



# 차량 제동거리 예측을 통한 보강된 전방 추돌 경고 시스템

김종원\*, 조정호\*\*

## Augmented Forward Collision Warning System Based on Prediction of Vehicle Braking Distance

Jongwon Kim\*, Jeongho Cho\*\*

본 연구는 순천향대학교 학술연구비 지원으로 수행되었음

### 요 약

최근 자율 주행 자동차가 주목받음에 따라 차량에 탑재되는 다양한 센서를 기반으로 한 지능형 운전자 보조 기술이 크게 발전되고 있다. 자율 주행 차량의 핵심기술로서 여러 유형의 거리 감지 센서의 정보를 기반으로 전방 차량 및 주행 차선을 감지하여 사고를 예방하는 전방 추돌 경고 시스템이 있으며, 이때 활용되는 센서는 주행 안전과 직결됨으로써 높은 신뢰성과 안정성이 보장되어야 한다. 하지만, 현재 개발 및 상용화 중인 전방 추돌 경고 시스템의 센서는 단독으로 운영될 경우 센서의 오동작 또는 실제 주행 환경에서 발생하는 다양한 잡음에 취약할 수 있다는 한계가 존재한다. 이에, 본 논문에서는 차량 제동거리 예측을 위해 신경망을 활용하였으며 시스템의 이상 유무 판단을 통해 사고를 예방함으로써, 전방 추돌 경고 시스템의 신뢰성 향상을 목표로 하였다. 차량 제동거리 모델을 기반으로 한 모의실험을 수행한 결과 제안된 예측 시스템은 기존 제동거리 모델과 비교하여 외부 잡음에 대한 강인함과 우수성을 확인할 수 있었다.

### Abstract

The recent attention paid to autonomous vehicles has led to a major improvement in intelligent driver assistance technology based on a variety of sensors mounted on the vehicles. As a core technology of an autonomous vehicle, there is a forward collision warning system (FCWS) that detects accidents by sensing forward vehicles and driving lanes based on information of various types of distance detection sensor whose stability must be ensured. However, there is a limitation that the sensor of the FCWS, which is currently being developed and commercialized, may be vulnerable to malfunction of the sensor or various noise generated in the actual driving environment when operated alone. In this paper, we used neural network to predict the vehicle braking distance and aimed to improve the reliability of the FCWS by preventing the accident by judging the abnormality of the system. As a result of simulation, the proposed prediction system can confirm the robustness and superiority to the external noise compared with the existing mathematical braking distance model.

### Keywords

autonomous driving, forward collision warning system, neural network, braking distance predictor

\* 순천향대학교 전기통신시스템공학과  
- ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8196-1089>  
\*\* 순천향대학교 전기공학과 조교수(교신저자)  
- ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-5162-1745>

· Received: Jan. 09, 2018, Revised: Feb. 26, 2018, Accepted: Mar. 01, 2018  
· Corresponding Author: Jeongho Cho  
Dept. of Electrical Engineering, Soonchunhyang University, Asan, Korea  
Tel.: +82-41-530-4960, Email: [jcho@sch.ac.kr](mailto:jcho@sch.ac.kr)

## 1. 서 론

4차 산업혁명은 로봇이나 인공지능을 통해 실제와 가상이 통합되어 사물을 자동적, 지능적으로 제어할 수 있는 가상 물리 시스템의 구축이 기대되는 산업상의 변화를 일컫는다[1]. 4차 산업혁명의 미래 산업으로 거론되고 있는 분야 중엔 운전자의 조작 없이도 스스로 도로 상황을 인식 및 판단하여 목적지에 도착할 수 있는 자율 주행 자동차가 있으며, 구글이 ‘Waymo’ 프로젝트를 통해 개발과 상용화라는 화두를 공표한 이후, 2009년 실제 도로 주행에 성공하면서 전 세계적으로 급격한 발전의 흐름 속에 있다[2]. 자율 주행 자동차에 탑재되는 핵심기술 중 하나는 운전자 보조 시스템(ADAS, Advanced Driver Assistance System)으로, 도로의 차선을 추적하기 위한 조향 제어, 충돌에 대한 경고, 원활한 교통의 흐름과 충돌 방지를 위한 속도제어 등을 들 수 있다[3].

특히, 그림 1의 전방 충돌 경고 시스템(FCWS, Forward Collision Warning System)는 최근 가장 광범위하게 연구되는 분야로서, 전방 차량 검출과 차량과의 거리를 측정하여 운전자가 전방을 미 주시하거나 부주의하여 발생할 수 있는 충돌을 미연에 방지 및 회피하여 사고를 예방한다. 조향 제어, 충돌에 대한 경고 등 다양한 ADAS 기술에 응용되는 데이터는 정보의 특성에 따라 크게 메가 데이터와 마이크로 데이터로 나눈다. 메가 데이터는 교통량, 구간별 차량의 평균 속도, 실시간으로 발생하는 사건, 사고 등을 네트워크 기반으로 공유하는 정보이며, 마이크로 데이터는 개별적인 차량으로부터 수집된 장애물 탐지, 차간 거리, 속도 등의 정보이다[4]. 이때 마이크로 데이터의 수집은 레이더, 레이저 스캐너, 영상 카메라 등 다양한 센서의 활용으로 얻어지지만, 각각의 센서는 독립적으로 응용될 경우, 저마다의 한계로 인해 신뢰성에 영향을 끼친다. 레이더는 정확한 차량 검출과 100m 이상의 원거리 탐지가 뛰어나지만, 정지 상태 및 근접 차량 검출의 정확성은 떨어지며. 레이저 스캐너의 경우 근접차량과 장애물 검출은 뛰어나지만, 검출 거리가 짧아 고속 주행 상황 및 원거리 차량 검출에 제약이 따르

며 타 센서와 비교하여 가격이 고가이다[5]. 영상 카메라의 경우, 가격이 저렴하고 다양한 기법으로 활용성이 높으나, 실제 주행상황에서의 빠르고 정확한 검출과 특정 색상 및 기하변수 등의 다양성 인한 제약으로 인해 신뢰성에 영향을 미친다[6].

이에, 본 논문에서는 높은 안정성과 신뢰성이 보장되어야 할 FCWS의 거리 측정 기능이 독립적인 센서를 기반으로 운영될 경우 내재하는 한계를 보강하고 전방 충돌 가능성을 보다 안정적으로 감지하기 위한 자동차 제동거리 예측 시스템을 제안한다. 기존 제안된 제동거리 예측 모델은 크게 기초 동역학 이론에 근거한 방법, 실차 실험을 통한 방법, 전산해석에 입각한 예측 방법 등이 있으나, 모두 표준화된 차량 모델에 입각한 방법으로서, 자동차 내부 구조설계, 안전 시험 등을 위한 모델이다 [7]. 따라서 제안하는 보강 시스템은 개별적인 주행 환경 데이터를 기반으로 계산되는 FCWS의 실시간 감시로서, 기존 모델을 사용하게 될 경우 예측 부정확성의 가능성에 의한 안정성과 신뢰성에 영향을 미쳐 부적절하다. 이에, 제동거리 예측 시스템 구현을 위해 신경망(NN, Neural Networks)을 고려한다. 기계학습의 한 분야인 신경망은 뇌의 구조를 모방한 기법으로써, 다양성, 복잡성, 비선형성을 갖는 문제 해결에 뛰어나 다양한 분야에서 활용되고 있다 [8]. 제안하는 예측 시스템은 이론적인 단계의 시험으로서, 신경망 기반의 차량 제동거리 예측시스템의 학습을 위해 일반적으로 사용되는 기초 동역학 모델을 기반으로 제동거리에 영향을 미치는 주요 변수인 주행속도 및 노면 상태에 따른 마찰계수와 두 변수에 의한 제동거리를 확보하였다.

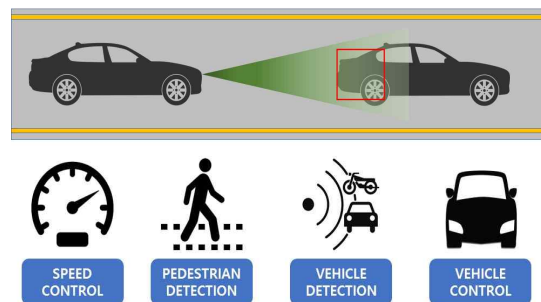


그림 1. 전방 충돌 경고 시스템 개념도

Fig. 1. Concept of forward collision warning system

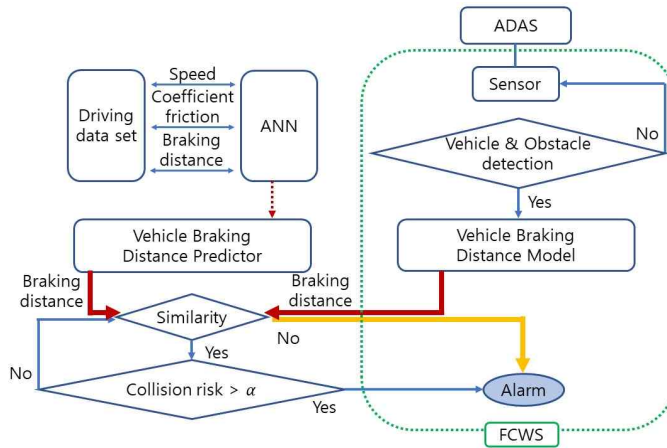


그림 2. 보강된 전방 충돌 경고 시스템 구성도  
Fig. 2. Block diagram of augmented FCWS

제안하는 보강된 전방 충돌 경고 시스템의 구성은 그림 2와 같으며, 학습된 예측 시스템의 예측된 제동거리와 FCWS의 차량 제동거리 모델로부터의 계산된 제동거리를 비교하여 시스템의 이상 유무를 판단한다. 이를 통해 센서 오동작 및 주행 잡음에 의한 전방 충돌 사고를 예방하고 FCWS의 신뢰성 향상을 목표로 하였다. 전략적 학습을 통해 제안된 예측 시스템을 최적 설계한 뒤, 기존 제동거리 모델 및 단층 구조의 예측 시스템과의 비교를 통해 예측력과 잡음에 대한 강인성을 평가하였다. 그 결과, 제안된 예측 시스템은 단층 구조의 예측 시스템과 비교하여 높은 예측력을 확보하였으며, 기존 제동거리 모델과의 비교에서도 제동거리 오차가 감소하여 외부 환경잡음에 대해 강인성이 중요해지는 고속구간에서 우수한 성능을 확인할 수 있었다.

## II. 신경망 학습

인간의 인식 과정과 신경의 상태를 수학적으로 모형화한 신경망은 패턴 분석과 비선형 문제의 최적 및 근사화에서 탁월한 성능을 갖는다. 수많은 신경망 구조 중 다층 퍼셉트론(MLP, Multi-Layer Perceptron)은 고차원 비선형 문제 해결에 뛰어난 방법으로써, 신호 처리, 제어, 음성 인식 등과 같은 다양한 분야에서 적용된다[9]. 신경망의 MLP 구조는 그림 3으로 표현되며, 입력층 노드의 출력 값  $x_i (i=1,2,\dots,L)$ 에 대한 가중치  $w_j (j=1,2,\dots,H)$ 를

합성하여 활성화 함수를 통해 연결 강도를 조절하면 은닉층 노드의 출력 값과 출력층 노드의 출력 값은 식 (1)로 표현된다.

$$z_j = f\left(\sum_{i=1}^L w_{ji}x_i + \theta\right), y_k = f\left(\sum_{j=1}^H w_{kj}z_j + \theta\right) \quad (1)$$

여기서,  $\theta$ 는 편향 값,  $f$ 는 활성화 함수,  $z_j$ 는 은닉층 노드의 출력 값,  $y_k$ 는 출력층 노드의 출력 값이다.  $f$ 는 일반적인 활성화 함수로써, 선형 포화함수를 미분 가능한 형태로 변형한  $f(\zeta) = 1/(1+e^{-\zeta})$ 의 시그모이드(Sigmoid) 함수를 사용하며, 신경망의 입출력 데이터는 크기와 범위의 다양화로 안정적이고 빠른 학습과 과포화 현상을 예방하기 위해, 필요시 데이터를 집합의 최댓값으로 나누어 0과 1 사이로 정규화 한다[10].

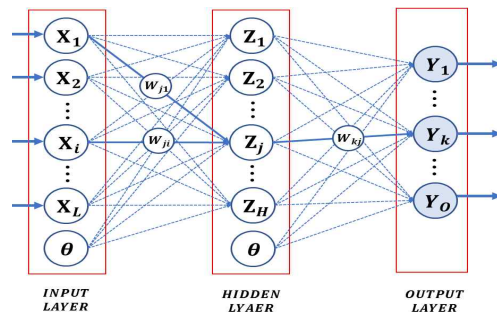


그림 3. 신경망의 구조  
Fig. 3. Structure of neural networks

신경망은 학습을 통해 활성화 함수의 출력 값과 목표값의 오차가 최소가 되도록 조정하는 최적의 매개변수를 찾아야 한다. 제안하는 시스템은 최소자승법(LS, Least Square)를 기반으로 하여 매개변수의 기울기를 효율적으로 구할 수 있는 역전파(BP, Back-Propagation) 학습 알고리즘을 사용하며, 오차 함수는  $\lambda = \sum_{k=1}^M (t_k - y_k)^2$ 로 정의된다[11]. 여기서,  $y_k$ 는 예측된 신경망의  $k$ 번째 출력 노드의 출력 값이며,  $t_k$ 는  $k$ 번째 출력 노드의 목표값이다. 오차 함수를 기반으로 신경망의 가중치가 식 (2)와 같이 갱신되며 학습속도를 결정짓는 학습률을  $\epsilon$ 로, 출력층과 은닉층의 일반화된 오차를 각각  $\delta_k$ 와  $\delta_j$ 로 정의할 때 최종적으로 식 (3)과 같이 정리된다.

$$\Delta w_{kj} \propto - \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (2)$$

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \epsilon \delta_j x_i \quad (3)$$

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \epsilon \delta_k z_j$$

### III. 차량 제동거리 예측시스템 설계

#### 3.1 차량 제동거리의 수학적 모델(VBDM)

차량의 정지거리(Stopping Distance)는 제동거리(Braking Distance)와 공주거리(Free Running Distance)로 구성되며 그림 4와 같다. 운전자가 위험을 인지한 후 브레이크를 밟아 제동이 시작될 때까지 걸리는 시간을 반응시간(Reaction Time), 반응시간 동안 이동한 거리를 공주거리라 하며, 제동이 시작된 시점부터 정지할 때까지의(Braking Time) 이동 거리로 정의된다[12].

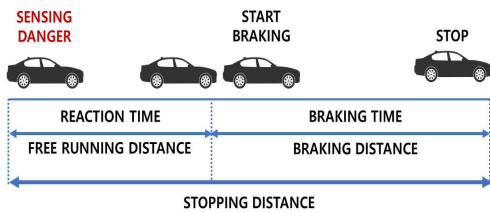


그림 4. 차량 정지거리 개념도

Fig. 4. Diagram of vehicle stopping distance

차량의 제동거리는 역학적 관계에 따라 차량의 속력과 타이어와 노면 사이의 마찰 계수가 주요 변수로 영향을 미치며, 타이어의 회전마찰력, 공기 저항, 차량 유형에 따른 제동 시스템의 종류 등에 따른 미세변수가 존재하지만, 일반적인 제동거리 모델에 존재하는 잡음의 형태로써, 고려되지 않는다[13]. 제안하는 예측 시스템의 학습 모델로는 운동 방정식을 기반으로 한 자동차의 운동 에너지 모델을 활용하였다. 뉴턴 제 2 법칙으로부터 파생된 등가속도 직선 운동에서의 차량 이동 거리는  $d_f = d_i + v_0^2 - v_f^2 / 2a$ 이며, 여기서  $d_i$  공주거리,  $v_0$ 와  $v_f$ 는 초기 속도와 나중 속도,  $a$ 는 차량과 지면과의 마찰계수  $\mu_{brake}$ 와 중력가속도  $g(9.81m/s^2)$ 의 곱이다. 공주거리와 나중 속도를 0으로 고려하여 간소화하면 차량 제동거리의 수학적 모델(VBDM, Vehicle Braking Distance Model)은 식 (4)로 정의된다.

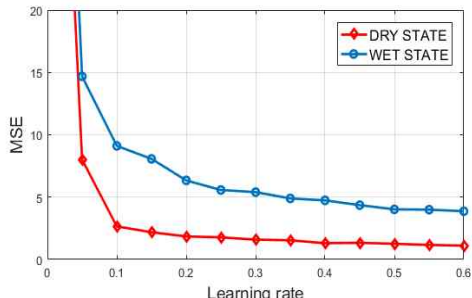
$$d_{VBDM} = \frac{v_0^2}{2g \times 3.6^2 \times \mu_{brake}} \quad (4)$$

여기서, 마찰계수는 속력과 노면의 영향을 받아 건조 및 저속에서 최대가 되며, 습윤 및 고속에서 최소가 된다. 제안된 차량 제동거리 예측 시스템의 학습 데이터는 식 (4)의 VBDM을 기반으로 하며, 속력은 자동차 2차선 이상 전용도로 기준의 50 ~ 100km/h의 범위로 한정한다. 또한 신뢰성 향상을 위해 마찰계수에 영향을 미치지 않지만 일반적으로 고려되지 않는 다양한 미세 주행 환경의 영향력을 고려하여 도로의 기울기를 나타내는 중단경사를 평지 아스팔트 최대 100km/h 속도 기준  $\pm 3\%$ 내의 무작위 값을 마찰계수에 추가한다. 본 논문에서는 결빙상태의 노면은 고려하지 않으며, 건조 및 습윤 노면 상태에 따라 분리하여 제동거리 예측 모델을 고려하였다.

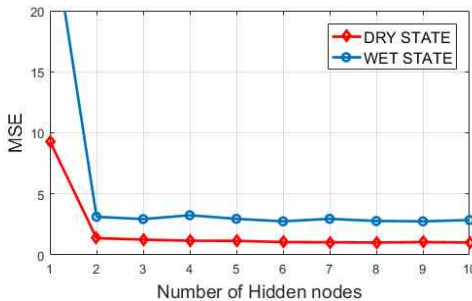
#### 3.2 신경망 기반의 차량 제동거리 예측 시스템 설계(VBDP)

차량 제동거리 예측 시스템(VBDP, Vehicle Braking Distance Predictor)의 매개변수는 문제의 복잡도와 입출력 데이터의 차원에 따른 최적값의 다양성으로

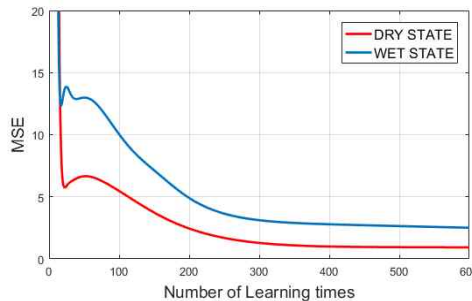
효율적인 예측을 위해서는 전략적 학습 설계가 요구된다.



(a) Learning rate



(b) Number of hidden nodes



(c) Number of learning times

그림 5. 전략적 학습을 통한 매개변수 선정

Fig. 5. Optimal parameters based on strategic learning

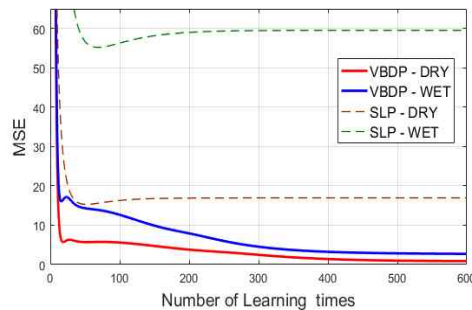
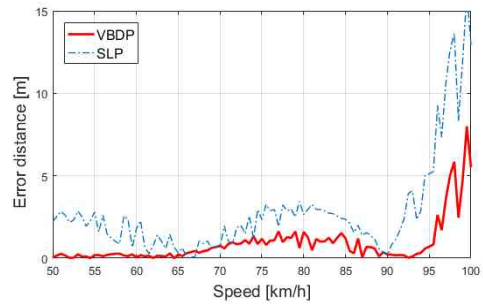


그림 6. 학습 횟수에 따른 MSE 성능평가

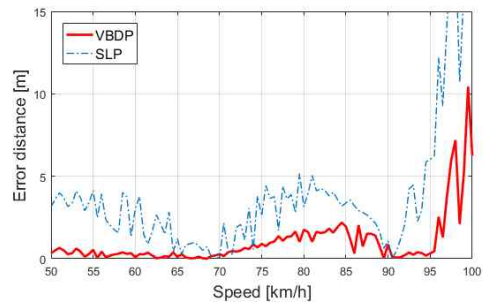
Fig. 6. Performance evaluation of MSE based on learning late

차량 제동거리 예측 시스템의 최적 설계와 성능 평가에는 예측값과 목표값의 차이가 0에 가까울수록 오차가 작음을 나타내는 지표인 평균 제곱 오차 (MSE, Mean Square Error)를 사용하며,  $MSE = E/N$ 로 정의된다. 여기서, N은 전체 데이터의 개수이다. 학습은 임의로 설정한 초깃값으로 시작하며, 그림 5를 기반으로 최적의 학습률, 은닉층, 노드 수, 학습 횟수를 구하면 VBDP는 최적화된다.

그림 5(a), (b)는 학습률과 은닉 노드 수에 따라 임의로 설정한 600번의 반복 학습 후의 MSE 값으로써, 10회의 몬테카를로 모의실험의 평균을 나타낸 것이다. 학습 속도를 결정짓는 학습률은 각 노면 상태에 따라 안정성과 감소율을 고려하면 건조 노면은 0.45, 습윤 노면은 0.55에서 최적 학습되었으며, 은닉 노드 수는 노면 상태와 상관없이 2개 이상에서 오차가 더는 줄어들지 않으므로 2개로 선정하였다. 설계된 예측 시스템의 필요 학습 횟수는 그림 5(c)를 기반으로, 건조 및 습윤 노면 모두 400회 이후 오차가 정상상태에 도달하므로 VBDP의 학습 횟수는 400회로 선정하였다.



(a) Dry state



(b) Wet state

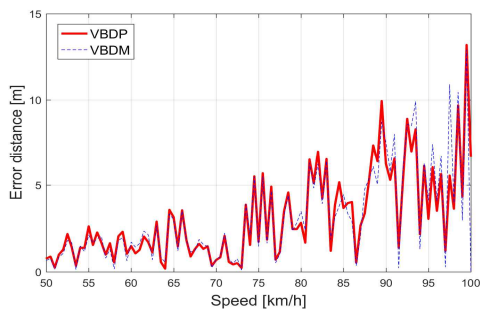
그림 7. 노면상태에 따른 예측 오차 성능평가

Fig. 7. Performance evaluation in terms of prediction error based on road conditions

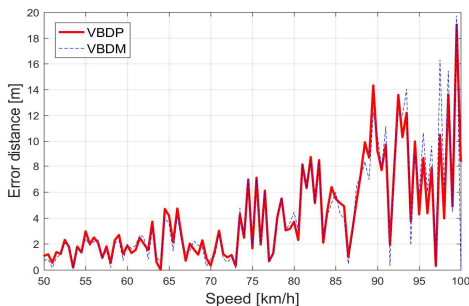
최종적으로 최적 설계된 VBDP 시스템의 MSE는 그림 6과 같이 수렴하였으며, 단층 퍼셉트론(SLP, Single-Layer Perceptron) 예측기와 비교 결과, 전체적인 학습오차는 그림 7과 같이 모든 노면 상태에서 VBDP가 매우 낮은 오차 거리를 가졌으며, 구간에 따라 최대 10배 이상 뛰어난 예측을 수행함으로써 MLP를 기반으로 한 VBDP의 우수성을 확인할 수 있었다.

### 3.3 신경망 기반의 제동거리 예측 시스템 성능평가

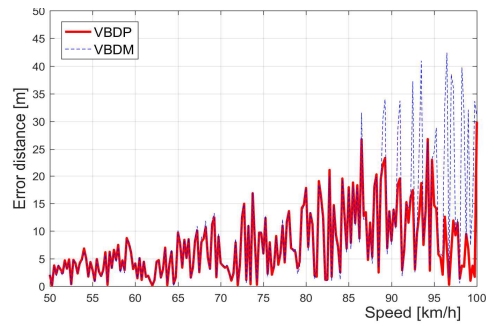
실제 주행환경은 예측 불허한 다양한 상황과 변수에 의한 잡음 발생 가능성이 존재한다. 따라서 VBDP는 단순한 수치적 예측뿐만 아니라, 잡음 환경에서의 안정성 및 강인성 또한 검증되어야 한다. 추가 검증을 위해 전략적 학습으로 최적 설계된 VBDP는 5~15%의 무작위 잡음이 포함된 테스트 데이터를 통해 표준 모델인 VBDM과의 예측 오차 거리의 비교를 통해 예측 값의 안정성 및 강인성을 평가하였다. 노면 상태에 따라  $\pm 5\%$ ,  $\pm 15\%$ 의 잡음이 입력 데이터에 포함된 경우의 예측 오차거리는 그림 8을 통해 알 수 있다.



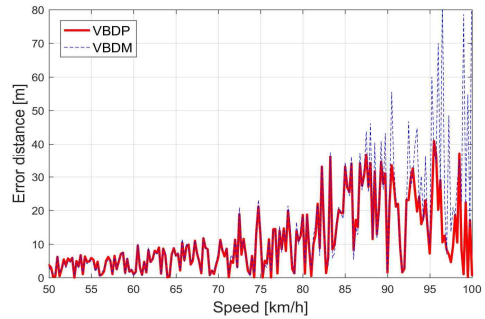
(a) 5% noise-dry



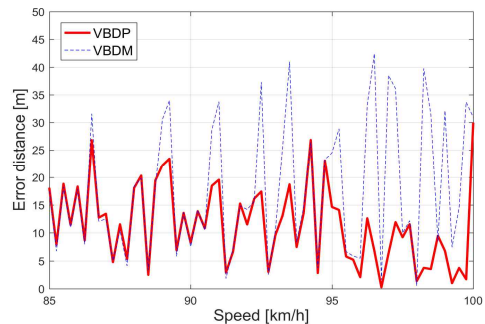
(b) 5% noise-wet



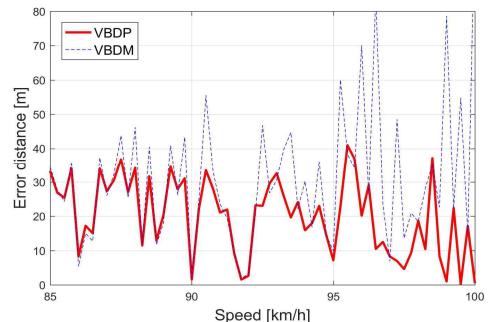
(c) 15% noise-dry



(d) 15% noise-wet



(e) 15% noise-dry-high speed



(f) 15% noise-wet-high speed

그림 8. 제안된 VBDP와 표준모델 VBDM의 잡음 환경에서의 예측성능 비교

Fig. 8. Prediction performance comparisons of VBDM and VBDP

또한 속력구간과 노면 상태, 잡음의 영향력에 따른 성능 평가 결과는 표 1과 같다.

표 1. 차량 제동거리 예측 시스템 성능평가  
Table 1. VBDP system performance evaluation

Performance Evaluation [MSE]						
Speed [km/h]	VBDP			VBDM		
	50-85	85-100	ALL	50-85	85-100	ALL
DRY						
5%	6.7	34	15	6.8	47	19
10%	26	104	50	27	151	64
15%	56	185	94	57	458	177
WET						
5%	10	73	28	11	102	38
10%	40	225	96	41	325	128
15%	88	403	181	89	1092	391

그림 8에서, VBDP 시스템은  $85\text{km/h}$  이하의 저속구간에서 노면 상태와 무관하게 1% 이내의 근사한 예측 오차 차이로 VBDM과 유사한 예측 성능을 보여주었다. 하지만  $85\text{km/h}$  이상의 고속구간에서는 25~35% 이상 차이를 보이며 VBDM 대비 VBDP의 제동거리 예측 안정성의 우수성을 확인 할 수 있었다. 특히 VBDP 시스템의 잡음 강인성은 잡음의 간섭이 높아질수록 증가하는데,  $\pm 15\%$  잡음 환경,  $85\text{km/h}$  이상 고속구간에서 노면 상태와 상관 없이 VBDM 대비 2.5배 이상 낮은 예측오차를 보여주었다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 자율주행 자동차의 핵심 기술 중, 능동적 제어단계에서 활용되고 있는 전방 충돌 경고 시스템의 센서가 단독으로 운영될 경우 발생 가능한 사고 예방을 위해 차량 제동거리 예측을 통한 보강된 전방 충돌 경고 시스템을 제안하였다. 제안된 보강 시스템은 전방 충돌 경고시스템으로부터 획득한 제동거리와 제안된 VBDP의 예측 값 비교를 통해 센서의 오동작 및 주행 환경 잡음으로 인한 시스템의 이상 유무를 판단하여 오류를 감지하도록 하였다. 제안된 예측 시스템의 예측 모델은 표준화된 모델을 기반으로 하는 기존 예측 시스템이 내포

하고 있는 개별 주행환경 데이터 예측 부정확성 문제를 극복하기 위해 기계학습의 한 분야인 신경망을 도입하였으며, 신경망 기반의 예측 모델은 전략적 학습으로 최적 설계한 뒤 모의시험을 통해 기존 차량 제동거리 모델과 예측 시스템의 성능을 비교 평가하였다. 그 결과, 실제 주행환경에서 발생할 수 있는 잡음에 대한 강인성과 제동거리가 급증하여 예측 안정성이 중요해지는 고속구간에서 제안된 제동거리 예측 시스템의 성능이 우위에 있음을 확인할 수 있었다. 제안된 차량 제동거리 예측 시스템은 모의시험을 통해 높은 예측력과 잡음 강인성이 입증되어 실제 전방 차량 충돌 경고 시스템의 보강 시스템으로서 활용을 기대할 수 있다.

#### References

- [1] K. B. Ooi, V. H. Lee, G. W. H. Tan, T. S. Hew, and J. J. Hew, "Cloud computing in manufacturing: The next industrial revolution in Malaysia?", *Expert Systems With Applications*, Vol. 93, pp. 376-394, Mar. 2018.
- [2] E. R. Teoh and D. G. Kidd, "Rage against the machine? Google's self-driving cars versus human drivers", *Journal of Safety Research*, Vol. 63, pp. 57-60, Dec. 2017.
- [3] H. S. Yu, "The Lane Departure Warning Algorithm Optimized for Automotive Black-boxes and Compact System", *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 13, No. 10, pp. 196-197, Sep. 2015.
- [4] S. Tak, S. Woo, and H. Yeo, "Study on the framework of hybrid collision warning system using loop detectors and vehicle information", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 73, pp. 202-218, Dec. 2016.
- [5] Z. Sun, G. Bebis, and R. Miller, "On-road vehicle detection: a review", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 5, pp. 694-711, May 2006.
- [6] Z. Yang and L. Pun, "Vehicle Detection Using

Imaging Technologies and its Applications under Varying Environments: A Review", Proceeding of the 2nd World Congress on Civil, Structural, and Environmental Engineering, Apr. 2017.

- [7] D. Y. Jeon, J. H. Choi, J. R. Cho, K. J. Kim, and J. S. Woo, "Braking Distance Estimation using Frictional Energy Rate", Proceedings of Mechanical Science and Technology, pp. 519-524, Apr. 2004.
- [8] L. Zhang and P. N. Suganthan, "A survey of randomized algorithms for training neural networks", Information Sciences, Vol. 364-365, pp. 146-155, Oct. 2016.
- [9] N. M. Nawi, A. Khan, and M. Z. Rehman, "A New Levenberg Marquardt Based Back Propagation Algorithm Trained with Cuckoo Search", Proceedings of the 4th International Conference on Electrical Engineering and Information, Vol. 11, pp. 18-23, Jun. 2013.
- [10] A. C. Miranda and V. M. Castano, "Smart frost control in greenhouses by neural networks models", Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 137, pp. 102-114, May 2017.
- [11] B. K. Singh, K. Verma, and A. S. Thoke, "Adaptive Gradient Descent Backpropagation for classification of Breast Tumors in Ultrasound", Procedia Computer Science, Vol. 46, pp. 1601-1609, Feb. 2015.
- [12] G. T. Taoka, "Braking Reaction Times of Unalerted Drivers", Institute of Transportation Engineers, Vol. 59, No. 3, pp. 19-21, Mar. 1989.
- [13] L. B. Fricke, "Traffic Accident Reconstruction", Northwestern Univ Center for public, Jun. 1990.

저자소개

김 종 원 (Jongwon Kim)



2018년 2월 : 한서대학교  
항공전자공학과(공학사)  
2018년 3월 ~ 현재 : 순천향대학교  
전기통신시스템공학과 석사과정  
관심분야 : 적응신호처리, 기계학습

조 정 호 (Jeongho Cho)



2004년 12월 : Univ. of Florida  
컴퓨터및전기공학과(공학박사)  
2005년 ~ 2006년 : Univ. of  
Florida 의용공학과 박사후연구원  
2006년 ~ 2007년 : 삼성전자  
책임연구원  
2007년 ~ 2014년 : 한국항공우주  
연구원 선임연구원  
2017년 3월 ~ 현재 : 순천향대학교 전기공학과 조교수  
관심분야 : 시스템 FDE, GNSS 및 보강시스템, 기계학습