

Neuro-Fuzzy 추론 시스템을 이용한 유고검지 알고리즘 연구

홍남관, 최진우, 이승헌, 양영규
경원대학교 전자계산학과
madoyo78@paran.com, cjw49@paran.com, shleejj@gmail.com,
ykyang@kyungwon.ac.kr

Study on Incident Detection Algorithm using Neuro-Fuzzy Inference System

Nam Kwan Hong, Jin Woo Choi, Seung Heon Lee, Young Kyu Yang
Dept. of Computer Science, Kyungwon University

요약

신속하고 정확한 교통정보 서비스의 제공은 원활한 교통소통을 위하여 필수적인 요소이다. 특히, 교통사고, 도로보수 그리고 자연재해와 같은 유고가 발생할 경우, 운전자에게 즉시 통보해주어 우회할 수 있도록 조치하는 것이 필요하다. 이를 위하여 다양한 교통정보 수집기에서 수집된 교통정보를 바탕으로 실시간으로 유고상황을 판별하는 연구가 많이 진행되고 있다. 유고상황 분석은 다양한 환경요인으로 인해 판별이 어렵고, 최근에 활용되고 있는 인공지능 기법은 검지에 드는 시간 비용이 많다는 문제를 가지고 있다. 본 연구에서는 과거에 발생한 각종 돌발 상황을 분석하여 실시간으로 유고상황을 검지하는 것이 목적이다. 유고검지를 위해 GPS를 탑재한 probe car에서 수집된 차량속도와 온라인으로 제보된 유고정보를 ANFIS를 이용하여 분석 후 유고상태를 판별한다. 본 연구를 통해 실시간 도로 이용자들이 유고 발생 지역의 정보를 제공받고 그 상황에 신속하게 대처하게 함으로써 교통 혼잡 완화에 기여할 것으로 기대한다.

Key word : ITS, Incident Detection, Neuro-Fuzzy, probe car, 텔레매틱스

1. 서론

현재 교통문제 전반을 해결하기 위하여 지능형교통시스템(Intelligent Transportation System, ITS)에 대한 연구가 진행 중이며, 이러한 지능형 교통 시스템에서 가장 중점을 두고 추진되는 사항은 교통 혼잡을 완화 하는 것이다. 도로상의 교통혼잡은 반복적 정체와 비 반복적 정체 또는 유고상황 정체로 나눌 수 있다. 이중 유고상황은 고속도로나 간선도로 상에서 정체의 주요 요인으로 교통류의 정상흐름을 와해시켜 도로의 유효용량 감소와 부가적인 수요의 증가를 초래한다. 또한, 이로 인한 교통 정체와 대기 오염, 이차적 사고 유발의 잠재력을 포함한 도로 안전 여건 저하 등은 사회에 경제적 손실을 초래한다. 이러한 악영향을 제거하기 위하여 유고상황의 영향을 최소화하고 유고상황을

신속하게 대응할 수 있는 효율적인 자동유고상황 감지 시스템을 필요로 한다.

현재까지 유고 검지 알고리즘에 대한 연구는 다양한 방법에 의해 개발되어왔다. 1960~70년대에는 패턴인식, 통계적 기법을 이용한 알고리즘들이 소개가 되었고, 이후 시계열과 필터링을 이용한 기법, 교통류 모형과 이론을 이용한 기법 등으로 발전하였다. 하지만 이들 알고리즘들은 60%내외의 낮은 유고감지율(detection rate)을 가질 뿐만 아니라 오감지율(false Alarm rate)이 크다. 그리고 유고 감지시간 역시 상대적으로 많이 소요되어 유고 관련 현장자료의 즉각적인 실시간 분석에는 한계가 있기 때문에 유고감지 알고리즘으로 사용하기에는 부적합하다. 최근에는 이전의 유고감지 알고리즘들이 가지고 있었던 문제점들을 해결한 첨단 유고

검지 기법인 퍼지 이론과 신경망을 이용한 기법들을 이용한 알고리즘의 연구가 활발히 진행 중에 있다. 이러한 흐름에 맞춰 본 연구에서는 효율적인 자동 유고상황검지 시스템을 개발하기 위하여 ANFIS 를 이용한 유고검지 알고리즘에 대한 방향을 제시하고자 한다.

2. 관련 연구

2-1. 퍼지이론

퍼지이론은 미국 버클리대 L.A.Zadeh 교수의 “퍼지 집합(fuzzy set)”에 기초를 두고 있다. 퍼지집합은 0 과 1 사이의 임의 실수값을 갖는 집합으로서 ‘불확실 시스템(system with uncertainty)’ 또는 ‘개략적 추론(approximate reasoning)’ 등과 같이 수학적으로 모형화가 어려운 시스템의 규명 방법으로 각광받고 있다. 유고검지를 하기 위한 퍼지추론 엔진을 가동하기 위해서는 먼저 소속함수(membership)와 기본규칙(rule base)을 구성해야 한다.

소속함수는 <그림 1>과 같은 x-y 그래프로 표현되는데, 여기서 x 축은 평균속도, y 축은 소속정도를 나타내며, 소속정도는 0 과 1 사이의 값을 갖는다.

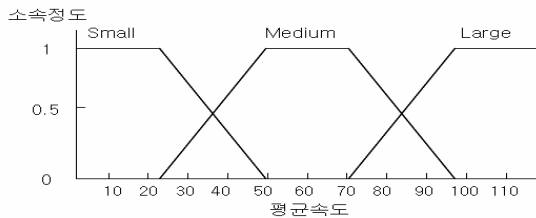


그림 1. 평균속도를 입력값으로 하는 퍼지소속함수

퍼지의 기본규칙은 <그림 2>와 같이 입력값과 출력값 사이의 관계를 묘사하는 “IF-THEN”과 같은 세트의 규칙들로 구성되며, IF 절은 선행조건, THEN 절은 결과이다.

```

If x is A1 and y is B1, then z is C1
If x is A2 and y is B2, then z is C2
...
If x is An and y is Bn, then z is Cn
    
```

그림 2. 퍼지의 기본규칙

비정상적 교통상황은 관측된 교통변수들의 급작스러운 변화로 나타나게 된다. 시간적으로는 속도의 과거 수 분 동안의 평균값과 현재값을 비교하고, 공간적으로는 유고위치 상·하류지점의 속도를 비교하여 급작스런 변화를 찾아낸다. 이러한 비교가정이 퍼지이론에 의해 모형화 될 수 있는것이다. 퍼지이론은 실제의 교통상황을 미리 설정된 여러 개의 유고패턴들과 비교하여 가장 적합도가 높은 패턴을 찾아내는데, 이 패턴을 초래하는 위치가 실제 유고위치라고 할 수 있다. 유고검지 모형의 경우 이러한 퍼지이론을 기초로 하여 설계할 수 있다.

2-2. 신경망이론

신경망은 매우 광범위한 부문에서 활용되었는데, 교통 분야에서는 1990 년대부터 활용하기 시작되었다. 신경망은 자극-반응-학습과정을 통하여 현실 세계의 다양한 현상들의 입력벡터와 출력현상간의 비선형 매핑(mapping)을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 분석하고자 하는 기법이다.

신경망은 개개의 신경이 다양한 출처로부터 자료를 입수하여 이를 일정한 함수를 활용하여 가공, 출력하는 개념으로 되어있다. 일반적으로 <그림 3>과 같이 3 층구조 이상의 구조형태를 갖추고 있으며, 입력층과 출력층을 제외한 내부는 숨겨져 있다. 개별적인 신경에서는 각자 특정한 파라미터를 학습의 과정을 통해 구축하게 된다.

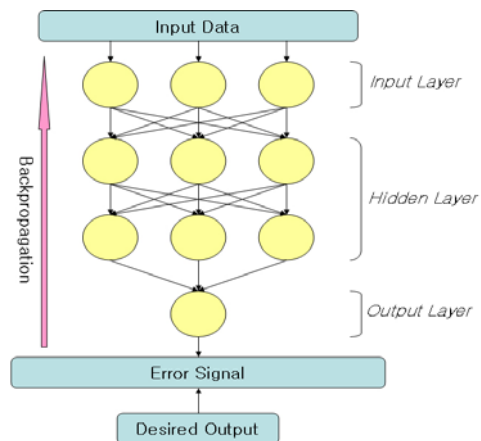


그림 3. 신경망모형

신경망은 신경망의 학습과정에서 다양한 유고의 패턴을 학습시키고, 교통량, 링크통행시간, 점유율 등의 교통변수를 입력 자료로 하여 학습된 패턴에 의해 유고 상황 여부를 판단하는 구조로 되어 있다. 교통분야에서는 링크통행시간의 예측, 신호 교차로의 대기행렬 길이 추정, 운전자의 차로변경 및 차량추종형태의 모형화 등에 활용되고 있다.

2-3. ANFIS

퍼지 시스템에서 퍼지 룰을 디자인 하는데 있어서, 기존에는 전문가의 know-how 를 연구하여 주관적인 방법으로 멤버십 함수와 룰을 결정하였다. 이는 수 많은 시행착오를 거치게 되기 마련이다.

ANFIS(Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System)는 기존의 퍼지 시스템에 신경망의 학습 기능을 이용하여, 퍼지 시스템의 파라메타들을 최적화한다.

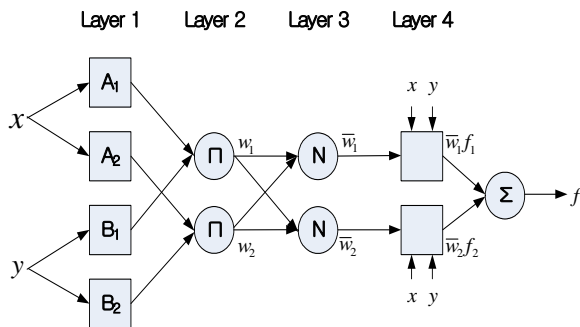


그림 4. ANFIS 다이어그램

ANFIS 는 <그림 4>와 같이 5 개의 층으로 구성되어 있으며, 각각의 층에서 행하는 연산은 다음과 같다.

- [층 1] 멤버십 등급을 형성
- [층 2] 발화강도를 생성
- [층 3] 발화강도의 정규화
- [층 4] 결론부 파라메타를 근거로 하는 규칙 출력을 생성

마지막으로, [층 4] 의 모든 입력을 합하면, 출력값

이 나오게 되는 구조이다.

3. 모형의 설정

이 모형의 목표는 neuro-fuzzy 알고리즘을 사용하여 유고를 검지하는 것이다. 모형은 neuro-fuzzy 알고리즘인 ANFIS 를 사용한다. 학습데이터의 경우 평상시의 패턴과 유고가 발생했을 경우의 일정한 패턴을 가진 데이터를 직접 구축하여 ANFIS 를 통해 학습시켰다. 그리고 유고를 판별하기 위한 테스트 데이터 경우는 실제로 강남지역에서 유고가 발생한 지점의 링크 데이터를 가지고 테스트 하였다. 테스트 데이터의 경우 유고가 발생한 34 곳의 해당 링크와 상류부 링크 두 곳에서 5 분마다 수집되는 평균 속도데이터와 이전 시간에 수집된 속도 데이터의 비교를 통하여 계산된 속도 감소율 데이터를 입력 데이터로 활용한다. 이러한 테스트 데이터는 유고가 발생한 날짜를 기준으로 총 3 일치의 데이터를 활용한다. 즉, 유고가 검지된 링크지역의 평균속도와 속도 감소율 그리고 상류부 링크지역의 평균속도와 속도 감소율 총 네가지의 데이터가 입력자료로 활용한다. 모형의 경우 학습데이터를 가지고 학습을 시킨후 실제로 유고가 발생한 테스트 데이터를 입력하여 유고검지 결과를 확인하였다. <그림 5>는 유고 데이터가 수집된 일부 지역의 링크를 보여주고 있으며 <그림 6>은 모형의 전체적인 흐름도를 보여준다.

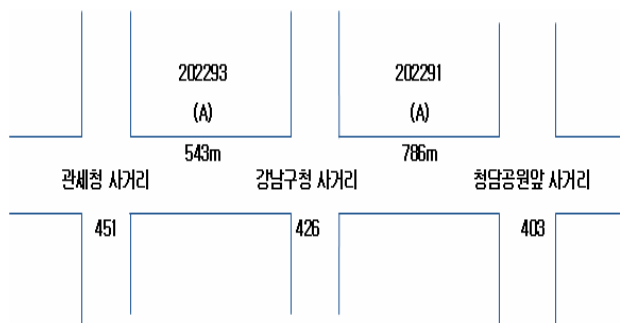


그림 5. 유고가 발생한 지점의 링크(202291)와 상류부 링크(202293)

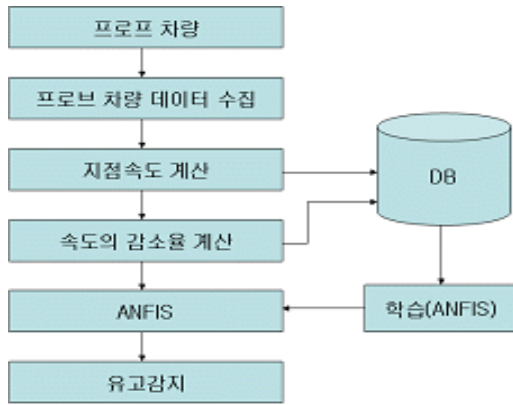


그림 6. 모형의 흐름도

모형의 입력 초기 멤버쉽 함수는 <그림 7, 8>과 같이 지점 평균 속도와 속도의 감소율 각각에 대해 두 가지 종류의 퍼지셋(fuzzy rule 1, 2)으로 구성한다.

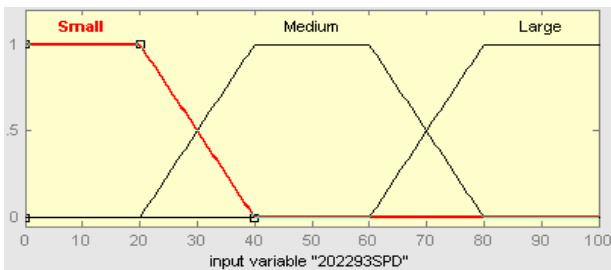


그림 7. 입력 초기 멤버쉽 함수(fuzzy rule 1)

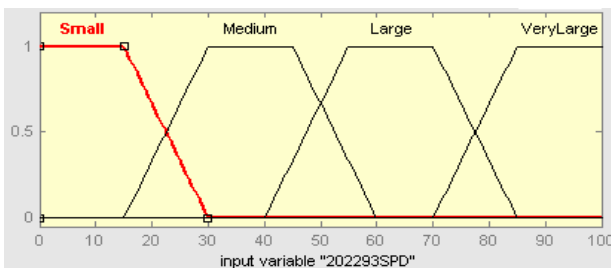


그림 8. 입력 초기 멤버쉽 함수(fuzzy rule 2)

두 개의 링크에서 수집된 각각의 평균속도 데이터와 속도 감소율 데이터가 입력되었을 때, 각각의 데이터는 퍼지 멤버 함수와 퍼지 규칙에 따른 신경망에서 주어진 소속도 정도에 따라 계산된다. 신경망에서 모든 룰의 여러 가중치는 출력층에 보

내지는 모든 값에 더해지는 결과이며, 퍼지 멤버 함수와 마지막 출력 값의 출력에 의해 디퍼지화된다. 디퍼지화 된 값은 0 에서 1 사이의 값을 갖게 되는데, 이는 학습된 퍼지셋에 의해 출력되는 유고 상황의 정도라고 할 수 있다. 여기서 정해진 임계치 이상인 경우를 유고로 판별한다.

유고 상황을 판별하는 기준인 임계치는 매우 중요하기 때문에 어느 임계치가 가장 이상적인지를 판별하기 위하여 임계치를 각각 0.5, 0.6, 0.7, 0.8 설정하여 어느 임계치가 가장 이상적인지를 판별한다. 또한 몇번의 학습을 반복했을때 가장 이상적으로 유고를 감지하는지를 확인하기 위해 <그림 7, 8>과 같은 두 가지 퍼지셋마다 각각 100 번, 300 번, 600 번, 1200 번의 학습을 반복시켰다.

4. 제안된 모형의 성능 평가

제안된 모형의 성능 평가는 유고의 감지율(DR)과 오감지율(FAR)에 의해서 평가된다. 실험에서, 입력 값으로 두 링크에서의 지점속도와 속도 감소율을 사용한다. 또한 fuzzy rule 과 학습횟수 그리고 임계치 설정과 같은 조건들을 달리하여 감지율(DR)과 오감지율(FAR)을 평가한다.

유고감지의 감지율(DR)과 오감지율(FAR)은 다음과 같다.

$$DR = t/(t+t')$$

$$FAR = f/(t \times s)$$

t 는 실제 발견된 유고의 수, t'는 발견되지 않은 유고감지의 수, f는 유고감지의 오감지 수, s는 지점 수 이다.

유고감지의 감지율(DR)과 오감지율 (FAR)을 알아보기 위해 실제로 총 34 건의 유고가 발생한 테스트 데이터를 입력하였으며 그 결과는 아래의 <그림 9, 10>과 <표 1,2>와 같다

<그림 9>은 fuzzy rule 1 에서 600 번의 학습결과 나타난 RMSE (Root Mean Square Error)를 나타내고 있으며 RMSE 값이 최소값으로 도출된 모형은 ANFIS 알고리즘 상에서 유고감지에 대한 패턴인식이 탁월한 것을 의미하여, 오차에 대한 수렴속

도가 빠른 것은 패턴 인식이 빠르다는 것을 의미한다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_t [X(t) - X'(t)]^2}$$

여기서, N: 비교평가되는 값의 계수

X(t): 관측치

X'(t): 예측치

학습후 실제 테스트 데이터를 입력한 결과를 보여주고 있는 <그림 10>은 테스트 결과로써 Y 축은 임계치로 유고의 정도를 나타내고 있으며 선 모양은 테스트 데이터로써 임계치가 0 인 부분은 비유고 상황이고 임계치가 1 인 부분은 유고상황을 나타내고 있으며 별 모양으로 된 점은 테스트 후 출력된 실제 결과이다. 여기서 유고검지를 판단하는 기준은 테스트 데이터(선모양)가 임계치를 기준으로 유고 상황일 때 출력된 데이터(별 모양으로 된 점)역시 임계치를 기준으로 유고 상황일 경우 제대로 유고를 검지했다고 볼 수 있겠으며 임계치의 기준은 상황에 맞게 설정을 해줘야 한다.

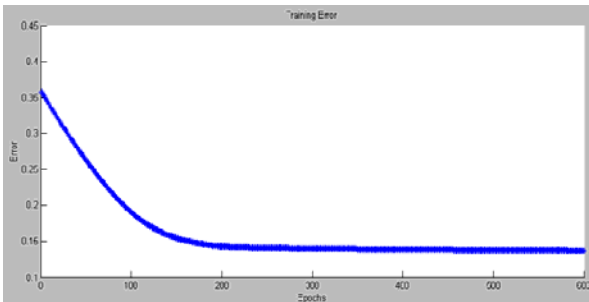


그림 9. 학습결과 RMSE

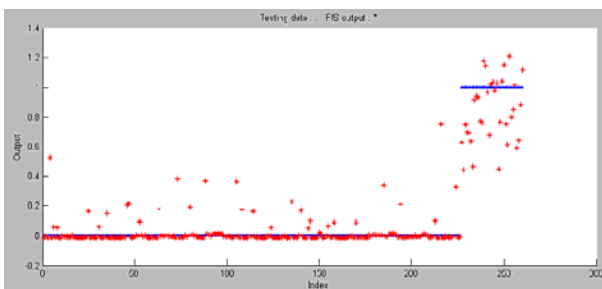


그림 10. 테스트 결과

<표 1> fuzzy rule 1 학습 결과 (유고발생건수:34)

| Fuzzy Rule 1 | | | | | |
|--------------|------------|------------|-------------|--------------|-----------|
| 학습횟수 (시간) | 100 (30 초) | 300 (90 초) | 600 (180 초) | 1200 (360 초) | |
| RMSE | 0.1909 | 0.1355 | 0.134 | 0.132 | |
| D R | 0.5 | 19(55.8%) | 31(91.2%) | 31(91.2%) | 31(91.2%) |
| | 0.6 | 13(38.2%) | 29(85.2%) | 30(88.2%) | 31(91.2%) |
| | 0.7 | 11(32.3%) | 24(70.5%) | 25(73.5%) | 25(73.5%) |
| | 0.8 | 5(14.7%) | 17(50%) | 15(44.1%) | 20(58.8%) |
| F A R | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| | 0.6 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| | 0.7 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | 0.8 | 0 | 0 | 0 | 0 |

<표 2> fuzzy rule 2 학습 결과 (유고발생건수:34)

| Fuzzy Rule 2 | | | | | |
|--------------|-------------|-------------|--------------|---------------|-----------|
| 학습횟수 (시간) | 100 (240 초) | 300 (720 초) | 600 (1440 초) | 1200 (2880 초) | |
| RMSE | 0.24157 | 0.15473 | 0.11607 | 0.088142 | |
| D R | 0.5 | 9(26.5%) | 27(79.4%) | 32(94.1%) | 33(97.0%) |
| | 0.6 | 2(5.9%) | 22(64.7%) | 31(91.2%) | 33(97.0%) |
| | 0.7 | 0(0%) | 19(55.9%) | 26(76.5%) | 29(85.2%) |
| | 0.8 | 0(0%) | 16(47.0%) | 17(50%) | 27(79.4%) |
| F A R | 0.5 | 2 | 1 | 0 | 0 |
| | 0.6 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| | 0.7 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | 0.8 | 0 | 0 | 0 | 0 |

<표 1, 2>의 결과를 살펴보면 fuzzy rule 이 복잡하고 학습횟수가 많을수록 RMSE 가 줄어들며 유고 검지율이 높아지는 것을 알 수 있다. 또한 오검지율 역시 fuzzy rule 과 학습횟수가 많을수록 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 하지만 fuzzy rule 과 학습횟수가 많을수록 그에 비례하여 학습시간 역시 늘어나므로 학습시간까지 고려한 효율적인 fuzzy rule 및 학습횟수를 설정하는 것이 중요하다. 또한 임계치 설정 역시 매우 중요한데 <표 1, 2>의 결과를 확인해보면 각각의 임계치에 따라 유고검지율 및 오검지율이 차이 나는 것을 볼 수 있다. 모형의

결과를 살펴보면 fuzzy rule2 에서 1200 번의 학습후 임계치를 0.5 로 설정하였을때 유고검지율이 가장 높았지만 학습시간까지 고려한다면 fuzzy rule1 에서 1200 번의 학습후 임계치를 0.6 으로 설정하였을때 가장 효율적인 유고검지가 가능하다고 볼 수 있다.

5. 결 론

본 논문은 ANFIS 를 이용한 유고검지 모형을 제시하였다. 입력 자료로는 probe car 에서 추출된 속도 자료와 그 감소율을 이용하여, 평가를 하였다. 모델의 성능평가 결과를 살펴보면 fuzzy rule 종류와 학습횟수 그리고 임계치 설정에 따라 RMSE, 유고검지율, 오검지율이 다르게 나왔으며 이러한 사실을 참조하여 최적화된 유고검지 모형을 구축하는 데 있어서 활용을 할 수 있을 것이다. 향후에는 더욱 향상된 패턴 자료를 구축하여, 반복적 정체 상황과 유고 상황과의 분류를 하는 새로운 입력 자료를 추가하여, 더욱 성능을 향상 시킬 수 있을 것이라 생각한다. 이외에도 날씨에 따른 패턴과 기상 조건과 도로의 특성과 같은 기타 변수들도 고려할 때 더욱 정확한 유고 검지 모형이 될 수 있을 것이라 생각한다.

사 사

이 논문은 2005 년도 대학 IT 연구센터 육성지원 사업비의 지원을 받아 연구되었음

참 고 문 헌

1. Keechoo Choi, YounShik Chung, "A DATA FUSION ALGORITHM FOR ESTIMATING LINK TRAVEL TIME", Intelligent Transportation System Journal, Vol.7, No. 3-4, 2002, pp.235-260
2. dipti Srinivasan, Ruey Long Cheu, Young Peng Poh and Albert Kim Chwee Ng, "Development of an intelligent technique for traffic network incident detection", Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 13, Issue 3, 1 June 2000, pp. 311-322
3. Sherif S. Ishak, Haitham M. AI-Deek, "Application of Artificial Neural Networks to Freeway Incident

Detection", I.T.S. 3rd World Congress, 1996.5

4. Roger Jang, "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system", IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, May/June, 1993
5. L. A. Zadeh, "Fuzzy Logic", IEEE computer Society, Vol. 21, pp. 83-93, 1988
6. 김응주, 최원석, 김범수, 임묘택, "불예측적인 이차경로에 대한 ANFIS 를 이용한 능동소음제어", 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp18-20, 2001
7. 심현정, 박래정, 왕보현, "뉴로-퍼지 모델의 신뢰도 계산:비교연구", 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, vol. 11, No. 4, pp293-300, 2001
8. 장수은, "신경망 이론을 이용한 통행발생 모형 연구", 대한교통학회지, vol. 18, No. 4, pp95-105, 2000
9. 김성호, "인공신경망을 이용한 유고검지 모형에 관한 연구", 공학기술논문집, Vol.8 No.1, 1999.8
10. 장문석, "뉴로퍼지 제어를 위한 퍼지 뉴런의 설계에 관한 연구", 順天大學校論文集, pp121-126,1992