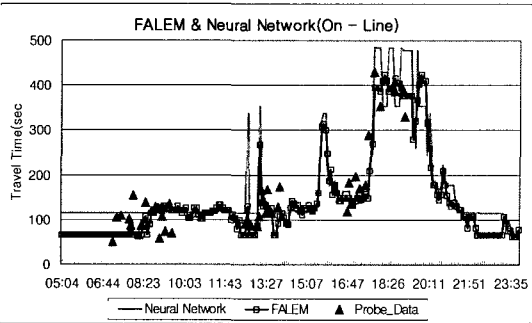
2) 언주로(르네상스호텔앞~경복아파트앞)

2000년 3월 29일 적응학습시에 추정된 결과는 〈그림 9〉, 〈그림 10〉과 같다.

2000년 3월 29일 목표값 프로브자료에 학습시킨 당일에는 신경망 모형에 의해 추정된 결과가 우수하게 산출되었지만, 교통정보제공 당일 실시간 통행시간 추정에 있어서는 개발된 FALEM모형에 의해 산출된 결과가 더욱 안정적이며, 우수한 결과를 볼 수



〈그림 9〉 FALEM&Neural Network 추정결과(Off)

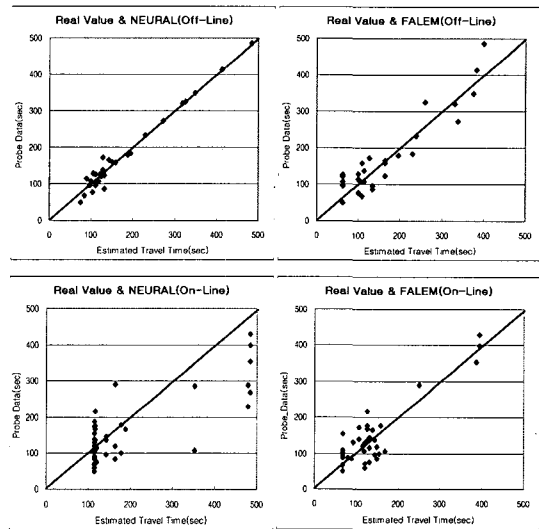


〈그림 10〉 FALEM&Neural Network 추정결과(On)

있는데, 이것은 신경망 모형은 지점 검지자료와 구간 통행시간과 훈련(Training) 당시의 학습능력은 우수하나 적응학습능력이 떨어져 실시간 교통정보 제공시에는 실측치와 비선형적인 관계를 보이며, 통행시간을 산출하기 때문이다. 결국 신경망 모형에 의해 추정되는 통행시간은 과대 및 과소 추정할 수 있는 문제점을 보여 단지 신경망 알고리즘을 사용하는 것보다는 퍼지제어시스템과 결합하였을 때 이식능력(Transferability)이 우수함을 볼 수 있다.

〈그림 11〉은 두 모형에 의해 Off/On 환경하에서 추정된 통행시간과 조사된 프로브자료와의 오차율 비교를 보여주고 있다.

Off-Line하에서 추정된 결과는 신경망 모형에 의해 추정된 통행시간과 프로브자료와의 오차율이 5.51로 우수하였지만, 2000년 6월 21일에 On-Line상에서 추정된 결과는 개발된 FALEM 모형에 의해 추정된 결과가 평가척도인 Probe Data와의 오차율이 7.67로 산출되어 신경망 모형에 의해 추정된 통행시간보다 추정력이 더욱 우수함을 알 수 있다.



〈그림 11〉 실측치 & 추정치 오차율비교(On/Off)

〈표 5〉 각 모형의 오차율비교(통행속도기준)

	2000/3/29 (Off - Line)	2000/6/21 (On - Line)
RMSE		
Neural Network	5.51	9.94
FALEM	11.25	7.67

3) 봉은사로(삼정호텔앞~제일생명앞)

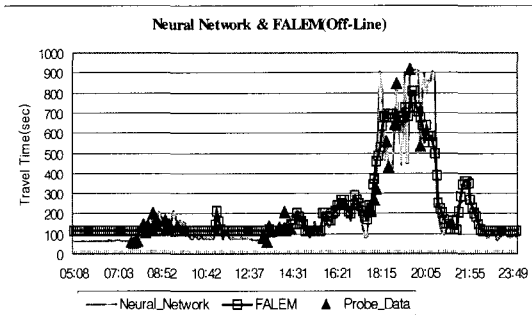
삼정호텔앞~제일생명앞 구간은 구간길이가 880M이며, 진행방향 하류부 교차로에서 약 680M 떨어진 곳에 초단파검지기(RTMS)가 설치되어있다. 5분간격으로 수집되는 점유율의 변화폭은 그다지 크진 않지만, 상류부 임계 점유율에 도달하게 되면, 상당히 혼잡한 상태로 되어 이 구간을 통행하는 차량들의 통행시간은 급격히 증가하게 된다. 개발된 FALEM 모형에 의해 추정되는 통행시간은 해당 구간과 같이 혼잡으로 인한 대기차량을 포화하는 긴 구간에서도 급격히 증가하는 차량들의 통행시간을 추정이 가능함을 <그림 12>에서 보여주고 있다

르네상스호텔앞~경복아파트앞 구간과 동일한 방법으로 2000년 3월 29일에 조사되었던 Probe Data를 목표값으로 하여 FALEM, 신경망 모형에 의해 추정된 결과를 비교하였다. 저녁 첨두 시간에 정체가 상당히 심하며, 실제 점유율의 원시자료 변화폭은 크진 않지만, 조사된 구간 통행시간은 약 200초에서 900초까지 급격하게 변화함을 알 수 있다. 두 모형에 의해 추정된 통행시간은 점유율의 작은 변화폭에도 불구하고

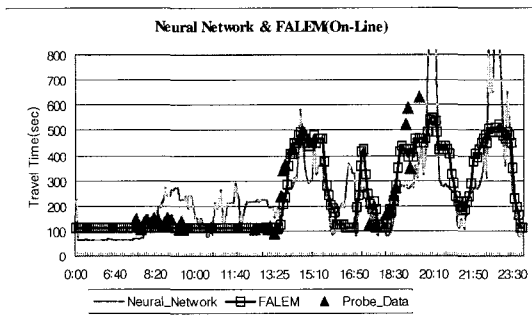
고 추정된 통행시간은 상당히 우수함을 알 수 있다.

실시간 교통정보 추정결과는 2000년 3월 29일에 신경망 모형에 의해 추정된 통행속도와 실측치와의 오차율이 5.98로 상당히 낮았음에도 불구하고 2000년 6월 21일에 추정된 통행시간은 오차율이 10.64로 상당히 오정보를 제공하고 있다. 이와는 반대로 개발된 FALEM 모형에 의한 추정결과는 조사된 실측치와의 오차율이 5.22로 Off-Line 환경하에서 추정된 통행속도의 오차율보다도 낮았다. 따라서 기존 신경망 모형에 즉, 인간의 추론과 같은 IF-THEN 규칙을 설정하고 쉽게 전문가 지식을 기반으로하는 퍼지제어시스템(Fuzzy Control System)을 합성하여 목표값에 대한 정보가 없는 입력자료에 대해서도 규칙적이며, 근사하게 추정할 수 있는 개발된 FALEM 모형은 도로 이용자들에게 실시간으로 교통정보를 제공해 주는 통행시간 추정기법으로 적합하다. <표 6>은 프로브자료와의 오차율 비교이다.

학습시키는 당일(2000/03/29)에 추정된 통행시간과 실측치의 오차율이 실시간으로 추정된 2000년 6월 21일보다 큰 이유는 2000년 3월 29일에 수행되었던 주행 조사시 오류가 포함된 데이터가 존재하며, 또한 오차율비교를 위해 프로브 자료와 추정된 통행시간 정보제



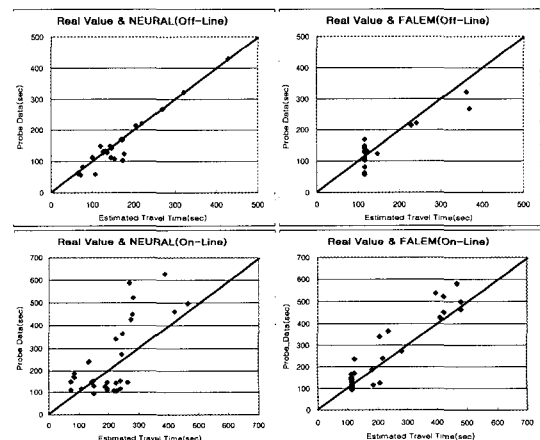
<그림 12> FALEM & Neural Network 추정결과



<그림 13> FALEM & Neural Network 추정결과

<표 6> 각 모형의 오차율비교(통행속도기준)

RMSE	2000/3/29 (Off - Line)	2000/6/21 (On - Line)
Neural Network	5.98	10.64
FALEM	9.05	5.22



<그림 14> 실측치 & 추정치 오차율비교(On/Off)

공 시간간격과 정확하게 일치하지 않아 발생된 것이다.

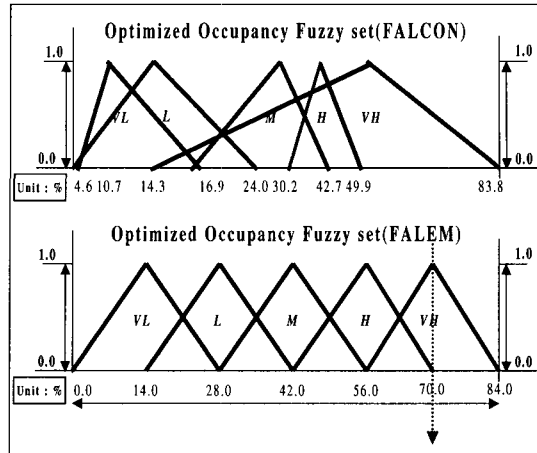
결과적으로 Off-Line 환경하에서는 신경망 모형에 의해 추정된 통행시간이 우수하지만, 실시간 통행시간 추정에서는 실측치에 상당히 이산적인 모습을 나타내고 있다. 결과적으로 개발된 FALEM에 의해 추정된 통행시간이 실시간하에서 안정적으로 산출되었으며, 추정력에서도 더욱 우수함을 볼 수 있다.

4. 파라미터 조정단계

파라미터 조정단계에서는 최적화된 출력 퍼지셋이 기존 FALCON(Fuzzy Adaptive Learning Control Network)모형에 의해 비선형간격화된 경우와 개발된 FALEM모형에서 적용된 선형등간격화된 경우로 구분하여 실시간 교통정보제공 환경하에서 추정된 통행시간의 신뢰도 검증을 수행한다.

1) 논현로 (도곡동사무소입구~개포세무서입구)

2000년 3월 29일 주행조사에서 얻은 프로브자료를 목표값으로 하여 에러가 최소화 되는 최적 퍼지셋을 도출하여 2000년 6월 21일에 실시간으로 수집된 검



(그림 17)FALEM&FALCON 최적퍼지셋비교(On)

지자료를 입력으로하여 FALCON, FALEM 모형의 추정 성능을 평가한다.

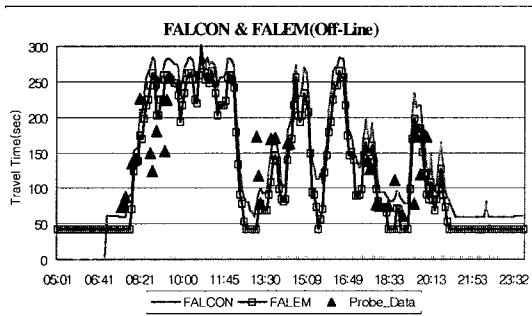
최적 퍼지셋이 비선형간격화된 FALCON모형은 24시간 동안 불안정한 변동(Fluctuation)을 보이며, 프로브자료와의 오차율도 10.06으로 개발된 FALEM 모형의 8.13보다 오차가 높아 결과적으로 개개 구간 퍼지셋 최적화에 있어 비선형간격으로 도출되는 것보다는 개발된 FALEM모형에 적용된 선형등간격 퍼지집합에 의해 도출된 통행시간이 더욱 우수함을 볼 수 있다.

5. 구간검지자료 최소표본

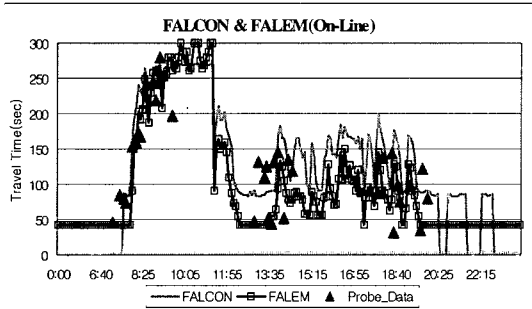
자료합성모형에 입력되는 24시간 지점검지자료와 간헐적 구간검지자료(GPS, Beacon, Probe) 표본수는 정확한 구간통행시간 산출에 큰 영향을 미친다. 또한 구간검지자료 표본수는 소요비용과 밀접한 관련이 있으므로 최소투자를 통한 최대효과 측면에서 수집되어야 하는 적정 프로브 자료수를 도출해야 한다. 따라서 본 연구에서 활용된 프로브자료는 오전/오후/저녁 첨두시간에 약 40~50를 이용, 임의로 데이터 수를 축소시켜 향후 활용해야 하는 적정 프로브 자료수에 대해 근거를 제시하고, 제시된 적정 구간 표본수를 활용 최적 퍼지셋 도출, 신뢰성있는 구간통행시간을 산출하고자 한다.

1) 논현로 (삼정호텔~역삼역)

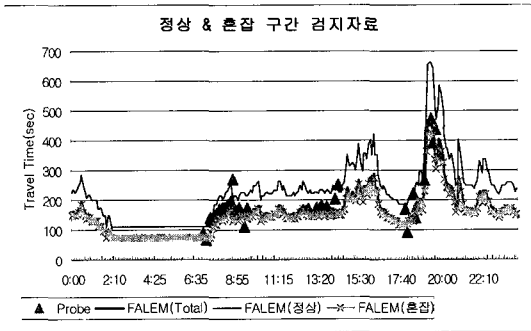
삼정호텔~역삼역 구간에서 정상상태에서 수집된



(그림 15) FALEM&FALCON 추정결과비교(Off)



(그림 16) FALEM&FALCON 추정결과비교(On)

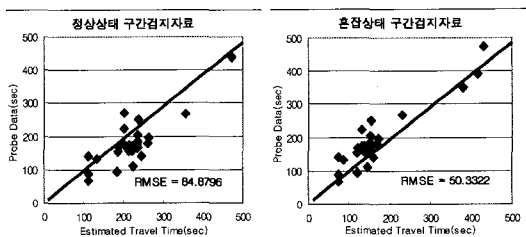


〈그림 18〉 정상/혼잡 구간검지자료를 활용한 통행시간 비교

프로브자료와 혼잡상태에서 수집된 프로브자료를 활용하여 통행시간을 추정한 결과는 〈그림 18〉과 같다.

오전 첨두시간의 프로브 자료를 목표값으로 개발된 자료합성모형에 매칭된 지점 검지자료와 입력하여 최적 퍼지셋을 설정, 통행시간을 추정하였을 때에 해당 구간의 최대 통행시간에 대한 정보가 없으므로 혼잡시에 수집된 검지자료만으로 추정된 통행시간은 정상시에 수집된 검지자료와 동일시점에 매칭된 통행시간에 선형적인 모습을 나타내며 추정되었다. 하지만 〈그림 18〉과 같이 저녁 첨두시간에 조사된 프로브 자료보다도 약 200초 높게 추정되어 정상상태에서의 프로브자료만으로는 신뢰성있는 통행시간을 추정하기에는 다소 무리가 있다.

반면에 혼잡상태의 구간 검지자료만을 활용하여 통행시간을 추정하였을때에 도출되는 최적 퍼지셋이 전체의 프로브자료를 활용하여 통행시간을 추정하였을 경우와 유사하게 결과가 산출되었고, 통행속도로 환산,



〈그림 19〉 정상/혼잡상황 오차율 비교

〈표 7〉 정상 & 혼잡 구간 검지자료를 활용한 통행 시간 오차율 비교(통행속도기준)

	Probe Data (정상, 혼잡)	Probe Data (정상)	Probe Data (혼잡)
RMSE	8.48	18.57	13.48

프로브자료와의 오차를 비교에서도 정상상태 18.57보다 상당히 낮은 13.48로 추정되었다. 이것은 혼잡상태에서의 구간 검지자료는 동일시점에 매칭된 지점 검지자료와 같이 자료합성모형에 입력되어 최적 퍼지셋을 구성하게되고 정상상태에서의 구간검지자료가 존재하지 않는 지점 검지자료에 대해 이미 설정된 퍼지셋에 의해 통행시간을 추정하게 되므로 조사된 프로브자료에 근접하게 추정되는 것을 볼 수 있다. 결과적으로 향후 구간검지자료 표본수는 정상상태의 다수자료보다 혼잡상태에서의 소수자료를 검지하여 지점검지자료와의 합성을 통해 신뢰성있는 구간통행시간 산출이 가능하다고 보여진다.

V. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 교통류 패턴이 빠르게 변화하는 도시간선도로와 같은 단속류 도로에서 기존의 단일 지점 검지자료를 활용하여 교통정보 제공시 발생하는 문제점을 파악하고, 기존 루프검지기의 활용 및 비용면에 있어 타 시스템보다 효율적인 지점 검지체계를 기반으로 구간 검지체계에서 수집된 검지자료와의 합성을 통한 통행시간 추정모형 FALEM을 개발하였다. 본 모형은 퍼지논리의 퍼지집합 임의성 문제, 퍼지집합 조정문제와 신경망의 단점인 적응학습 능력부재를 해결하여 기존의 타 모형과의 비교에서 평가척도를 프로브 자료로 설정하여 수행하였을 때 우수한 결과를 보였다. 하지만, 개발모형에 입력되는 구간 검지자료의 최소 표본의 임의성문제와 통행패턴이 상이한 어느 특정한 날 검지된 점유율의 처리문제, 출력 최적퍼지셋을 구성하기 위한 조건에 수렴되기까지의 소요시간에 대한 처리문제를 향후 지속적인 연구를 통하여 조정되어야 할 것이다.

참고문헌

1. 김영찬·최기주·오기도·김도경, "단일 루프 검지기 검지기를 이용한 간선도로 실시간 통행속도 추정 방법론", 대한교통학회지 제15권 제4호, 1997.
2. 신치현·김성호 "Development of a Low-Cost AVI System and a Travel Time Estimation Algorithm for the Olympic Expressway Traffic Management System in Seoul", 5th World

- Congress on ITS, December, 1999.
3. Chin Teng Lin and C.S. George Lee. "Neural Fuzzy Systems", Prentice Hall PTR, 1999.
 4. Takizawa K., Aotani T., Yamaguti M., "Traffic Information Processing System : Advanced Traffic Control System of Tokyo Metropolitan Police Department", The 2rd World Congress Vol. I-60, November, 1995.
 5. Sadao Takaba, Takeshi Morita, Takashi Hada, Tustomu Usami, Morie Yamaguchi, "Estimation and Measurement of Traveltime by Vehicle Detectors and License Plate Readers", 1992.
 6. Nagui M. Roupail and Virginia Sisiopiku, "Travel Time and Loop Detector Output Analysis on Dundee Road Closed-Loop Signal System", University of Illinois at Chicago, ADVANCE Working Paper Series No. 24, June 1993.
 7. Stanislaw Berka, Helen Condie, and Aaron Sheffy, "Detector TravelTime Conversion and Fusion of Probe and Detector Data", ADVANCE Working Paper Series No. 63, June 1996.

✻ 주 작 성 자 : 김태용

✻ 논문투고일 : 2001. 8. 26

논문심사일 : 2001. 10. 22 (1차)

2001. 11. 19 (2차)

2001. 11. 30 (3차)

심사판정일 : 2001. 11. 30