

Hybrid Neuro-Fuzzy System을 응용한 교통정보 자료합성 모형의 개발

Development of Traffic Information Data Fusion Model using Hybrid Neuro-Fuzzy System

김영찬

(서울시립대학교 교통공학과 부교수)

선요섭

(서울시립대학교 교통공학과 대학원)

목차

- I. 서론
- II. 관련연구 및 이론 고찰
 - 1. 퍼지논리제어모형 적용사례
 - 2. 인공지능망 적용사례
 - 3. 관련연구 검토
- III. Data Fusion 모형의 개발
 - 1. 개발 모형의 기능적 조건
 - 2. Data Fusion 알고리즘
- IV. 모형의 적용 및 평가
- V. 결론

I. 서론

최근 ITS(Intelligent Transportation System)의 기술적인 발전과 병행하여 기존에 교통정보 수집체계인 지점검지기(loop detector, image detector, RTMS 등), probe car, CCTV, 통신원 이외에도 다양한 검지기술이 개발되고 있다. 다양한 검지기술이 개발됨에 따라 교통정보에 대한 사회적인 욕구가 증가하고, 이에 부응하기 위해서는 적시, 적소에 도로이용자들에게 최단 경로, 혼잡상황, 대안경로 등 신뢰도 높은 교통소통정보를 제공하여야 하는데, 기존의 개별 검지장치를 활용하여 교통정보를 제공하기에는 개별 검지장치가 가지고 있는 고유의 맹점으로 도로이용자들이 만족할 만큼의 수준의 교통정보로 가공되지 못하고 있는 실정이다. 그러므로, 복수개의 정보소스에서 수집되는 교통정보의 데이터융합을 통해 각 개별검지장치가 가지고 있는 맹점을 보완함으로써 최종적인 교통정보제공용으로 활용되는 자료의 신뢰도를 향상시킬 수 있는 과정이 필요하다.

현재 우리나라에서 개별적으로 운영되는 교

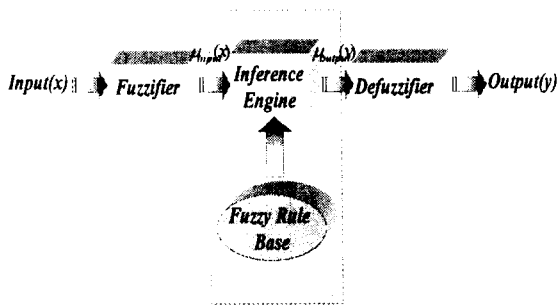
통정보센터에서는 기능적인 측면에서 볼 때, 데이터융합(data fusion) 과정이 실시간 정보의 가공/제공을 하기위해서 필요한 요소들이 부재한 경우가 있으며, 활용자체가 부재한 경우도 있다. 그러므로, 본 연구에서는 데이터융합을 현실적으로 활용하기위해서 기존에 연구, 개발되었던 데이터융합 기법의 적용사례를 검토하고 문제점을 파악한 후, 개별검지장치의 특성과 개발하는 데이터융합에 필요한 기능적인 요소를 파악하고, 데이터융합 모형개발을 위해 사용되는 hybrid neuro-fuzzy system을 응용하여 최종적으로 다양한 ITS 분야에 활용 및 적용가능한 데이터융합 모형을 개발하여 실시간 링크통행시간을 추정하고, 현장조사자료를 통해 개발하는 모형을 평가한다.

II. 관련연구 및 이론 고찰

1. 퍼지논리제어모형 적용사례

퍼지집합논리는 경제와 경영분야의 의사결정, 의학진단과정, 공학분야의 제어부분 등 다양한

분야에 많이 사용되어왔다(Gupta, 1992). 교통에 관련해서는 차량의 속도와 혼잡도 측정, 예측적인 논리를 사용한 자동운전시스템, 자동항법장치를 이용한 경로선택 등에 사용되어왔다(Harris, 1988; Harris & Read, 1989).



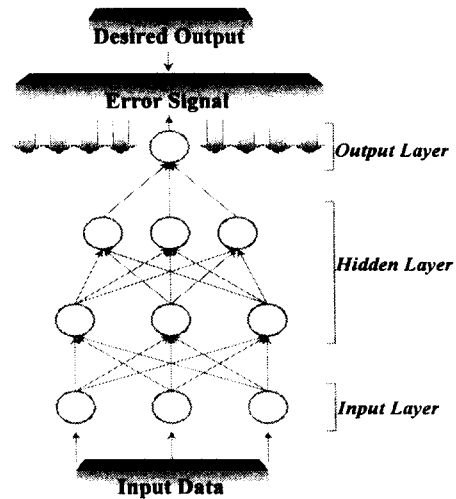
<그림 1> 퍼지논리제어 모형

처음으로 퍼지집합논리를 데이터융합에 적용한 사례는 미국의 Pathfinder와 TrakvTek 시스템이다. 이러한 시스템에서는 교통상황을 “혼잡” 대 “비혼잡”으로 구분할 수 있는 2진 논리대신에 “비혼잡”, “혼잡”, “조금 혼잡”, “조금 비혼잡” 등과 같은 퍼지논리를 사용하였다. 이 두개의 시스템에 사용된 방법은 24시간 동안 대부분 간격으로 많은 링크를 다룰 수 있지만, 모든 제공원들로부터의 자료를 이용할 수 있는 능력이 결여되었다. 어떤 시간에서 최대 점수를 가진 제공원은 최상의 추정으로 간주하며, 이 제공원으로부터 정보가 최종으로 융합된 출력값으로 선정되어진다.

2. 인공신경망 적용사례

인공신경망은 인간의 학습능력과 의사결정과정을 모방한 신경세포망같은 정보처리구조로 설명될 수 있는데, 신경망 모델은 1943년 McCulloch과 Pitts의 연구를 시초로 1957년 Rosenblatt이 퍼셉트론(perceptron)이란 신경망 모델을 발표하였는데, 여기서는 학습 프로세스에 알파강화 규칙을 사용하였지만, XOR 함수와 같이 단순한 비선형 분리문제도 해결할 수 없는 것으로 밝혀져 신경망 모델이 침체되었다가 PDP(Parallel Distributed Processing) 그룹에 의해 제안된 모델은 은닉층과 역전파 학습 알고리즘을 사용함으로써 선형 분리 문제 뿐만

아니라 여러 가지 문제점을 해결할 수 있는 계기가 되었다.



<그림 2> Neural Network 모형

Rouphail과 Nelson은 인공 신경망을 이용한 데이터융합 방법론을 제시하였다. 신경망은 구조적으로 병렬처리를 할 수 있는 강점을 가지기 때문에, 모든 제공원으로부터의 정보를 동시에 이용할 수 있다. 더욱이, 신경망 모형은 자료가 불완전하거나 부분적으로 오류가 있는 경우에서도 결과를 낼 수 있는 능력을 가지고 있다. 하지만, 통상 신경망이론을 적용할 경우 학습대상 가로의 정보수집은 정밀하지만, 알고리즘의 이식성이나 확장성에 문제점이 있다.

3. 관련연구 검토

신경망이나 퍼지이론을 이용하는 것이 최근 추세이나 각 방법은 고유의 문제점을 가지고 있다. 기존 기법의 가장 큰 문제점은 이식성과 adaptive learning 기능의 부재이다. 그러므로, 신경망의 가장 큰 결함인 이식성과 퍼지논리의 맹점인 퍼지집합 조정 문제와 퍼지집합 설정시 임의성 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 두 모형을 결합한 hybrid neuro-fuzzy system을 응용하여 검지기자료와 합성되는 타 정보수집체계에서 수집되는 자료를 활용하여 adaptive learning 기능을 부여한다. 퍼지집합 결정시 임의성 문제는 앞으로 소개될 자동 퍼지집합 결정방법을 이용하여 이식성을 부여한다.

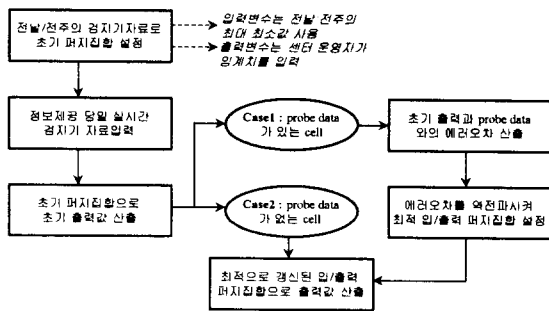
III. Data Fusion 모형개발

1. 개발모형의 기능적 요구조건

앞 절에서 전술할 바와 같이 기존의 데이터 융합 기법들은 각각 고유의 문제점이 있기 때문에 ITS센터에 다양하고 실용적으로 활용되기 위해서는 실시간 데이터융합 기능, 이식성 기능, adaptive learning 기능 등의 기능적인 요구조건을 충족시켜야 한다. 다음은 데이터융합의 기능적인 요구조건과 이에 대한 연구내용이다.

1) 실시간 기능

실시간 교통정보 수집환경에 적합하도록 온라인 자료처리가 가능하도록 하기 위해서는 입출력 변수의 초기 퍼지집합이 설정되어 있어야 한다.



<그림 3> 실시간 기능

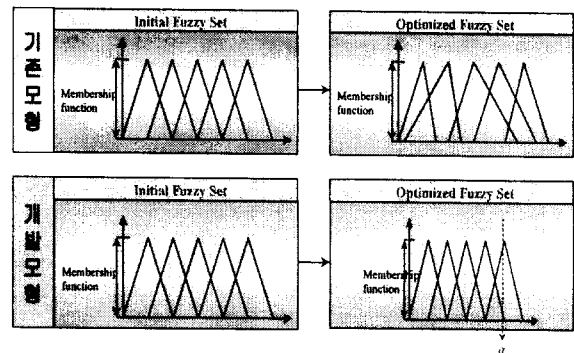
입력변수의 초기 퍼지집합 설정은 정보제공 당일 전날/전주의 검지기에서 수집되는 자료의 정렬을 통해 최대, 최소값에 따라 퍼지집합이 설정되고, 출력변수의 경우 교통정보센터 운영자가 출력변수의 임계값(threshold value)을 입력함으로써 비율에 따라 퍼지집합이 자동결정된다. 입/출력 퍼지집합이 결정되면 초기네트워크를 통한 출력값이 산출되는데, 실시간으로 수집되는 probe data를 학습 데이터로 활용하여 네트워크의 에러오차를 산출하고, 이를 역전파(backpropagation) 알고리즘을 적용하여 최적의 퍼지집합이 결정되어 최종 출력값을 산출하게 됨으로써 실시간 자료합성 기능을 가진다.

2) Adaptive Learning 기능

probe data는 시간으로는 비연속적이거나 공간적으로는 연속적인 특성을 가지고 있다. 즉, 검지기자료가 존재하는 링크에 probe data가 항상 존재하지는 않으며, probe data가 존재하는 링크에 검지기 자료가 항상 존재하지는 않는다. 이러한 두 검지체계의 서로다른 특성으로 기존에 연구, 개발된 국내외 자료합성모형은 adaptive learning 기능이 부재하였다. 그러나, 본 연구에서 개발한 자료합성모형은 hybrid neuro-fuzzy model을 응용하여 probe data를 학습 데이터로 활용함으로써 초기네트워크에서 형성된 출력값과 에러오차를 역전파시켜 입/출력 퍼지집합을 갱신함으로써 학습하는 해당 링크의 최적 퍼지집합을 설정하여 probe data가 존재하지 않는 시간대에 이전의 어느 시간대라도 probe data가 존재한다면, 그 링크에서 설정된 최적 퍼지집합을 가지고 검지기자료와 합성하여 최종적인 출력값을 산출하는 adaptive learning 기능을 가지고 있다.

3) 이식성 기능

이식성은 본 문제의 속성상 필수적으로 고려될 사항이며, 기존연구결과의 심각한 취약점이다.



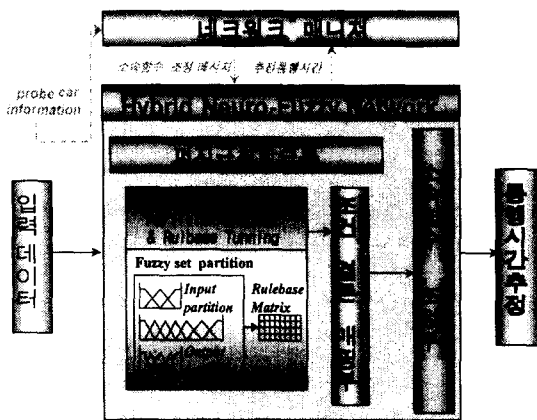
<그림 4> 이식성 기능

개발하는 모형은 다양한 도로환경에서 적응성이 있고 대상지역인 아닌 타지역에서 적용시 양호한 추정능력을 가지는데, 퍼지집합을 최적화시킬 때, 모든 언어값(linguistic value)의 중앙값(center value)을 최적화시키는 기존의 neuro-fuzzy model 과는 달리 하나 또는 두 개의 파라미터를 최적화시킴으로써, 최적화된 한

두 개의 파라미터를 가지고 나머지 언어값의 중앙값을 비율조정함으로써 타 링크로의 이식성 기능을 부여하였다. 퍼지집합이 가지는 모든 언어값의 중앙값을 최적화시킬 경우, 학습대상 링크에 대해서는 추정력이 우수할 수 있지만, 링크마다 각기 고유의 특성을 가지고있는 단속류에서 타 링크에 적용시 추정력의 저하현상을 가져올 수 있다.

2. Data Fusion 알고리즘

개발하는 데이터융합 모형이 위에서 전술한 바와 같이 실시간 처리기능, adaptive learning 기능, 이식성 기능을 수행하기 위해서 퍼지논리와 신경망을 합성한 hybrid neuro-fuzzy system 을 응용한 기법을 설명하고, CCTV, 제보정보 등은 계량화 시키기 어려운 이유로 지점검지기과 probe car 에서 수집되는 정보를 합성하는 데이터융합 알고리즘을 <그림 5>에서 나타낸 본 모형의 시스템 구조를 바탕으로 기능별로 설명한다.



<그림 5> 모형의 시스템 구조

1) 입/출력변수 선정

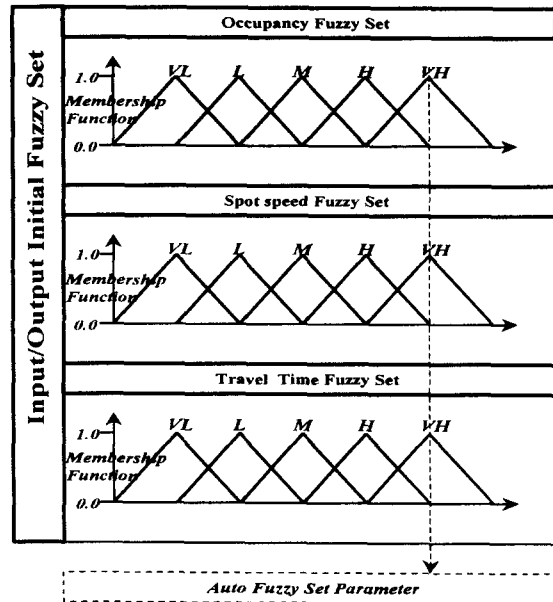
입/출력 변수의 선정은 링크 통행시간 추정을 위한 데이터융합 모형에서 추정성능에 1 차적으로 중요한 영향을 끼친다. 본 모형에서는 MISO(Multi-Input-Single-Output) 구조를 채택하며 입력변수로서 지점검지기에서 수집되는 교통량, 점유율, 지점속도 자료 중 점유율과 지

점속도 자료를 입력변수로 선정한다. 교통량 자료의 경우 통행시간의 범위와 상관없이 통행시간과 독립적인 관계를 나타낸다. 그러므로, 교통량은 통행시간을 설명하는데 있어서 점유율과 지점속도 자료에 비해서 상대적으로 변별력이 낮기 때문에 본 모형의 입력변수로 부적당하다.

2) 퍼지규칙 학습부

(1) 퍼지분할(Fuzzy Partition)

퍼지분할은 경험적인 지식으로 점유율, 지점속도, 통행시간 퍼지집합을 모두 5 개로 퍼지분할 하는데, 입력 변수는 검지기 자료의 특성을 파악하여 정보제공 당일 전날/전주 24시간 검지기 자료중에서 최대값을 찾아서 자동으로 퍼지집합을 형성하고, 출력변수는 본 모형의 사용자나 운영자가 임계치를 입력하여 자동으로 퍼지집합이 형성되는 퍼지집합 자동결정방법을 사용하여 기존의 퍼지집합 형성시 가장 문제시되었던 임의성 문제를 해결한다.



<그림 6> 퍼지분할 수행결과

(2) 퍼지규칙(Fuzzy Rulebase)

퍼지규칙은 전문가적의 경험적인 지식을 필요로 한다. 본 모형의 입력변수로 선정된 점유율과 지점속도를 입력변수로 추정변수인 통행시간을 추정하기 위해서는 교통공학적인 입력

변수와 추정변수와의 상관관계뿐만 아니라 전문가적인 지식을 이용하여 설계하여야 한다. 퍼지규칙의 형태는 입력변수, 추정변수의 언어변수와 언어값으로 구성되어진 IF-THEN 규칙을 이용하였으며, 표현하면 다음과 같은 형태이다.

<표 1> 퍼지규칙베이스

OCC \ SSPD	VL	L	M	H	VH
VL	L	M	M	H	VH
L	L	M	M	H	H
M	L	L	M	M	A
H	VL	L	L	M	A
VH	VL	VL	L	L	L

3) 소속함수 조정부

조건결론 매핑부에서 퍼지규칙이 점화되고 비퍼지화 기법을 이용한 초기 산출값과 probe data 와의 에러오차를 산출한다.

$$E = \frac{1}{2} (y^d(t) - y(t))^2$$

여기서, $y^d(t)$ 는 probe data 이고 $y(t)$ 는 네트워크에서 산출된 출력값이고, 위에서 E 값이 최소화될 때까지 다음 모듈을 반복한다.

(1) 통행시간 퍼지집합 갱신 모듈

통행시간 퍼지집합의 중앙값과 너비를 갱신한다.

$$m_i(t+1) = m_i(t) + \eta [y^d(t) - y(t)] \frac{\sigma_i u_i}{\sum_i \sigma_i u_i}$$

$$\sigma_i(t+1) = \sigma_i(t) + \eta [y^d(t) - y(t)] \times \frac{m_i u_i (\sum_i \sigma_i u_i) - (\sum_i m_i \sigma_i u_i) u_i}{\sum_i \sigma_i u_i}$$

여기서, m_i, σ_i 는 각각 출력변수의 중앙값, 너비이고, η 는 학습률로써 사용된다.

(2) 에러신호 전파 모듈

입력변수의 퍼지집합을 갱신하기 위하여 에러신호를 갱신한다.

$$\delta_i(t) = [y^d(t) - y(t)]$$

$$\times \frac{m_i \sigma_i (\sum_i \sigma_i u_i) - (\sum_i m_i \sigma_i u_i) \sigma_i}{(\sum_i \sigma_i u_i)^2}$$

3) 점유율/지점속도 퍼지집합 갱신 모듈
입력변수 퍼지집합의 중앙값과 너비는 다음과 같이 갱신된다.

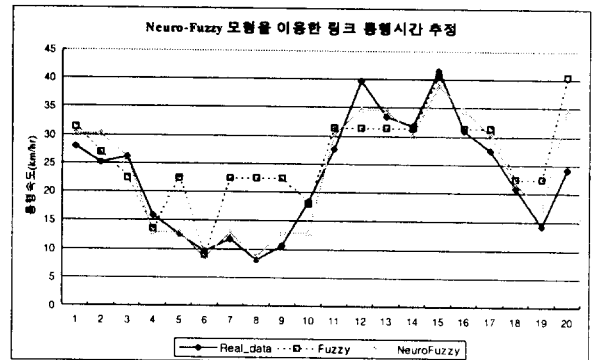
$$m_{ij}(t+1) = m_{ij}(t) + \eta \delta_i e^{f_i} \frac{2(u_i - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}$$

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

여기서, m_{ij}, σ_{ij} 는 i 번째 입력변수의 j 번째 언어값의 중앙값과 그 너비이고, u_i 는 i 번째의 각 입력변수 수치값이며, e^{f_i} 는 소속함수를 음지수로 변환한 값이다.

IV. 모형의 평가 및 적용

개발한 모형의 성능을 평가하기 위해서 1998년 6월 남부순환도로에서 차량 번호판 조사와 1대의 차량으로 주행조사 결과와 1999년 3월, 6월 강남의 6 개 축에 대해서 실시된 주행조사 결과로 산출된 통행시간 자료와 지점검지기 자료를 이용한다.

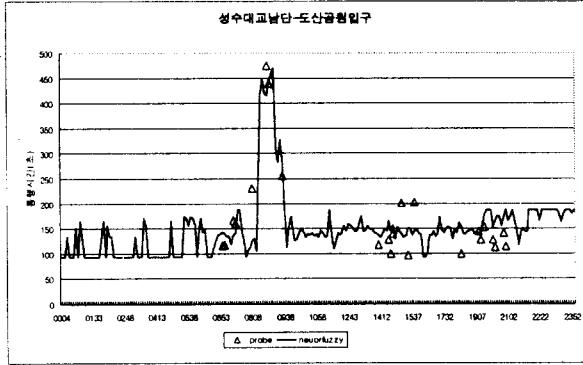


<그림 7> 학습대상 링크의 추정성능 평가 결과

기존 데이터융합 기법에서 가장 문제점으로 나타났던 adaptive learning 기능을 본 모형은 probe data 를 target data 로써 활용하여 adaptive learning 기능을 부여한다. adaptive learning 기능 결과는 <그림 8>에 나타내었다.

<표 2> 학습대상 링크의 모형 수행결과

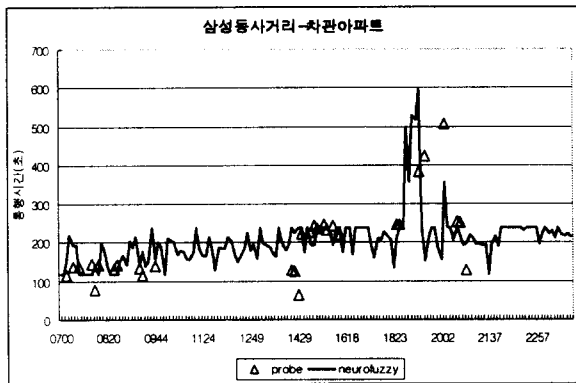
학습계수(η)	임계에러 오차(E_{max})	최대반복수 (Iter.number)	출력변수 임계치(α) 변화
0.1	0.47	826	45 → 43.29



<그림 8> Adaptive Learning 기능 평가 결과

개발한 모형의 이식성을 평가하기 위해 2개의 링크를 사용한다.

- Link 1 : 삼성동사거리 → 차관아파트앞(북향), probe data(○), 검지기자료(×)
- Link 2 : 차관아파트앞 → 삼성동사거리(남향), probe data(×), 검지기자료(○)



<그림 9> 이식성 평가 결과

V. 결론

본 연구에서는 기존의 데이터융합 기법 중 퍼지논리의 단점인 퍼지집합 임의성 문제, 퍼지집합 조정문제와 신경망의 단점인 이식성 문제를 해결하기 위해서 두 기법을 결합한 hybrid

neuro-fuzzy model 을 응용한 링크 통행시간 추정용 데이터융합 모형을 개발하였다. 개발한 모형은 실시간 자료합성이 가능하고, 기존 기법에서 부재하였던 adaptive learning 기능, 이식성 기능을 부여하였다. Adaptive learning 기능은 probe data 를 학습 자료로 활용하여 probe data 가 존재하지 않는 시간대에도 이전 시간대의 probe data 로 학습시킨 결과로 산출된 최적 퍼지집합을 이용하여 가능하였고, 이식성 기능은 검지기 자료의 특성을 분석하여 본문에서 소개한 퍼지집합 자동결정방법을 개발함과 동시에 기존의 neuro-fuzzy 와는 다르게 각 변수에 하나의 최적화 파라미터를 사용함으로써 가능하였다. 현장조사자료를 이용한 모형의 평가 결과, 링크 통행시간 추정 성능이 우수한 것으로 나타났으며, adaptive learning 기능, 이식성 기능이 모형의 평가결과 나타났다.

참고문헌

- (1) 오기도, “단속류 교통정보 수집용 검지기의 최적 위치 결정 및 통행시간 추정”, 서울시립대학교 석사학위 논문, 1999.
- (2) 김영찬, 최기주, 오기도, 김도경, “단일 루프 검지기를 이용한 간선도로 실시간 통행속도 추정 방법론”, 대한교통학회지 제15권 제4호, 1997.
- (3) 최기주, 정연식, “링크 통행시간 추정을 위한 데이터 퓨전 알고리즘의 개발”, 대한교통학회지 제16권 제2호, 1998.
- (4) 채석, 오영석, “퍼지이론과 제어”, 청문각, 1995. 8.
- (5) Virginia P. Sisiopiku, Prased Palacharla and Peter C. Nelson, “Fuzzy Reasoning Model for Converting Loop Detector Data into Travel Times”, University fo Illinois at Chicago, ADVANCE Working Paper Series No. 38, June 1994