

# 인공 지능을 이용한 자율주행차량의 제어

류영재, 홍재영, 임영철\*\*

(\*금호정보통신연구소, \*\*전남대학교 전기공학과 교수)

## 1. 서론

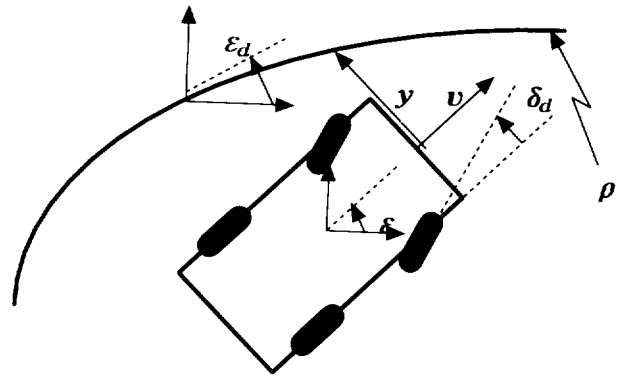
개인의 운송수단이 대단위로 증가함에 따라 교통 혼잡이 증가하고, 시간과 에너지의 낭비뿐만 아니라 운전자의 피로나 실수로 인한 사고는 커다란 인명손실을 초래한다. 이러한 손실의 주원인은 운전자의 피로나 실수로 인한 사고로, 이를 해결하기 위한 미래지향적인 방법은 장시간 고속도로에서 자동차를 운전하는 사람에게 필요한 정보를 제공하거나 경우에 따라서는 운전자의 도움 없이도 스스로 주행하여 사고를 미연에 방지할 수 있는 시스템이라 할 수 있다. 이에 따라 교통안전과 효율의 향상 및 환경을 위해 자율주행시스템의 개발에 대한 사회적 관심도가 증가하고 있다.

자율주행차량은 주위의 도로상황을 센서로 감지하고 적절한 제어 방법에 의하여 반응해야 한다. 이러한 센서 정보 처리와 제어 알고리즘의 설계에 있어 기존의 자율주행시스템은 대량의 계산량이 요구되는 모델링과 환경에 따라 파라미터를 재조정해야 하는 문제점을 내포하고 있었다[1, 2, 3].

퍼지, 신경회로망, 유전자 알고리즘 등의 지능적인 방법들이와 같은 자율주행시스템의 문제점을 극복하기에 효과적인 제어 방법이다[4, 5, 6]. 퍼지 논리를 이용하면 인간이 차량을 운전하는 동작을 제어 규칙으로 생성이 가능하다. Hessburg[7]는 이러한 제어 규칙을 기반으로 한 퍼지 논리 제어기(FLC; fuzzy logic controller)를 자율 주행 시스템에 적용하여 운전자와 유사한 주행 성능을 발휘하도록 하였다.

신경회로망은 입력과 출력의 관계를 학습할 수 있는 능력이 있다. Pomerleau[8, 9, 10]는 신경회로망이 인간의 운전방법을 학습하게 하여 자율주행시스템에 적용하였다.

한편, FLC는 인간의 제어 동작을 기반으로 퍼지 규칙을 생성해내야 하므로, 규칙 생성이 어렵고 많은 시간과 노력이 필요하다. 이러한 문제점을 보완하기 위해서 전남대학교에서는 신경회로망을 이용하여 퍼지 규칙을 자동으로 생성하고 조정하는 퍼지 신경회로망을 적용하고 이를 자율주행 시스템에 적용하였다[12, 13].



$\epsilon$ : 차량의 yaw angle     $\delta_d$ : 조향 명령     $v$ : 차량의 속도  
 $\epsilon_d$ : 도로의 yaw angle     $y$ : 측 방향 오차     $\rho$ : 도로의 곡률

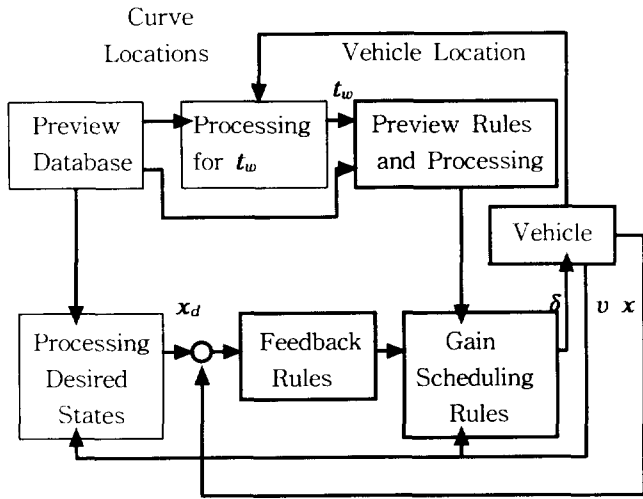
그림 1. 자율주행차량의 제어를 위한 파라미터 정의

## 2. 퍼지 논리 제어기의 차선 추적

Hessburg[7]는 퍼지 논리를 이용하여 운전자와 같이 차량이 차선을 따라 주행하기 위한 퍼지 논리 제어기(FLC)를 설계하였다. 이 퍼지 논리 제어기의 구조는 궤환 규칙, 예상되는 도로의 곡률 반경을 고려한 전 방향 제어 규칙, 그리고 차량의 속도를 기반으로 적절한 값을 선택하기 위한 이득 조절 규칙으로 나뉘어져있다. 이때 퍼지 논리 제어기의 파라미터는 인간이 운전할 때의 동작과 제어기의 특성으로부터 정보를 취하여 수작업으로 조절하였다.

### 2.1 퍼지 규칙의 생성

퍼지 논리 제어기는 그림 1과 같이 차량에 탑재된 센서와 도로 중심의 거리인 측 방향 오차  $y$ , 시간에 대한 측 방향 오차의 변화량  $\dot{y}$ , 시간에 대한 측 방향 오차의 적분  $\int y$ , 도로방향과 차량방향과의 yaw angle 오차



$t_w$  : 예측 시간 간격,  $x_d$  : 지령치 차량 위치  
 $\delta$  : 조향 출력,  $v$  : 차량의 속도,  
 $x$  : 현재 차량의 위치

그림 2. 퍼지 논리 제어기의 구성

$\epsilon - \epsilon_d$ , 그리고 이 yaw angle 오차의 변화량  $\dot{\epsilon} - \dot{\epsilon}_d$ 를 입력변수로 사용한다. 또 앞바퀴의 조향각에 해당하는 명령치  $\delta_d$ 는 출력변수이다. 한편  $\rho$ 는 예측 곡률,  $v$ 는 차량의 속도를 나타낸다.

퍼지 논리 제어기를 구성하는 퍼지 규칙은 다음과 같은 3개의 부분으로 분할되며 그림 2와 같은 관계로 결합된다.

- 1) 궤환 제어 규칙은  $\left\{ y, \dot{y}, \int y, \epsilon - \epsilon_d, \dot{\epsilon} - \dot{\epsilon}_d \right\}$

에 따른 조향 제어의 변화량을 조사하여 규칙을 생성한다.

- 2) 전 방향 제어 규칙은 도로의 곡률에 해당하는 예상되는 정보를 이용하여 생성한다.
- 3) 이득조정 규칙은 차량의 길이방향 속도  $v$ 의 변화에 따라 결정된다.

측 방향 오차 감지 시스템은 기준 경로에 부착된 자성 표시 점으로부터 차량의 위치, 방향, 곡률 반경에 관한 정보를 실시간으로 취득한다. 취득한 데이터를 이용하여 각각 규칙에서 사용되는 소속함수, 싱글톤 값, 추론치 등의 파라미터를 수작업으로 조정하여 각각의 퍼지 규칙을 생성한다.

## 2.2 궤환 제어 규칙

궤환 제어 규칙은 다음과 같은 3개의 독특한 법칙을 기반으로 하여 퍼지 규칙을 생성한다[7]. 첫 번째 제어규칙인

$x_1$ 은 간단하게 선형화된 궤환 제어로서 모든 입력에 대하여 이용하기 위한 규칙이다. 두 번째 규칙  $x_2$ 는 상대적인 방향 오차 성분을 제거한 것으로 방향 오차를 측정하기 불가능한 경우에 사용된다. 그리고 세 번째 규칙인  $x_3$ 은 측 방향 오차의 적분요소를 포함하여 제어 규칙을 생성한다.

$$x_1 = [y, \dot{y}, \epsilon - \epsilon_d, \dot{\epsilon} - \dot{\epsilon}_d]^T \quad (1)$$

$$x_2 = [y, \dot{y}, \dot{\epsilon} - \dot{\epsilon}_d]^T \quad (2)$$

$$x_3 = [y, \dot{y}, \int y, \dot{\epsilon} - \dot{\epsilon}_d]^T \quad (3)$$

이때  $T$ 는 전치행렬을 의미한다.

추론규칙은 인간이 주행하는 기법을 관찰하여 생성하였다. 이때 초기의 결론부 싱글톤 값은 FSLQ (frequency shaped linear quadratic) 제어 법칙을 관찰하여 결정한 후, 정밀한 소속함수와 싱글톤 값은 수동으로 조절한다.

이와 같은 과정을 통해 53 개의 입력 규칙에 대하여 125개의 출력 규칙을 갖는 퍼지 규칙을 생성하였으며, 이들 중에서 실시간 처리를 위하여 23 개의 입력 규칙과 8 개의 출력 규칙만을 사용하였다.

## 2.3 전 방향 제어 규칙

예측되는 조향각  $\delta_{pr}$ 은 예측가중치  $P$ , 예측 곡률  $\rho$ , 예측 시간간격  $t_w$ 에 의하여 다음 식과 같이 표현된다[7].

$$\delta_{pr}(t) = \int_0^{t_w} \frac{P(\tau)}{\rho(\tau+t)} d\tau \quad (4)$$

또, 곡률 반경이 매 곡선 도로 구간마다 일정하다면, 현재의 곡률 반경  $\rho_c$ 와 다음 번의 곡률 반경  $\rho_n$ 을 이용하여 다음 식과 같이 조향각이 결정된다.

$$\delta_{pr} = \frac{P_c}{\rho_c} + \frac{P_n}{\rho_n} \quad (5)$$

이때 현재와 다음 번의 예측 가중치인  $P_c$ 와  $P_n$ 은 예측 파라미터로 다음 곡선 변환점까지 도달하는데 예상되는 시간에 따라 결정된다.

## 2.4 이득조정 규칙

궤환 규칙과 전 방향 규칙은 차량의 속도와 같은 시스템 파라미터에 따라 대단히 민감한 반응을 나타내는 규칙이다. 예를 들어 사람이 운전할 때 속도가 낮으면 자유로운 조향

을 할 수 있지만, 속도가 높아지면 조심스러운 조향을 해야 한다. 따라서 이득 조절 규칙은 속도에 따라 최종적인 조향 값의 이득을 조절하여 준다.

### 2.5 퍼지 논리 제어의 결과

제한 규칙, 전 방향 제어 규칙과 이득 조절 규칙을 기반으로 한 퍼지 논리 제어를 시험차량에 적용하였다. 차량에 장착된 자력계(magnetometer)를 이용하여 도로의 노면에 부착된 자성 표시점(magnetic marker)의 위치를 측정함으로써 측 방향의 오차를 감지하였다. 연구결과, 간단하고 함축적인 차량모델을 기반으로 설계한 퍼지 논리 제어가 복잡하고 정확한 차량모델을 기반으로 설계된 PID (proportional, integral, derivative) 제어나 FSLQ 제어와 동등한 성능을 발휘하였다.

## 3. 신경회로망을 이용한 조향각 제어

자율주행시스템에 있어 다음과 같은 4가지 요소는 필수적으로 해결하여야 할 난점이다.

- 1) 광범위한 환경의 변화에서도 주행이 가능해야 한다. 즉 다양한 차선표시와 다중 차선 도로, 차선표시가 없는 2차선 도로에 따라 운전 방식을 변경하여야 한다. 또 도시나 주차장에서는 도로의 주행보다는 다른 차와 보행자를 피하는 것이 주요 임무이다.
- 2) 주위환경 요소에 따라 변화하는 도로영상에 대하여 적응력있게 제어해야 한다. 조명의 변화, 진한 그림자는 인식 시스템이 주요 형상을 추출해내는데 어려움을 준다. 또한 양호한 조명조건일지라도 손실되거나 흐린 차선 표시는 자율시스템의 주행에 난점을 제공한다.
- 3) 다른 교통 시스템과 동일한 성능을 발휘해야 하므로, 자율시스템은 상대적으로 고속으로 주행해야 한다. 예를 들어 시속 60[km/hour]를 주행하는 차량은 1초당 거의 16.7[m]을 달린다. 따라서 1)과 2)항의 복잡한 연산을 실시간 처리해야만 한다.
- 4) 자율주행시스템은 복잡한 인식을 처리해야만 할 뿐 아니라, 교차로에서 회전하는 방법과 같은 도로표시를 판단하여야 한다. 따라서 인간이 판단하는 것과 같은 고 수준의 추론이 요구된다.

이런 난점을 해결하기 위하여 CMU (Carnegie Mellon University)의 Pomerleau[8, 9, 10]는 인간의 운전방법을 학습할 수 있는 신경회로망을 이용하여 자율주행시스템에 적용하였다.

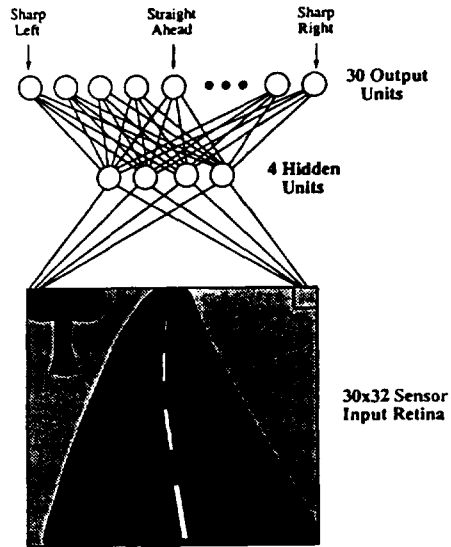


그림 3. ALVINN의 구조(인용문헌 [8])

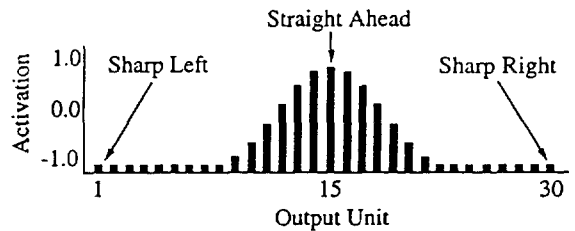


그림 4. 가우시안 분포를 갖는 출력(인용문헌 [8])

이 연구의 목적은 신경회로망이 시각입력을 이용하여 차량을 안내할 수 있는 기술을 개발하는 것이다. 자율주행에 사용된 신경회로망인 ALVINN(Autonomous Land Vehicle In a Neural Network)의 구조는 단일 은닉층으로 구성되었다. 입력층은 비디오 카메라와 같은 영상 센서에서 입력받는 2차원 망막 구조이고, 출력층은 조향 응답을 표현하는 벡터이다. 신경회로망은 전 방향의 도로 영상을 입력받아, 도로상에서 차량이 진행할 방향에 해당하는 조향 명령치를 출력한다.

한편, 사람이 운전 중에 학습을 수행할 수 있도록, ALVINN은 사람의 조향을 관찰하여 빠르게 학습하도록 간단한 구조를 가졌다. 이 방법은 마치 사람이 차량을 운전하듯이, ALVINN이 새로운 상황에 대해 학습이 가능하도록 하였다.

### 3.1 ALVINN의 기본 구조

그림 3과 같이 ALVINN의 입력층은 센서로부터 영상을

입력받기 위해  $30 \times 32$  화소의 망막으로 구성된다. 입력 층의 각각 960개의 세포는 4개의 은닉층과 연결되어 있다. 출력층은 30개 세포로 구성되며 현재 입력에 대하여 차량이 조향해야 할 방향을 선형적으로 표현한 것이다. 즉 출력세포 중 중앙에 위치한 것은 직진을 좌측과 우측 세포는 좌측과 우측회전을 각각 의미한다.

### 3.2 입력의 표현

카메라의 입력 영상은  $480 \times 512$ 의 화소로 구성되어 있다. 이를 축소하기 위하여  $16 \times 16$ 의 화소 영역 중 약 3%에 해당하는 화소만 취득하고 그 평균을 구하여 1개 화소 값으로 나타낸다. 이 과정을 모든 화소에 대하여 수행하여  $30 \times 32$ 개 화소의 영상으로 변환하여 입력세포를 표현한다. 다중차선 고속도로를 포함하여 대부분의 도로에서  $30 \times 32$ 개의 입력세포만으로도 더 높은 해상도를 가진 입력세포와 만족할 만한 성능을 가지고 있다.

### 3.3 출력의 표현

일반적으로 신경회로망을 학습할 때는 30개의 출력세포 중에 조향각에 해당하는 세포만을 활성화 시키는 "one out of N" 방법을 사용한다. 하지만 이 방법은 약간의 차이가 있는 도로영상의 입력에 대하여 큰 변화를 출력하여, 정확한 학습 데이터를 요구한다. 따라서 그림 4와 같이 조향 방향의 값을 중심으로 가우시안 분포를 갖는 값으로 학습방법을 이용하였다.

### 3.4 학습방법

운전 중에 신경회로망을 학습하는 방법은 실제 상황에서는 문제점을 가지고 있다. 즉 사람은 항상 도로의 중앙을 따라서 차량을 주행한다. 따라서 신경회로망은 도로의 중심에서 벗어나서 회복하여 경우에 대하여 학습할 기회가 없게 된다. 이러한 학습데이터의 결함을 해결하기 위하여 도로영상을 중앙에서 상대적으로 이동시킨 영상을 이용하여 학습을 행한다. 이때 출력 세포에 전달되는 조향 방향은 Wallace[11]에 의해 개발된 "pure pursuit model"에 의하여 새롭게 계산된다.

### 3.5 ALVINN의 실현

CMU NAVLAB은 미국 General Motors의 Chevy van을 개조하여 주위환경을 감지하기 위한 전후방향 칼라 카메라와 laser rangefinder를 장착하였다. 본 연구에서 제안한 방법은 Sun Sparc-10 워크스테이션에서 온라인으로 수행하였다. 이를 통하여 급격한 곡선도로가 있고 폭이 약 2.9 [m]인 숲속 길을 약 10 [mile/h]로 주행하였다.

## 4. 퍼지 신경회로망에 의한 조향각 제어

FLC는 인간의 제어 규칙을 기반으로 한 퍼지 규칙을 통하여 제어 입력을 추론한다. 따라서 수학적으로 해석하기에 복잡하여 실시간 제어가 불가능하거나 비선형적인 시스템의 특성 때문에 제어가 곤란할 경우에 대단히 효과적이다. 그러나 인간의 제어 동작을 기반으로 퍼지 규칙을 생성해야 하므로, 규칙 생성이 어렵고 많은 시간과 노력이 필요하다. 더구나 규칙 생성을 위한 전문가가 없으면 인간과 유사한 제어 특성을 갖게 퍼지 규칙을 조절하는 것은 어렵다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 전남대학교[12, 13]에서는 신경회로망을 이용하여 퍼지 규칙을 자동으로 생성하고 조정하는 퍼지 신경회로망을 적용하고 이를 자율주행 시스템에 적용하였다.

### 4.1 입력변수의 정의

사람이 자동차를 운전할 때 차량을 기준으로 하는 하나의 좌표계를 자신의 시야에 나타나는 도로모양이나 굽은 정도에 따라 주행할 방향을 결정하고 이를 추종하도록 조향 핸들을 조작하듯이, 자율주행차량에서도 입력된 도로정보를 이용하여 어떤 위치에서나 도로를 정확히 주행하기 위해서는 차량을 중심으로 하는 내부 좌표계의 설정이 필요하다. 따라서 본 연구에서 사용되는 내부 좌표계는 그림 5와 같이 차량의 현재 위치를 원점으로 하고 차량의 진행 방향과 일치시킨다. 이와 같이 설정된 내부 좌표계를 이용하여 도로의 상황에 알맞은 조향각을 산출하기 위해 차량 중심으로부터 일정거리에 있는 두개의 주행목표점  $P_1, P_2$ 를 검출하여 이 점들과 차량의 주행방향이 이루는 방향각을 각각  $\delta_1, \delta_2$ 로 정하고 제어기의 입력변수로 사용한다.

### 4.2 퍼지 신경회로망의 구조

퍼지 신경회로망은 독립된 단일의 규칙이 다수개 존재하고, 이것이 서로 결합된 구조이다. 그림 6은 이와같은 다수개의 규칙 중 독립된 하나의 규칙을 나타낸다. 독립된 퍼지 규칙은 입력변수를 처리하는 전건부(premise part), 출력을 생성하는 후건부(consequence part), 그리고 생성된 다수개의 출력을 결합하여 최종 출력을 생성하는 추론부(inference and defuzzification)로 구성된다. 이때 전건부, 후건부, 그리고 추론부는 학습 능력이 있는 신경회로망의 구조로 표현된다. 즉 그림 6과 같이 입력층인 (A)층, 은닉층인 (B), ( $C_p$ ), (D), (E), (F) 층, 그리고 출력층인 (G)층으로 구성된다. 그리고 각 층 사이를 연결하고 있는 연결 가중치는 퍼지규칙의 특성을 나타내는 값이다. 또한 ( $C_p$ ), (D), (E)층은 전건부를 나타내므로 이들 층과 연결되는 가중치  $W_{CB}$ 는 후건부 선형방정식의 계수를 나타내는 파라미터이다.

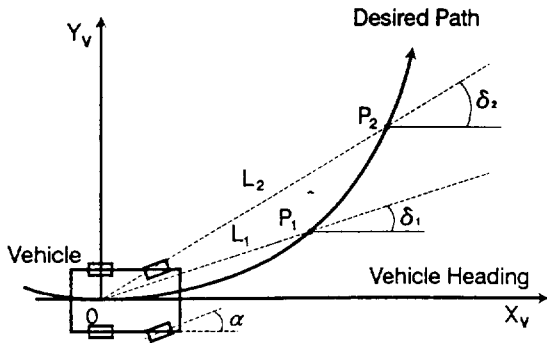


그림 5. 입력변수의 정의

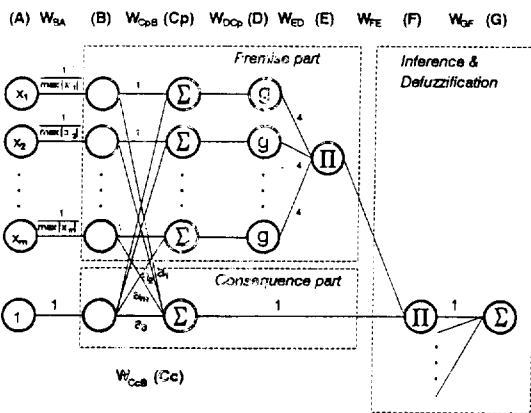


그림 6. 퍼지 신경회로망의 구조

신경회로망 내의 신경은 활성화 전달함수를 이용하여 입력을 출력으로 변환한다. 이 전달함수는 일반적으로 시그모이드 함수가 이용된다. 그런데 단조 증가의 시그모이드 함수를 미분하면 종모양의 함수가 되며, 이는 퍼지 언어 변수에 해당하는 중형 멤버십 함수와 동일하다. 따라서 전건부(D)층의 세포는 시그모이드 함수를 미분한 함수로 구성한다. 이렇게 각 입력층에 입력된 변수는 은닉층을 거치는 과정에서 퍼지화되고, (E)층에서 퍼지화된 입력값들을 각각 곱하여 규칙의 적합도가 계산된다.

제어규칙의 후건부는 선형방정식으로 구성되며, 이러한 방식은 시스템 기술능력이 뛰어난 반면 제어 대상에 따라 후건부를 구성하고 있는 선형방정식 계수를 구하기가 매우 어렵다. 그러므로 변수의 설정에 있어서 특정 변수가 플랜트 제어 규칙과 어떻게 관련있는가 하는 입출력 특성을 파악하고 있어야만 한다. 이와같은 문제점을 해결하기 위하여 선형방정식 계수  $a_0, a_1, \dots, a_m$ 의 결정과 추론과정은 신경회로망을 이용하여 구현한다.

퍼지 신경회로망은 학습데이터의 제어특성을 반영하도록

오차 역전파 학습 알고리즘에 따라 2 단계로 반복 학습된다. 첫 단계에서 학습은 후건부 선형방정식의 계수  $a_0, a_1, \dots, a_m$ 을 구하는 단계로 연결 가중치  $w_{CB}$ 만을 학습시킨다. 즉 학습 알고리즘에 따라 후건부 파라미터의 학습이 진행되면 각 규칙의 선형방정식의 계수가 자동으로 동조한다. 따라서 학습이 반복될수록 학습데이터와 구성된 제어기 출력 값의 오차는 단조 감소하며, 충분히 학습되면 그 오차값은 일정값 이하로 감소되지 않는다. 이와같이 오차값의 변화가 충분히 적어지도록 학습되면 두번째 학습단계는 후건부의 파라미터에 맞는 전건부 파라미터  $w_{CB}$ 와  $w_{DC}$ 를 동일한 학습방법에 의해 재조정한다. 이에 따라 초기에 부적절하게 설정된 멤버십 함수 곡선을 해당 규칙에 정확하게 맞도록 동정하여 제어기 구성이 완료된다.

### 4.3 퍼지 신경회로망의 제어 결과

퍼지 신경회로망 제어기의 성능을 평가하기 위하여 퍼지 논리 제어기와 CMAC(Cerebellar Model Arithmetic Computer)를 구성하고 비교하였다. 제어 결과, 퍼지 신경회로망이 타 제어기보다 우수한 성능을 보였으며, 특히 직각도로에서 양쪽차선을 벗어나지 않기 위해 회전 반대방향으로 핸들을 조작하므로써 차량의 회전반경을 넓게하는 숙련자의 특성을 퍼지신경회로망 제어기의 경우 잘 반영하였다. 이와같은 퍼지 신경회로망 제어기의 유용성은 256 x 256 화소의 카메라, 범용 PC, 16비트 마이크로 컨트롤러 등을 이용하여 조향각과 속도를 제어하는 자율 주행 차량에 의하여 검증되었다.

## 5. 그 밖의 인공 지능적인 방법

### 5.1 CMAC 의한 조향각 제어

P. G. Luebbers와 A. S. Pandya[14]은 CMAC을 이용하여 조향 제어에 적용하였다. CMAC은 신경회로망의 한 종류로써 그 구조가 간단하고 학습 속도가 빨라 자율 주행 시스템과 같은 실시간 제어에 적합하다.

### 5.2 신경망과 진화알고리즘 결합에 의한 조향각 제어

신경회로망의 표준 학습법인 오차 역전파 학습법은 가중치 공간에서 경사강하(gradient descent)에 의한 방법므로, 지역최소(local minima)에 빠질 우려가 크다. 반면, 진화 알고리즘은 전역적인 검색방법이므로 지역최소에 빠질 우려가 적다. 이러한 진화 알고리즘과 신경회로망의 결합은 크게 2 분류로 발전되고 있다. 진화 연산의 처리능력 향상시키기 위해 신경망의 결합원리를 적용하는 분야와 신경회로망의 성능을 향상시키기 위하여 최적 해를 찾는 진화 방법을 접목하는 분야이다. Shumeet Baluja[15]는 두 번째 분야를 응용하여 조향각 제어에 이용하였다. 진화된 신경회로

망은 CMU NAVLAB 차량의 도로추적용으로 설계하였으며, 진화된 제어기는 역전파 학습 알고리즘으로 학습한 결과보다 더 우수한 성능을 나타내었다.

## 6. 결 론

자율주행시스템은 복잡한 환경에서 효과적인 주행을 위해서 센서를 통해 주변의 정보를 수집하고 주변환경에 적절한 동작을 취해야한다. 이러한 자율주행시스템에 지능적인 방법을 통하여 새롭게 제안한 방법을 서술하였다.

퍼지 논리를 이용하여 운전자와 같이 차량이 차선을 따라 주행하기 위한 퍼지 논리 제어기(FLC)가 설계되었다. 함축적인 차량모델을 기반으로 설계한 퍼지 논리 제어기가 복잡하고 정확한 차량모델을 기반으로 설계된 PID나 FSLQ 제어기와 동등한 성능을 발휘하였다. 인간의 운전방법을 학습할 수 있는 신경회로망을 이용하여 자율주행시스템에 적용하였다. 퍼지 신경회로망은 인간의 제어특성을 반영하도록 설계되었으며 자동으로 생성된 제어기는 퍼지 논리 제어나 신경회로망의 기법보다 우수한 성능을 발휘하였다.

퍼지 논리, 신경회로망, 유전자 알고리즘 등의 인간의 지능 모델에 기초를 둔 방법을 자율주행차량의 제어에 도입함으로써 기존의 자율주행시스템의 문제점을 극복하는데 주요한 역할을 하였다. 앞으로 퍼지 논리, 신경회로망, 유전자 알고리즘은 각각의 강점을 융합하거나, 고전적인 제어 알고리즘과 결합함으로써 더욱 우수한 성능을 발휘할 것으로 예상된다.

## 참 고 문 헌

- [1] J. Manigel and W. Leonhard, "Vehicle control by computer vision", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 39, No. 3, pp. 181-188, June 1992.
- [2] Allen M. Waxman, Jacqueline J. Le Moigne, Larry S. Davis, Babu Srinivasan, Todd R. Kushner, Eli Liang, and Tharakesh Siddalingaiah, "A vision navigation system for autonomous land vehicles", *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol. RA-3, No. 2, pp.124-140, April 1987.
- [3] Sadyuki Tsugawa, "Vision-based vehicles in Japan: Machine vision systems and driving control systems", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 41, No. 4, August 1994.
- [4] Kevin M. Passino, "Intelligent control for autonomous systems", *Spectrum*, pp. 55-62, June 1995.
- [5] Hee Rak Beom and Hyung Suck Cho, "A sensor-based navigation for a mobile robot using fuzzy logic and reinforcement learning", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 25, No. 3, pp. 464-477, March 1995.
- [6] Soon-Hwan Moon, Chai-Won Kim Min-Hong Han, "Navigation control for an autonomous road vehicle using neural network", in *Third Annual World Congress on Intelligent Transport Systems*, October 1996.

- [7] Thomas Hessburg and Masayoshi Tomizuka, "Fuzzy logic control for lateral vehicle guidance", *IEEE Control Systems*, pp 55-63, 1994.
- [8] Dean A. Pomerleau, "Neural network perception for mobile robot guidance", Kluwer Academic Publishers, 1993.
- [9] Dean A. Pomerleau, "Efficient training of artificial neural networks for autonomous navigation," *Neural Comp.*, vol. 3, no. 1, pp. 39-53, 1994.
- [10] Dean A. Pomerleau, "Progress in neural network-based vision for autonomous robot driving," in *Proc. 1992 Intelligent Vehicles Conf.*, I. Masaki, Ed., pp. 391-396, 1992.
- [11] R. Wallace, A. Stentz, C. Thorpe, H. Moravec, W. Whittaker, T. Kanade, "First results in robot road-following", *Proceedings of Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, 1985.
- [12] Seung-Hak Yang, Furnio Harashima, Young-Cheol Lim, Kyeung-Young Cho, Young-Jae Ryoo, "Steering control system for autonomous road vehicle using fuzzy neural network", *Transactions IEE of Japan*, Vol. 115D, No. 11, pp.1373-1379, 1995.
- [13] Young-Cheol Lim, Young-Jae Ryoo, Jong-Kun Park, Eui-Sun Kim, Tae-Gon Kim, Chae-Joo Moon, "Visual control of an autonomous vehicle using neural networks", *IEEE Proceedings of the IECON'96*, 1996, pp.1064-1069.
- [14] P. G. Luebbers, and A. S. Pandya, "Vision-based path following by using a neural network guidance system", *Journal of Robotic Systems*, Vol. 11, No. 1, pp. 55-66, 1994.
- [15] Shumeet Baluja, "Evolution of an artificial neural network based autonomous land vehicle controller", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B : Cybernetics*, Vol. 26, No. 3, June 1996.

## 저 자 소 개



### 류영재 (柳泳材)

1968년 1월 9일생. 1991년 2월 전남대 공대 전기공학과 졸업. 1993년 2월 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 2월 동 대학원 전기공학과 박사과정 수료. 현재 금호정보통신연구소 주임연구원.



### 홍재영 (洪在暎)

1969년 2월 서울대 공대 전자공학과 졸업. 1969년~1973년 공군사관학교 전자공학과 교관. 1982년 University of Texas at Austin 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 금호정보통신연구소 연구위원.



### 임영철 (任永徹)

1953년 4월 23일생. 1975년 2월 전남대 공대 전기공학과 졸업. 1977년 2월 고려대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1990년 2월 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 전남대 공대 전기공학과 교수. 당 학회 편집위원.