

## 지능형 차량 추돌 경고 시스템의 경고 알고리즘 개발

### Development of Warning Algorithm for Intelligent Vehicle Collision Warning System

°한형석\*, 김명수\*, 이은경\*, 이석\*\*

\* 부산대학교 생산기계공학과

\*\* 부산대학교 기계공학부

**Abstracts** : In order to improve vehicle safety, collision warning systems have been proposed by many researchers. This paper presents several algorithms to determine the degree of rear end collision by using fuzzy logic and neural networks. In order to provide realistic data for the algorithm design, a data collection system has been installed on a passenger car.

**Keywords** : Neural network, Fuzzy, Collision warning system

#### 1. 서론

최근 차량 대수의 급증에 따른 차량에 대한 관심 및 투자의 확산과 특히 주행중 안전에 대한 요구가 증가됨에 따라 운전자 및 차량의 안전에 관련된 장치의 투자가 활발히 이루어지고 있다. 이러한 흐름에 발맞추어 본 연구에서는 주행시 추돌 위험을 판단·경보해주는 추돌 경고 시스템의 경고 알고리즘을 개발하였다.

추돌 경고 시스템은 에어백과 같이 교통 사고 이후 운전자와 승객의 안전을 보호해 주는 것이 아니라 교통 사고에 대한 위험을 운전자에게 미리 경보해 줌으로써 교통사고를 미연에 방지해 주는 장치이다. 이러한 추돌 경고 시스템은 위험 상황시 위험 정보만을 운전자에게 할 뿐 브레이크 시스템의 직접 제어하지는 않는다. 왜냐하면 브레이크 시스템을 위험 상황에 따라 직접 제어하도록 구성된 추돌 방지 시스템은 위험시 자동적으로 브레이크를 작동시키기 때문에 매우 이상적인 시스템이지만 이러한 시스템이 위급한 상황에 정확하게 작동할 가능성은 실용성의 측면에서 볼 때 매우 적기 때문이다.

본 연구에서는 이러한 추돌 경고 시스템의 위험 경보를 어떠한 방식으로 하는것이 가장 적합한가를 결정하기 위해서 그림 1과 같이 교통사고의 가장 많은 부분을 차지하고 있는 전방 추돌 경보에 대한 알고리즘을 구성하였다.[4]



그림 1 차량의 위치에 따른 교통 사고 확률  
Fig 1. The probability of traffic accident

#### 2. 차량 추돌 경고 시스템과 주행 실험의 구성

본 연구에서 개발중인 차량 추돌 경고 시스템은 그림 2와

같다. 그림 2의 추돌 경고 시스템은 전방 경고 센서 시스템과 전방 센서 시스템으로는 부족한 환경의 인식, 기후 조건 등의 정보를 제공해 주는 Vision 센서 시스템, 측방 경고 센서 시스템, 그리고 후방 경고 센서 시스템으로 구성된다. 본 연구에서는 이들 센서 시스템 중 가장 핵심부분인 전방 경고 센서 시스템에 대한 다양한 추돌 경고 알고리즘을 구성하고 이들을 비교·검토하고자 한다.

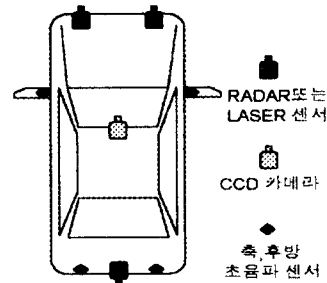


그림 2 차량 추돌 경고 시스템

Fig 2. Vehicle collision warning system

전방 추돌 경고 알고리즘을 구성하기 앞서 실제 도로 주행 실험을 통해서 운전자의 경험을 통한 추돌 위험 정도의 정보를 수집하였다. 실험을 위한 장비의 구성은 그림 3과 같다. 그림 3의 레이저 센서는 전방의 감지 대상 차량과의 거리를 측정하고 레이다 센서는 자차 속도와 감지 대상 차량의 속도를 측정한다. 또한 주행 중 운전자가 느끼는 위험 정도를 측정하기 위해서 그림 3과 같이 브레이크 페달에 로드셀을 부착하고 브레이크 페달을 밟는 힘을 측정하여 위험 정도에 대한 데이터를 수집하였다. 이렇게 얻어진 실차 데이터(자차속도, 감지 대상 차량의 속도, 차간 거리)의 동기화를 위해서 그림3과 같이 캠코더를 사용해서 각 센서의 출력 디스플레이부를 영상으로 처리하였다

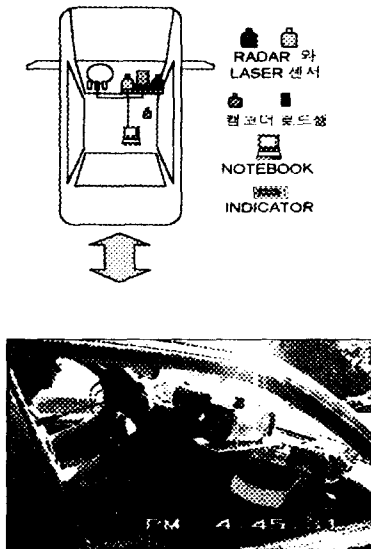


그림 3 데이터 수집 주행 실험  
Fig 3. Road test for data collection

### 3. 전방 추돌 경고 알고리즘

지능형 추돌 방지 시스템의 핵심기능인 전방 추돌 경보를 위하여 전방 센서로부터 얻어지는 차간거리와 상대속도에 근거하여 추돌 여부와 안전도를 산출해야한다. 추돌 여부만을 산출해 내는 기존의 안전거리 식에 의한 추돌 경고 알고리즘은 식 1과 같다[4]. 이는 차간거리가 안전거리보다 적으면 추돌의 위험이 존재한다고 보고 운전자에게 경보한다.

$$d \text{ (safety distance)} = v_m t_r + \frac{v_m^2}{(2a_m)} - \frac{v_i^2}{(2a_i)} \quad (1)$$

$v_m$  : 추돌 방지 시스템 차량의 속도(m/s)

$v_i$  : 감지 대상 차량의 속도(m/s)

$a_m$  : 추돌 방지 시스템 차량의 최대 감속도 (6.0m/s<sup>2</sup>)

$a_i$  : 감지 대상 차량의 최대 감속도 (6.5m/s<sup>2</sup>)

$t_r$  : 반응 시간 (1.5sec)

여기서 사용된 안전거리 식은 추돌의 상황을 최악의 상황, 즉 전방의 감지 대상 차량이 갑자기 급정지를 하고 뒤에 따라가던 자차가 이를 감지한 후 급정지할 경우에 대해서 추돌 하지 않을 최소의 거리를 계산한다. 이러한 알고리즘은 단순히 추돌의 유·무만을 운전자에게 전달하기 때문에 단 1%의 추돌 위험 상황에 대해서도 모두 경보를 함으로써 오경보율이 높아지고 추돌 위험 정도를 전혀 알 수 없다는 단점이 있다. 이러한 추돌 위험 정도를 경보율의 크기와 주기를 달리함으로써 운전자에게 경보하기 위해 본 연구에서는 3-1~3-4절에 걸쳐 다양한 경고 알고리즘을 소개하였다.

#### 3-1. 추돌 에너지에 의한 추돌 경고 알고리즘

추돌 에너지에 의한 추돌 경고 알고리즘은 추돌시 추돌 에너지를 계산하는 에너지 식에 의해서 얻어진 결과를 바탕으로 추돌 위험 정도를 운전자에게 경보해 준다. 추돌시 에너지는 차간거리가 식 1에서 계산된 안전거리보다 작을 경우에 대해서 식 2와 3과 같이 계산된다.

$$d_2 - d_1 = d \Rightarrow t \left( d_1 = v_i t - \frac{a_i t^2}{2}, d_2 = v_m t - \frac{a_m (t - t_r)^2}{2} \right) \quad (2)$$

$$E = 0.5m(v_m^2 - v_i^2) \Leftrightarrow v_m' = v_m - a_m t, v_i' = v_i - a_i t \quad (3)$$

E : 추돌 에너지, m : 질량, d : 차간 거리,  $t_r$  : 반응시간

$v_m, v_i'$  : 추돌시 자차 및 전방 차량의 속도

$d_1, d_2$  : 자차 및 전방 차량의 t시간 동안의 감속 거리

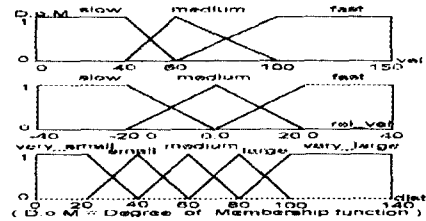
$a_m, a_i$  : 자차 및 전방 차량의 가속도(6.0, 6.5m/s<sup>2</sup>)

이러한 알고리즘은 추돌 위험도에 따라 경보를 달리함으로써 운전자가 주행중 위험에 대처 할 수 있게 해 준다.

#### 3-2. 퍼지 논리를 이용한 추돌 경고 알고리즘

본 절에서는 인간의 운전 경험을 바탕으로 경고 여부를 판단할 수 있는 추돌 경고 시스템의 구성을 위해서 퍼지 논리를 도입하였다. 이러한 퍼지 추돌 경고 알고리즘은 안전거리 식에 의한 추돌 경고 알고리즘에서와 같이 추돌 방지 시스템이 장착된 차량의 속도와 추돌 감지 대상 차량의 속도에 대해 현재의 차간거리와 비교했을 때 충분히 안전하지 아닌지를 판단해서 경보의 정도, 즉 안전도를 결정한다. 따라서 이러한 퍼지 경고 알고리즘은 추돌 방지 시스템이 장착된 차량의 속도, 감지 대상 차량의 상대 속도, 차간거리를 퍼지입력으로 하고 안전도를 퍼지 출력으로 해서 퍼지 시스템을 구성하게 된다. 여기서 얻어진 퍼지 출력의 결과값을 가지고 주행중 위험 상황의 정도를 운전자에게 전달해 준다. 퍼지 추돌 경고 알고리즘의 각 입력 및 출력에 대한 소속 함수(membership function)는 그림 4와 같다. 이들 소속 함수에 대한 퍼지 규칙(fuzzy rule)의 수는 가능한 모든 조합인 45(3×3×5)개의 퍼지 규칙을 가진다. 하지만 이들 중 하나 또는 두 개의 언어변수에 대해서 나머지와는 관계없이 어떤 값으로 사상되는 규칙들이 존재한다. 표 1의 운영 처리된 부분들이 이러한 규칙들이고 이러한 규칙들을 다시 정리해서 19개의 퍼지 규칙으로 나타내었다. 여기서 ()의 수는 0에서 18까지의 퍼지 규칙 번호를 나타낸다.

퍼지 추론은 max-product 추론법을 사용하였고 무게중심법의 디퍼지(defuzzy)법을 사용하였다.



(a) 입력 (자차 속도, 전방 차량의 상대 속도, 차간 거리)



(b) 출력 (추돌 안전도)

그림 4. 퍼지 추돌 경고 알고리즘의 소속 함수

Fig 5. Membership function of fuzzy collision warning system

표 1 퍼지 추돌 경고 알고리즘의 퍼지규칙 (vel: 추돌 방지 시스템 차량의 속도, vel\_rel: 감지 차량의 상대 속도, dist: 차간거리)

Table 1. Fuzzy Rule for fuzzy collision warning system

vel \ dist	VERY SMALL	SMALL	MEDIUM	LARGE	VERY LARGE
SLOW	WARN (0)	SAFE (1)	SAFE (2)	SAFE (3)	SAFE (4)
MEDIUM	MEDIUM (5)	SAFE (6)	SAFE (7)	SAFE (8)	SAFE (9)
FAST					SAFE (10)

(a) vel = SLOW

vel \ dist	VERY SMALL	SMALL	MEDIUM	LARGE	VERY LARGE
SLOW	WARN (0)	MEDIUM (11)	SAFE (12)	SAFE (3)	SAFE (4)
MEDIUM	WARN (13)	MEDIUM (14)	SAFE (7)	SAFE (8)	SAFE (9)
FAST					SAFE (10)

(b) vel = MEDIUM

rel vel dist	VERY SMALL	SMALL	MEDIUM	LARGE	VERY LARGE
SLOW	WARN (6)	WARN (15)	MEDIUM (16)	SAFE (3)	SAFE (4)
MEDIUM	WARN (17)	MEDIUM (18)	SAFE (7)	SAFE (8)	SAFE (9)
FAST	SAFE (10)				

(c) vel = FAST

### 3-3. 뉴럴 네트워크를 이용한 충돌 정보 알고리즘

본 절에서는 주행시 운전자가 위험을 감지한 후 브레이크를 밟는 힘을 측정하는 실제 주행 실험을 통해서 인간의 운전 경험을 바탕으로한 차량 충돌 위험 데이터를 수집하고 이를 기초로 백프로퍼게이션 뉴럴 네트워크(Backpropagation Neural Network)를 구성함으로써 보다 실제적인 정보를 출력하는 알고리즘을 개발하였다.

본 연구에서는 뉴럴 네트워크의 학습 정보군을 얻기 위해서 그림 3의 실제 주행 실험을 통해서 자차의 속도(50~120km/h), 상대속도(-40~40km/h), 차간거리(10~120m)에 대한 브레이크 페달을 밟는 힘의 180개 데이터를 구할 수 있었다. 이렇게 얻어진 정보군을 -1×브레이크페달을 밟는 최대힘으로 나눔으로써 -1과 1사이로 정규화를 시켰다. 이렇게 얻어진 값을 안전도로서 그림 5에 나타내었고 이를 완전한 학습 정보군으로 설정하였다. 이렇게 얻어진 학습 정보군을 가지고 백프로퍼게이션 뉴럴 네트워크 알고리즘을 이용한 신경망 차량 충돌 정보 알고리즘을 구성하였다. 입력층은 자차속도, 상대차 속도, 차간거리의 3개의 노드로 구성되고 중간층은 40개의 노드로써 구성된다. 출력층은 1.0에서 -1.0의 값을 가지는 안전도를 출력하는 하나의 노드로 구성된다. 이렇게 구성된 네트워크는 그림 6과 같다.

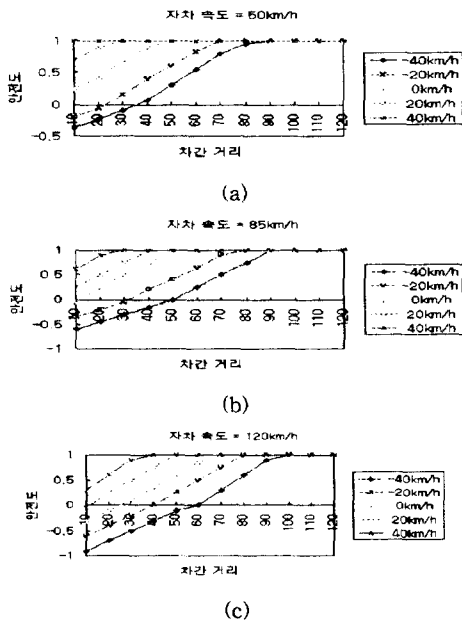


그림 5. 자차속도, 상대속도, 차간거리에 대한 실제 안전도  
Fig 5. Real safety degree related to vel., relative vel, dist

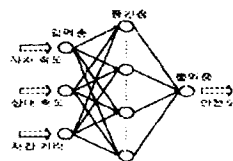


그림 6. 차량 충돌 정보 알고리즘을 위한 뉴럴 네트워크  
Fig 6. Neural network for vehicle collision warning system

이러한 뉴럴 네트워크는 학습을 통해서 이루어지는 인간의 사고와 유사한 알고리즘이지만 수렴에 종종 실패하고 지역 최소값(Local Minima)에 봉착할 가능성이 있다. 또한 초기의 상태를 어떻게 선택하느냐에 따라 수렴의 정도가 달라지는 단점이 있다.

### 3-4. 뉴로 퍼지 논리를 이용한 충돌 정보 알고리즘

3-2절의 퍼지 시스템은 인간의 경험에 근간을 두고 근사적으로 소속함수를 정의함으로써 정보 알고리즘을 구성하였다. 하지만 이러한 알고리즘의 소속함수들은 어떤 실제적인 정보를 바탕으로 정확하게 구성된 것이 아니기 때문에 입력값에 대해서 근사적인 출력값만을 제공하여 준다.

본 절에서는 실제적인 정보에 기초를 둔 보다 정확한 소속함수를 정의하기 위해서 뉴럴 네트워크를 도입하였다. 퍼지의 언어변수를 표현하는 각 소속함수들은 좌·우 경계값을 정의함으로써 표현되어진다. 따라서 백프로퍼게이션 뉴럴 네트워크 알고리즘을 통해서 입력값에 대한 출력값의 오차를 줄여가는 방향으로 조건부(입력)의 이러한 파라미터(좌·우 경계값)를 조정함으로써 보다 정확한 퍼지 알고리즘을 구성할 수 있다.

퍼지의 조건부 소속함수를 학습시키기 위해서 그림 7과 같이 퍼지 시스템을 뉴럴 네트워크의 형태로 나타내었다[1]. 초기의 퍼지 소속 함수 및 규칙은 3-3절의 퍼지 시스템과 동일하다. 그림 7의 n층은 입력층으로 자차속도, 상대차의 상대 속도, 그리고 차간거리를 입력으로 하며 m층은 조건부 소속함수의 각 언어변수를 나타낸다. m층 노드의 활성화함수는 각 언어변수와 일치하는 소속함수이며 자차 속도와 상대 속도의 소속함수일 경우 식 4, 5와 같으며 차간거리의 소속함수는 6과 같다.

$$N(x) = \begin{cases} [x - a_j] / [a_{j+1} - a_j] & a_{j+1} \geq x \geq a_j \\ [a_{j+2} - x] / [a_{j+2} - a_{j+1}] & a_{j+1} \geq x \geq a_j \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (j=0, 1, 2) \quad (4)$$

$$N(x) = \begin{cases} [x - b_j] / [b_{j+1} - b_j] & b_{j+1} \geq x \geq b_j \\ [b_{j+2} - x] / [b_{j+2} - b_{j+1}] & b_{j+1} \geq x \geq b_j \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (j=0, 1, 2) \quad (5)$$

$$N(x) = \begin{cases} [x - c_j] / [c_{j+1} - c_j] & c_{j+1} \geq x \geq c_j \\ [c_{j+2} - x] / [c_{j+2} - c_{j+1}] & c_{j+1} \geq x \geq c_j \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (j=0, 1, 2, 3, 4) \quad (6)$$

여기서  $a_j, b_j, c_j$ 는 소속함수의 각각의  $j+1$ 번째 경계값을 나타낸다. 1층은 퍼지 규칙을 나타내는 층으로 각 노드들의 활성화함수는 min함수이다. k층은 퍼지 추론부로 각 노드들의 활성화함수는 max함수이다. j층은 디퍼지를 수행하는 층으로 활성화함수는 식 7과 같다[2]. 이렇게 뉴럴 네트워크의 형태로 구성된 퍼지 시스템은 소속함수들의 각 파라미터들을 반복 학습을 통해 식 8~15와 같이 퍼지출력에 대한 실제 주행 실험에서 얻어진 정보의 오차를 줄여가는 방향으로 조정한다[3]. 그림 8은 수정된 퍼지 시스템의 조건부 소속함수를 보여주고 있다.

$$o_j = \sum_{k=1}^n o_{jk} w_k A_k / \sum_{k=1}^n o_k A_k \quad (7)$$

$A_k, w_k$ : 출력층의 각 소속함수의 면적 및 면적중심

$$E = 0.5 \times \sum_j (t_j - o_j)^2 \quad (8) \quad -\partial E / \partial o_j = -(t_j - o_j) \quad (9)$$

$$\epsilon_k = -\partial E / \partial o_k = -\partial E / \partial o_j \times \partial o_j / \partial o_k \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \Delta a_j &= -\eta \partial E / \partial a_j = -\eta \sum_k \partial E / \partial o_k \times \partial o_k / \partial a_j \\ &= -\eta \sum_k \epsilon_k \sum_m \partial o_m / \partial o_j \times \partial o_m / \partial a_j \quad (j=1, 2, 3, 4) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\Delta b_j = -\eta \times \partial E / \partial b_j \quad (j=1, 2, 3, 4) \quad (12)$$

$$\Delta c_j = -\eta \times \partial E' / \partial c_j \quad (j=1,2,3,4,5,6) \quad (13)$$

$$\partial \alpha_i / \partial \alpha_i = w_{ik} \quad (14) \quad \partial \alpha_i / \partial \alpha_{im} = w_{mi} \quad (15)$$

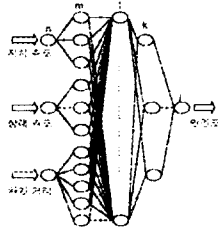


그림 7 Neuro-Fuzzy System의 구성  
Fig 7. Construction of Neuro-Fuzzy System

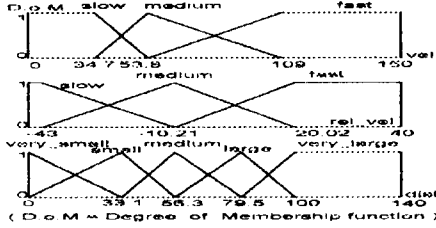
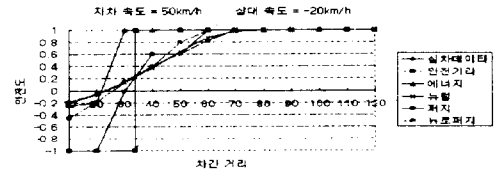


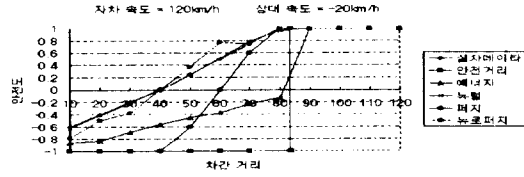
그림 8. 뉴럴 네트워크에 의해서 수정된 각 조건부의 소속 함수  
Fig 8. Modified membership function with neural

#### 4. 제안된 경보 알고리즘의 비교

3-1~4절을 통해서 구성된 각 알고리즘을 비교·검토하기 위해서 차차의 속도가 50, 120km/h이고 차차에 대한 감지 대상차의 상대속도가 -20km/h일 경우 차간 거리에 대한 각 알고리즘의 안전도를 그림 9와 같이 나타내었다. 그림 9를 통해서 뉴럴 네트워크와 뉴로-퍼지를 이용한 정보 알고리즘이 실제 주행 실험에서 얻어진 데이터와 가장 근접해 있음을 알 수 있다. 또한 안전 거리의 경우 실제 수집된 데이터와 인공지능을 기초로 구성된 알고리즘이 수학적 가정을 통해서 얻어진 알고리즘보다 짧은 것을 알 수 있다. 이는 안전거리식과 에너지식을 통해서 구성된 알고리즘은 추돌의 최악의 상황, 즉 전방의 감지 대상 차량이 급정지를 하고 차차가 이를 감지한 후 급정지한다는 상황을 기준으로 구성되었기 때문이다. 실제 주행 실험을 통해서 얻어진 데이터를 기준으로 평가해 볼 때 기존의 이론적 가정을 통한 수학적 표현에 의해서 얻어진 알고리즘은 충분한 최대 안전거리를 확보함으로써 안전성에 있어서는 매우 우수하지만 추돌 경보의 효율이 인간의 경험을 기초로 구성된 3-2~4절의 알고리즘에 비해 떨어지고 오경보의 가능성이 높음을 알 수 있다. 3-3절의 뉴럴 네트워크 시스템은 선별된 학습 데이터군을 학습시키는데 수천·수만번의 반복 훈련이 필요하기 때문에 시간적 손실이라는 결점이 존재한다. 하지만 3-2절의 퍼지 시스템은 퍼지 규칙이 설정되고 나면 수리적인 모델을 설정할 필요없이 직접 입력에 대해 퍼지 추론을 통한 출력을 얻을 수 있다. 따라서 퍼지 시스템은 뉴럴 네트워크 시스템에 비해 수치적 계산시간이 훨씬 적다. 하지만 퍼지 시스템의 경우 정확한 출력을 위한 소속함수를 결정하는데 어려움이 존재한다. 이러한 어려움을 극복하기 위해서 3-4절과 같이 퍼지 출력이 학습 데이터와 일치하도록 뉴럴 네트워크를 정확한 소속함수 설정에 도입하였다. 이와 같이 퍼지와 뉴럴 네트워크의 장점을 통합함으로써 좀더 정확한 시스템을 구축할 수가 있었다.



(a)



(b)

그림 9. 차간 거리에 대한 각 알고리즘의 안전도  
Fig 9. Safety degree of each algorithm related to distance.

#### 5. 결론

기존의 추돌 경보 시스템은 추돌 위험 발생시 단순히 추돌 위험의 유·무만을 운전자에게 경보하는 것이었다. 본 연구에서는 추돌 위험의 유·무뿐만 아니라 운전자가 현 주행 상황이 얼마만큼 위험 또는 안전한 지를 파악해서 위험에 충분히 대처 할 수 있는 경보 알고리즘을 개발하였다.

또한 도로 주행 실험을 통해서 운전자의 운전 습성에 기초를 두고 운전자의 판단에 따른 위험 정도의 정보를 수집하였다. 이러한 정보들을 기초로 퍼지 및 뉴럴 네트워크와 같은 인공 지능 알고리즘을 이용해서 보다 실제적인 추돌 경보 알고리즘을 구성하였다.

본 연구의 추돌 경보 시스템은 운전자의 전방 주시 소홀, 졸음등 운전자의 부주의에 대한 사고 위험 경보에 초점을 둔 시스템이다. 따라서 전방에서 갑작스럽게 차량이 튀어나 온다거나 하는 급박한 상황에 대해서는 경보의 효율성이 떨어진다라는 단점이 존재하게 된다. 또한 도로상에서 경보의 영역을 직선도로에만 국한시켰고 도로 상태 및 기상 상태에 대해서 고려하지 않았다는 문제점이 남아있다.

이러한 추돌 경보 시스템의 상용화를 위해서는 속도 및 거리에 대한 정보를 정확하게 측정하는 센서들의 개발이 기술적인 측면뿐만 아니라 경제적인 측면에서 활발히 이루어져야 할 것이다.

#### 참고문헌

[1] J.-S.R. Jang, and C.-T. Sun, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, U.S.A., 1997  
 [2] Bart Kosko, "Neural Networks and Fuzzy System", Prentice Hall, U.S.A., 1992  
 [3] Keon-Myung Lee, Dong Hoon Kwak, and Hyung Lee Kwang, "Fuzzy Inference Neural Network for Fuzzy Model Tuning", IEEE Transaction On Systems, Mans, and Cybernetics - Part B: Cybernetics Vol 26. No 4, 1996  
 [4] Walter Ulke, Rolf Adomat, and Karlheinz Butscher(TEMIC GmbH), Wolfgang Lauer(Diamler Benz AG), "Radar Based Automotive Obstacle Detection System", SAE Transactions Journal of Passenger Cars, Section 6, part II, pp.1224~1236, 1994.