

# 서포트 벡터 머신을 이용한 차량도어의 개폐 보조력 예측

양학진<sup>1</sup>, 신현찬<sup>2</sup>, 김성근<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>동양미래대학교 로봇자동화공학부, <sup>2</sup>호서대학교 대학원 기계공학과, <sup>3</sup>호서대학교 기계공학부

## Prediction of Assistance Force for Opening/Closing of Automobile Door Using Support Vector Machine

Hac-Jin Yang<sup>1</sup>, Hyun-Chan Shin<sup>2</sup>, Seong-Kun Kim<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>School of Robot & Automation Engineering, Dongyang Mirae Univ.

<sup>2</sup>Department of Mechanical Engineering, Graduate School, Hoseo Univ.

<sup>3</sup>School of Mechanical Engineering, Hoseo Univ.

**요약** 본 논문에서는 차량이 주차된 지형의 조건에 따라 적용되는 도어 개폐 보조력 예측 모델을 제시하였다. 경사도, 사용자의 힘 등의 조건에 따른 개폐력 설정을 위하여 작동 보조력에 대한 학습 모델을 구현하여 비교하였고, 예측 모델의 학습을 위하여 축소모형을 제작하여 실험을 통해 학습데이터를 얻을 수 있는 실험 모델을 구성하였다. 실제 보상력 데이터를 학습, 반영하여 적정 값을 도출할 수 있는 학습 알고리즘을 개발하고, 이를 적용할 수 있는 시스템을 개발하였다. 학습 방법 중에서 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)과 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM) 알고리즘을 적용하여 비교·검증하였다. 실제 측정값과 비교·검증한 결과, 차량의 도어 개폐 보조력 예측을 위해서 서포트 벡터 머신의 상대적으로 높은 적용성을 확인할 수 있었으며, 이 예측 모델을 활용하여 경사, 사용자의 힘에 따라 도어 개폐 구동 모터가 보상해야 할 적절한 힘을 예측하여 시간에 따라 구동함으로써 사용자가 평지와 같은 힘으로 문을 제어할 수 있는 시스템 구성을 제시하였다.

**Abstract** We developed a prediction model of assistance force for the opening/closing of an automobile door depending on the condition of the parking ground. The candidates of the learning models for the operating assistance force were compared to determine the proper force according to the slope and user's force, etc. The reduced experimental model was developed to obtain learning data for the estimation model. The learning algorithm was composed to predict the assistance force to incorporate real assistance force data. Among these algorithms, an Artificial Neural Network (ANN) and Support Vector Machine(SVM) were applied and the adaptability was compared between these models. The SVM provided more adaptability for the learning process of the door assistance force prediction. This paper proposes a system for determining the assistance force to control a door motor to compensate for the deviation of required door force in the slope condition, as needed in the plane condition.

**Keywords** : Artificial Neural Network(ANN), Assistance Force, Mechanism, OEM Door, Support Vector Machine (SVM).

### 1. 서론

컴퓨팅 능력의 향상을 기반으로 편리성 및 안전성을

향상시키기 위한 차량용 지능형 시스템들이 활발하게 개발되어지고 있다. 국내뿐 아니라 북미와 유럽지역에서 탑승자의 편의성 및 안전성을 위한 정속 주행 장치

\*Corresponding Author : Seong-Kun Kim(Hoseo Univ.)

Tel: +82-41-540-5811 email: kimskun@hoseo.edu

Received January 18, 2016

Accepted May 12, 2016

Revised (1st March 23, 2016, 2nd April 29, 2016)

Published May 31, 2016

(Cruise Control), 보행자 에어백(Pedestrian Airbag), 충돌대응 안전시스템(Pre-Crash Safety) 등이 개발되고 있다[1-3]. 자동차 도어의 경우도 자동 슬라이딩 도어(Auto Sliding Door), 파워 어시스트 도어(Power-Assisted Door) 등이 상용화되고 있으며 자동 도어에 대한 연구가 진행되고 있다[4-7]. 하지만 일정한 속도로 개폐하는 단순 방식의 도어 시스템이나 각도에 따라 도어의 속도가 변하는 시스템에서는 힘에 대한 속도 변화가 없기 때문에 고속 동작인 경우에는 상대적으로 사고의 위험성이 높으나 저속 동작인 경우에는 응답성의 저하를 느낄 수도 있다[6-7]. 본 연구에서는 경사면에서 중력상쇄를 이용한 기존의 차량 도어의 개폐력 보조 시스템과는 다른 방식으로 시스템을 구성하여 예측 모델을 제안하고자 한다. 기존 연구에서 사용자의 힘을 고려하는 동시에 경첩의 마찰 토크를 고려한 힘 제어 보상을 추가 제안하였다.

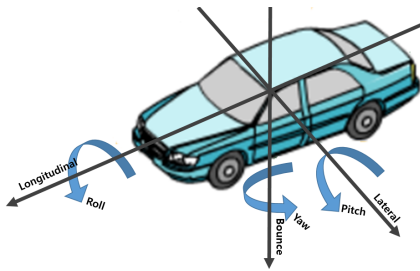


Fig. 1. Coordinate System for Door Force in Car Body.

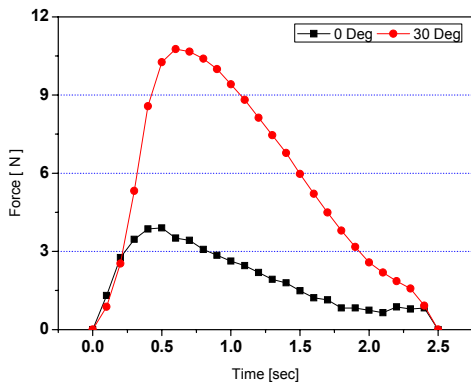


Fig. 2. Comparison of Assisted-Force between plane and slope condition

하지만 경첩의 마찰토크는 도어의 사용량 그리고 외적인 환경에 의한 오일의 양 및 상태에 따른 변수이다.

따라서 장기적인 시스템 사용의 경우 경첩의 마찰토크를 측정하는 장비의 주기적 측정이 없는 이상 도어 어시스트의 꾸준한 성능을 확보하기는 어렵다. 하지만 머신러닝의 특성을 활용하여 기존 데이터의 주기적인 업데이트와 동시 학습이 가능하도록 구성하고자 하였다. 따라서 경첩의 마찰뿐만 아닌 다른 외란요소와 관계없이 지속적인 제어가 가능하도록 도어의 동작속도를 제어하는 시스템으로 구성하였고, 기존의 제시되어진 보상법[6-7]과는 차별된 시스템을 제안하였다.

차량 제원, 차량의 도어 형상, 무게, 마찰 등과 같은 차량 설계 변수를 고려하여 예측 모델을 도출하는 것은 모터의 오작동, 작동 기간 중에 발생하는 모터의 마모 등에 의한 오차를 반영하지 않기 때문에 사용자가 필요한 보상력의 예측 값에 대한 신뢰성이 낮아질 수 있다. 따라서 실제 보상력 데이터를 학습, 반영하여 예측 값을 도출할 수 있는 학습 알고리즘을 개발하고, 이를 적용할 수 있는 시스템을 개발하고자 하였다. 이러한 학습 방법 중에서 많은 분야에서 적용된 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)과 주목받는 방법 중의 하나인 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM) 알고리즘을 비교·검증하여 신뢰성이 높은 알고리즘을 적용한 개폐력 보조 시스템을 구축하고자 하였다[8-12]. 본 논문에서는 실제 차량 모델과 유사한 1/4 축소 모형을 설계하고 학습 데이터를 얻을 수 있는 모의 실험 장치를 제작하였으며, 예측 알고리즘인 인공신경망과 서포트 벡터 머신 알고리즘을 통한 예측 결과를 비교·분석하여 서포트 벡터 머신의 우수한 신뢰성을 입증하고, 개폐 보조력에 대한 예측 알고리즘의 결론을 도출하였다.

## 2. 모의 실험 장치 설계

차량의 개폐력 보조 실험을 위한 좌표계는 Fig. 1과 같다. 평지가 아닌 경사도가 있는 지형에 주차시에는 경사도는 종(Lateral) 방향과 횡(Longitudinal) 방향의 경사도로 세분화할 수 있으며, 평지에서의 동작보다 더 많은 개폐력을 요구하는 경우도 있고, 상황에 따라 적은 힘으로 동작을 하는 경우도 발생한다. 예를 들어 횡 방향으로 30° 기울어진 경사도에 주차를 하는 경우 Fig. 2와 같이 0° (평지)보다 더 많은 힘이 요구되는 것을 알 수 있으며, 이렇게 임의의 경사도에서 필요한 힘을 예측하여 힘의 차이를 모터가 보상하여 도어 개폐를 돕는다면, 평

지와 같은 힘으로 조작 가능한 편의를 제공할 수 있다. 이에 따른 모터가 제공해야 할 개폐력에 대한 추정 모델을 구성하고자 한다.

이러한 보상력에 대한 추정 모델을 구성하기 위하여 실제 개폐 보조력에 대한 표본 데이터가 필요하며, 이러한 표본 데이터를 이용한 학습이 절대적이다. 하지만 학습 데이터베이스를 구축하기 위하여 실차에 바로 적용하는 것은 경사도 구현, 차량 도어의 각도 측정, 사용자의 힘에 대한 구현 등이 쉽지 않으므로 학습 데이터베이스의 효과적인 구축을 위하여 본 연구에서는 상사 법칙에 준한 1/4 축소 모델을 구성하여 다양한 지형의 변화조건에 대한 측정이 가능하도록 제작하였으며, 전체적인 설계 모델은 Fig. 3과 같이 구성하였다.

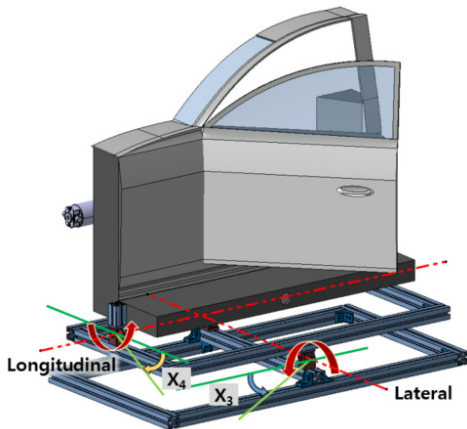


Fig. 3. Design of Learning Simulation Model for Automotive Door using 3D-CAD.

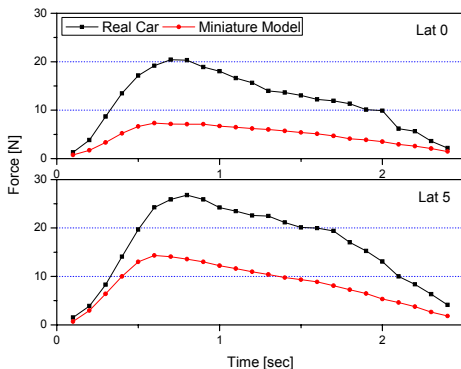


Fig. 4. Comparison of Door Operation Force between the Simulation Model and Real Car.

본 연구에서는 지형의 변화에 따른 입력 인자가 개폐 보조력 출력 값에 영향을 주는 입출력 관계를 설정하고 실험 데이터를 얻었다. 실제 지형의 변화에 가깝도록 기울어짐을 구현하기 위하여 Fig. 1의 좌표 기준으로 경사각을 종축( $X_3$ ), 횡축( $X_4$ )으로 구분하였고, 이를 적용하기 위하여 축소모형을 지지하는 프로파일을 Fig. 3과 같이 축의 회전 및 고정이 가능한 앵글 이음 브라켓(Angle Joint Bracket)을 축마다 구성하여 지형환경을 최대 종축 경사도(Lateral Slope,  $-30^\circ \leq X_3 \leq 30^\circ$ ), 횡축 경사도(Longitudinal Slope,  $-15^\circ \leq X_4 \leq 15^\circ$ )를 조절하면서 실험이 가능하도록 하였다.

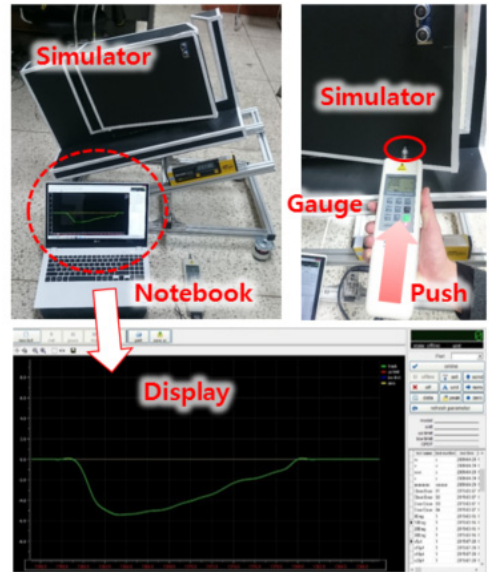


Fig. 5. Simulation Test and Measurement Device.

도어의 개폐력에 대한 중요 변수 중에 하나인 도어의 작동 시간은 짧을수록 빠른 속도를 필요하게 되며 이는 도어 작동에 있어서 힘의 증가를 의미한다. 따라서 도어의 작동 시간을 기준으로 데이터를 추출하여야 평지에서 힘과 임의의 경사상태에서의 힘의 관계를 적은 오차로 분류할 수 있을 것이라 판단하였다. 따라서 본 실험에서는 도어의 작동 시간을 7 명의 실험 대상자가 각각 20 회의 도어를 작동하는 시간을 측정하고, 이에 대한 평균 작동 시간을 계산하여 적정 시간 (2.5 초)을 선정하여 실험을 진행하였다.

실제차량의 도어를 동작하는 동안, 시간에 따른 개폐력의 변화 추이가 축소 모델과 유사함을 판별하기 위한

상관관계의 입증을 위해서 몇 가지 경사 상황에서 실제 차량의 힘 변화를 측정·비교하였다. 힘 데이터의 측정은 푸쉬풀 게이지 (Push-pull Gauge)를 이용하였으며, 각 조건은 완만한 횡측 경사 5° 시, 도어가 닫힐 때를 기준으로 축소 모델과 같은 경사도에서 실험하였으며, Fig. 4에서 보이는 바와 같이 축소모형과의 일관된 경향을 보이는 연관성을 검증하였다.

모의실험장치로부터의 힘 측정방법은 Fig. 5와 같다. 작동 시간동안 0.1 초 간격으로 힘이 측정되었으며, 초기 힘 0 인 경우를 제외한 1회 24구간의 데이터를 얻었다. 이를 각 경사 당 50회 측정 한 후, 적절한 증가와 감소를 보이는 최적의 실험 데이터 10개를 평균으로 경사 각 당 24 개의 데이터를 획득할 수 있었다. 횡측 경사도는 5° 간격으로 -30° 에서 30° 까지 12 개의 경사로 구분하였으며, 종측 경사도는 2° 간격으로 -10° 에서 10° 까지 11 개의 경사 조건으로 설정하였다.

횡측의 경우 양의 값을 가질 경우 내리막을 나타내며, 종측의 양의 값은 운전자 기준 왼쪽으로 치우쳐있는 것을 나타낸다. 이때, 횡·종측 서로의 양과 음의 방향이 반대일 경우 도어작동 시, 위치에 따른 자중에 의하여 힘이 적게 들거나 스스로 움직이는 경향을 보였다. 또한, 내리막길의 외부에서 도어를 닫는 경우, 모든 실험자로부터 측정한 도어의 회전축에서부터 손잡이(힘점)까지의 거리의 변화가 거의 없었으며, 손잡이와 도어 끝 사이의 거리가 5 cm 이내에서 작동을 하였다. 반면, 오르막길의 내부에서 도어를 여는 경우 힘점의 위치가 실험자마다 크게 차이가 났으며, 다른 경사도일지라도 실험자간의 힘의 크기가 비슷하게 나타나거나 같은 경사임에도 불구하고 데이터의 차이가 크게 나타나는 것을 확인 할 수 있었다. 따라서 이는 추가적인 입력인자의 필요성을 고려해야 하므로 횡측이 음의 값을 가지는 오르막 경사의 경우는 배제하여 진행하였다. 따라서 실제 경사조건에 쓰이는 데이터는 같은 방향을 가지는 가졌을 때의 총 42 가지의 경사조건에 따른 데이터를 확보하였다.

학습에 쓰일 학습 데이터로는 도어의 회전시간 ( $X_1$ ), 평지에서서의 힘 ( $X_2$ ), 종측 경사도 ( $X_3$ ), 횡측 경사도 ( $X_4$ ) 그리고 경사시의 힘 ( $Y$ )으로 선정하였다. 다양한 경사에서의 데이터를 추출하여 비교한 결과, 도어작동 시작 구간의 초기 힘과 마지막 구간의 힘의 크기 차는 미소하다고 판단되었으며, 경사와는 상관없이 증가와 감소를 보이는 불규칙한 데이터를 가지는 구간을 보였다.

따라서 앞뒤 구간 0.5 초의 데이터를 배제하고 0.5 ~ 2.0 초까지의 데이터들만 학습 데이터베이스로 구축하였으며, 그 일부를 Table. 1에 나타내었다.

Table 1. Input and Output of Learning Data and Examples of Sample Data

$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$Y$
Time [sec]	Force of 0° Slope [N]	Lateral Slope. [°]	Longitudinal Slope. [°]	Force Total [N]
0.5	6.63	0	15	12.67
0.6	3.51	25	4	22.17
1.3	1.93	30	8	23.59
0.8	7.09	0	15	13.32
1.1	2.45	5	2	8.31
1.1	2.45	10	0	12.59
1.0	2.63	20	10	23.28
1.2	6.23	0	15	15.19
0.5	3.90	10	10	13.17
1.4	5.70	0	15	15.81
1.1	2.45	30	2	25.19
1.8	0.83	25	8	16.12
1.8	0.87	10	0	8.26
1.8	4.09	0	15	15.27
2.0	0.74	20	2	7.53
2.0	0.74	20	10	13.63

### 3. 예측 알고리즘

본 연구에서의 인공신경망 및 서포트 벡터 머신 모델링을 위하여 지형의 2축 경사도, 평지에서서의 0.1 초당 도어 작동 힘 및 시간을 입력 값으로 하였고, 각 조건에 따라 도어에 작용하는 힘을 출력 값으로 구성된 학습 데이터를 이용하였다.

입력변수는 시간, 평지 힘, 종측 경사도, 횡측 경사도의 4 가지로 구성되며 출력 값은 4 가지 변수에 따른 경사시의 구간별로 필요한 힘이다. 이와 같이 학습된 알고리즘에 임의의 경사각을 주었을 때의 출력 값을 실측되어진 샘플 값과 비교하여 학습의 유효성을 검증하였다.

#### 3.1 인공신경망

본 연구에서의 인공회로망 학습 모델은 경사각과 사용자의 힘, 도어개폐를 위한 힘의 비선형적 관계를 알아내고 예측해내는 것이다. 인공신경망은 사용되어지는 활성화함수에 따라 비선형적 문제를 해결할 수 있다.

인공신경망의 구조는 Fig. 6과 같이 구성하였고 은닉

층의 뉴런 수는 8, 10, 12, 14 개 일 때의 학습결과를 비교하였다. 본 시스템의 특성상 경사도의 변화가 있을 때마다 사용자가 문을 작동하기 전에 알고리즘을 계산하여 그에 해당하는 출력 값을 도출한 후, 모터가 작동해야 하므로 학습시간 또한 중요한 변수 중에 하나이다. 본 연구에서의 학습 수렴 조건은 평균제곱오차 (Mean Squared Error, MSE) 값이 0.0005 이하이거나 설정 반복 횟수 (10,000 회)를 초과할 경우에 수렴하도록 설정하였다. 은닉층에 대한 비교 결과는 14개의 뉴런 수로 만들어진 은닉층의 추정 모델이 비교적 짧은 학습 시간과 높은 결정계수 ( $R^2$ )를 보임으로써 최적의 예측능력을 가지는 구조로 나타났다.

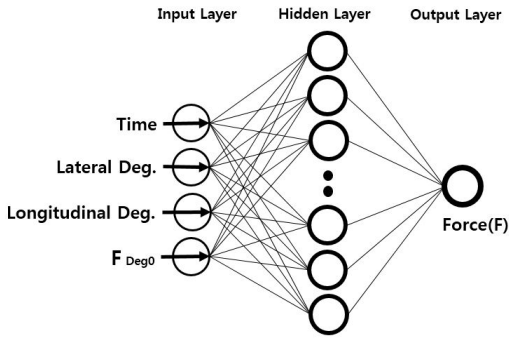


Fig. 6. Structure of Neural Network Learning Model.

Table. 2. Decision of a number of neuron

Transfer Function	Neurons of Hidden Layer [pcs]	$R^2$ [-]	MSE [-]	Learning Times [sec]	Epoch [-]
Sigmoid	8	0.99367	0.0017	17	10000
	10	0.99697	0.0031	17	9944
	12	0.99695	0.0005	7	3276
	14	0.99708	0.0005	4	2641

### 3.2 서포트 벡터 머신

통계적 방법을 통한 학습에서의 정확도는 학습 데이터에 의해 제약을 받는다. 따라서 수집된 데이터의 양과 분포에 따라 함수의 성능이 좌우된다고 볼 수 있다. 이러한 전통적인 통계적 학습 방법(예를 들어, 인공신경망)에서의 경험적 리스크를 최소화시키는 방법과 다르게 서포트 벡터 머신은 구조적 리스크의 최소화를 통해 오류를 최소화 시키는 방법을 이용한다[12-16].

도어에 작동하는 힘의 비선형 모델로서, 서포트 벡터 머신 회귀 모델을 사용하였으며, 이러한 모델을 사용하기 위하여 학습 데이터는 앞에서 언급했던 인공신경망의 학습 데이터와 동일하게 구성하였다. 서포트 벡터 머신의 최적 회귀 모델  $\hat{f}(\bar{x}) = \bar{w} \cdot \bar{x} - b^*$ 을 구하기 위한 최적화 모델은 아래의 식과 같이 구성된다.

$$\min \Phi(\bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}') = \tag{1}$$

$$\min_{\bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}'} \frac{1}{2} \bar{w} \cdot \bar{w} + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i')$$

$$y_i - \hat{f}(\bar{X}_i) \leq \xi_i + \epsilon \tag{2}$$

$$\hat{f}(\bar{X}_i) - y_i \leq \xi_i' + \epsilon$$

$$0 \leq \xi_i, \xi_i'$$

$$\text{for } i = 1, \dots, l \quad \hat{f}(\bar{x}) = \bar{w} \cdot \bar{x} - b$$

$\bar{w}$  weights on features

$b$  bias variables

$\Phi$  mapping function

여기서 슬랙변수  $\xi$  (Slack Variable)는 데이터의 샘플 위치가 옳게 분류되었는지 판별할 수 있는 변수이며, C (Cost)는 사용자가 설정해야 하는 매개 변수로서 여백을 될 수 있는 한 크게 하며, 동시에  $0 < \xi$  인 샘플의 수를 될 수 있는 한 적게 하는 두 가지 목적 중 어느 것에 비중을 둘지를 결정하는 변수이다. 라그랑지 최적 모델은 구속조건을 포함하여 다음과 같이 구성된다.

$$\max_{\bar{\alpha}, \bar{\alpha}', \bar{\beta}} \min_{\bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}'} L(\bar{\alpha}, \bar{\alpha}', \bar{\beta}, \bar{\beta}', \bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}') \tag{3}$$

$$= \max_{\bar{\alpha}, \bar{\alpha}', \bar{\beta}} \min_{\bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}'} \left( \frac{1}{2} \bar{w} \cdot \bar{w} + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i') \right)$$

$$- \sum_{i=1}^l \alpha_i (\xi_i + \epsilon - y_i + \hat{f}(\bar{x}_i))$$

$$- \sum_{i=1}^l \alpha_i' (\xi_i' + \epsilon - \hat{f}(\bar{x}_i) + y_i)$$

$$- \sum_{i=1}^l \beta_i \xi_i - \sum_{i=1}^l \beta_i' \xi_i'$$

또한, 듀얼 최적화 모델은 식(4)와 같이 정해지며, 최적 서포트 벡터 머신 회귀 모델은 식(5)을 사용하여 구성되었고, 대표적인 커널 함수인 방사 기저 함수 커널 (Radial Basis Function Kernel)을 적용하였다.

$$\max_{\bar{\alpha}, \bar{\alpha}'} \bar{\Phi}'(\bar{\alpha}, \bar{\alpha}') = \tag{4}$$

$$\begin{aligned} & \max_{\bar{\alpha}, \bar{\alpha}'} \left( -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i') (\alpha_j - \alpha_j') \bar{x}_i \cdot \bar{x}_j \right. \\ & \left. + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i') - \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i') \right) \\ \hat{f}^*(\bar{x}) &= \bar{w}^* \cdot \bar{x} - b^* \\ &= \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i'^*) \bar{x} \cdot \bar{x} \\ & \quad - \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i'^*) \bar{x} \cdot \bar{x}_j - y_j \end{aligned} \tag{5}$$

### 3.3 예측 모델의 선정

인공신경망, 서포트 벡터 머신 두 모델 중 최적의 예측모델을 선정하기 위하여 학습데이터 외의 경사변수를 임의로 정의하여 종축 경사도, 횡축 경사도의 순서로 각각 10°/5°, 23°/0°, 23°/5°, 10°/3°, 20°/-3°를 검증데이터로 두었다.

검증데이터를 학습시켜 해당 경사조건에서 실제로 필요한 측정되어진 힘과 추정 모델에 대한 예측값을 비교하였다.

예측 결과는 서포트 벡터 머신의 추정 모델을 통하여 예측된 값들이 인공신경망 모델보다 실제 값과 유사한 예측을 가져왔다. Table. 3과 Fig. 7은 검증 데이터에 대한 비교 결과로서 최대 MSE 값으로 인공 신경망과 서포트 벡터 머신은 2.0193과 0.0349를 나타내고 있으며, 최소 MSE 값으로 인공 신경망과 서포트 벡터 머신은 1.0345와 0.0001을 나타내고 있다. 전체적으로 서포트 벡터 머신의 추정 모델에 대한 예측값의 오차가 적은 것을 알 수 있다.

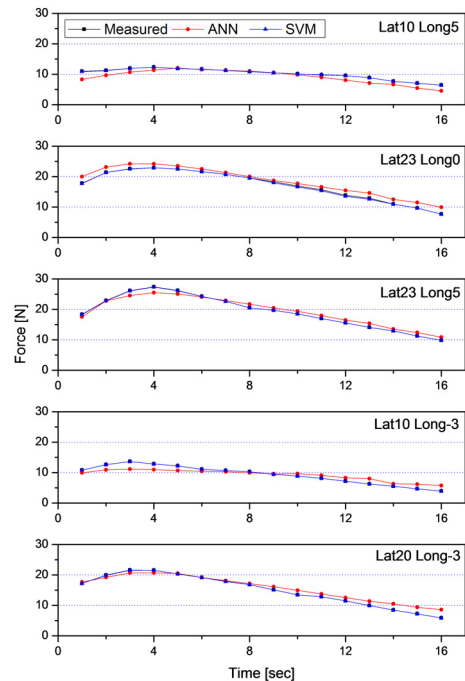
인공신경망인 경우는 시작과 끝 부분에서 예측 값의 오차가 상대적으로 크게 나타났으며, 서포트 벡터 머신 인 경우는 시작 부분에서 상대적으로 크게 오차 값이 나타나는 것을 알 수 있었다.

### 3.4 개폐력 보조 시스템의 구성

검증데이터를 통한 예측에 신뢰성이 상대적으로 높은 서포트 벡터 머신을 이용하여 필요한 개폐력 보조량을 예측하는 개폐력 보조 시스템을 Fig. 8과 같이 구성할 수 있다. 탑승자가 하차 또는 승차하기까지는 차량이 멈춘 후 도어손잡이를 당기거나 밀며 문에 힘을 주게 되는 것이 일반적인 방법이다.

**Table 3.** Comparison of Learning Quality between measured data and predicted value using ANN and SVM.

Algorithm / Validation	Average of Error [N]	Maximum Error [N]		MSE [-]	
		Case			
A	Lat10° Long5°	0.9943	#1	2.6929	1.5783
	Lat23° Long0°	1.2968	#16	5.1766	2.0198
N	Lat23° Long5°	0.9033	#4	1.8432	1.0345
	Lat10° Long-3°	1.1798	#16	1.8069	1.8085
N	Lat10° Long-3°	1.0305	#16	2.6819	1.6151
	Lat10° Long5°	0.0139	#1	0.1222	0.0010
S	Lat23° Long0°	0.1123	#9	0.3345	0.0349
	Lat23° Long5°	0.0108	#3	0.0340	0.0003
M	Lat10° Long-3°	0.0069	#3	0.0177	0.0001
	Lat10° Long-3°	0.0123	#4	0.0286	0.0002



**Fig. 7.** Comparison of Predicted Force between measured data and predicted value using ANN and SVM.

1차적으로, 학습되어진 알고리즘을 가진 시스템의 차량이 임의의 경사에서 주·정차 시, 설치되어있는 센서를 통하여 현재의 횡·종축 경사도를 입력 값( $X_3, X_4$ )으로 저장하게 된다. 2차적으로, 탑승자가 도어를 열고자 할 때, 도어에 설치되어진 힘의 측정이 가능한 센서는 구간 (0.1 초)당 힘을 입력 값( $X_1, X_2$ )으로 저장한다. 이렇게 저장되어진 4 개의 변수는 알고리즘에 의하여 계산되어지고 해당 구간에서 필요한 총 힘을 예측한다. 예측되어

진 힘과 사용자가 평지에서 필요한 해당구간 힘의 차는 모터가 보상해야 할 힘이 된다. 이러한 예측값은 경사 시, 사용자가 도어를 작동하는 동시, 도어에 가해지는 힘을 통하여 개폐력에 대한 의도를 판별할 수 있게 되며 구간 당 예측된 힘과 평지의 힘의 차이를 모터가 구동하여 보상한다. 결과적으로 사용자는 경사도와 관계없이 모터가 보상하는 힘을 제외한, 평지의 조건과 유사한 개폐력을 통한 도어 동작이 가능해진다.

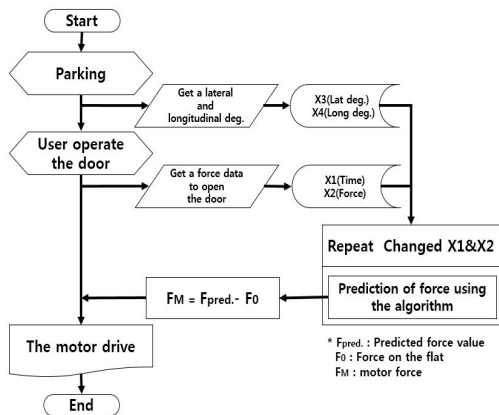


Fig. 8. System architecture for Control of Assistance Force.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 기존의 자동문과는 달리 차량의 주정차 된 지형의 조건과 무관하게 평지에서의 개폐력과 흡사한 힘을 이용하여 도어를 개폐할 수 있는 보조 시스템을 구축하였다.

1. 이와 같은 보조 시스템은 기존 방식과 다른 방법으로 예측 모델을 구현하고, 사용자로 하여금 평지에서 사용하는 개폐력과 흡사한 힘을 이용할 수 있는 보조 시스템을 구축하였다.
2. 앞에서 언급된 예측 모델로서, 본 논문에서는 인공신경망과 서포트 벡터 머신 알고리즘을 이용하여 각각의 모델을 구현하였으며, 예측 값을 비교·분석함으로써 신뢰성이 우수한 서포트 벡터 머신 알고리즘을 이용한 보조 시스템을 구축할 수 있었다.

하지만 본 연구에서처럼 개폐시간을 고정함과 동시에 오르막 경사 시, 사용자마다 도어에 주는 힘의 위치를 포

함한 입력변수를 충분하게 계산하여 횡축의 양/음의 값 모두 학습 모델을 구성하지 못한 점과 실제 차량의 도어 구조를 충분히 고려하지 못한 측정데이터를 보완될 필요가 있다. 또한 실제 차량에의 적용 시, 서포트 벡터 머신의 학습 모델이 실시간으로 변동될 가능성에 대한 대처가 부족하므로 변동 조건에서의 서포트 벡터 머신의 변수 최적화와 학습 결과 값의 일반화를 위한 추가 연구가 필요하다고 판단된다.

#### References

- [1] S. H. Yoon, S. W. Moon, K. I. Seo and J. H. Hwang, "Development of Smart Cruise Control System with the Consideration of Driver's Tendency", KSME IT, Spring Conference, pp.89-90, 2014.
- [2] Y. W. Yun, G. J. Park and T. K. Kim, "Effectiveness of Active Hood and Pedestrian Airbag Based on Real Vehicle Impact Test", Transactions of KSAE, Vol.22, No.1, pp.36-45, 2014.
- [3] J. K. Lee, "Development Trends of Smart Safety Vehicle", Auto Journal, Vol.33, No.5, pp.38-44, 2011.
- [4] C. G. Oh, J. H. Choi and B. H. Jung, "Mechanism Study for the Invisible Rail Sliding Door using 6-Bar Linkage", KSAE, Fall Conference, pp. 1722-1727, 2012.
- [5] S. J. Chai, I. D. Hwang, S. H. Heo and S. C. Choi, "A Development of the Body with B Pillarless Sliding Door Type", KSAE, Fall Conference, pp. 1874-1882, 2011.
- [6] K. G. Sung, M. K. Park and B. S. Lee, "Design of Power-Assist Smart Door System for Passenger Vehicle", Journal of institute of control, robotics and systems, Vol.16, No.6, pp.532-538, 2010.
- [7] B. S. Lee, M. K. Park and K. G. Sung, "Velocity Control and Collision Detection by Feedback Linearization for an Power-assisted Automotive Swing Door", Transaction of KSAE, Vol.21, No.5, pp.40-46, 2013.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.7467/ksae.2013.21.5.040>
- [8] H. J. Yang, S. K. Kim, "Design of Wafer Handling Robot Using Kernel Regression and Neural Network", Proceeding of KSME Spring Conference, pp.67-68, 2010.
- [9] K. H. Jang, T. K. Yoo, J. Y. Choi, K. C. Nam, J. L. Choi, M. K. Kwon, and D. W. Kim, "Comparison of survival predictions for rats with hemorrhagic shocks using an artificial neural network and support vector machine," Journal of the institute of electronics and information engineers, Vol.34, No.1, pp.1148-1151, 2011.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/iembs.2011.6089904>
- [10] W. K. Youn and J. Kim, "Mechanomyography(MMG) based Elbow Flexion Force Prediction for Human-Machine Interaction", Journal of Mechanical Science and Technology, Vol.9, pp.2752-2756, 2009.
- [11] K. K. Seo, "A Comparison Study on Back-Propagation

Neural Network and Support Vector Machines for the Image Classification Problems”, Journal of the KAIS, Vol. 9, No.6, pp.1889-1893, 2008.

- [12] H. J. Yang, S. K. Kim and J. K. Cho, “Design and Performance Test of Large-Area Susceptor for the Improvement of Temperature Uniformity”, Journal of the KAIS, Vol. 16, No. 6 pp.3714-3721, 2015.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.5762/kais.2015.16.6.3714>
- [13] Alex J. Smola and Bernhard Schölkopf, "A tutorial on support vector regression", Statistics and Computing, Vol.14, No.3, pp.199-222, 2004.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1023/B:STCO.0000035301.49549.88>
- [14] H. J Yang, S. K. Kim and K. H Choi, “A Study of the Feature Classification and the Predictive Model of Main Feed-Water Flow for Turbine Cycle”, Journal of Energy Engineering, Vol.23, No.4, pp.263-271, 2014.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.5855/ENERGY.2014.23.4.263>
- [15] C. J. C. Burges, “A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition”, Data Mining and Knowledge Discovery, Vol.2, pp.121-167, 1998.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1023/A:1009715923555>
- [16] B. Schölkopf, K. Sung, C. Burges, F. Girosi, P. Niyogi, T. Poggio, and V. Vapnik, “Comparing support vector machines with Gaussian kernels to radial basis function classifiers”, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol.45, No.11, pp.2758 - 2765, 1997.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/78.650102>

**양 학 진(Hac-Jin Yang)**

[정회원]



- 2002년 8월 : 호서대학교 기계공학(석사)
- 2012년 8월 : 호서대학교 기계공학(박사)
- 2014년 3월 ~ 현재 : 동양미래대학교 로봇자동화공학부 교수

<관심분야>

플랜트 성능 해석 및 예측, 장비 설계(CAD)

**신 현 찬(Hyun-Chan Shin)**

[준회원]



- 2008년 2월 : 호서대학교 자동차공학과(학사)
- 2015년 2월 ~ 현재 : 호서대학교 기계공학부(석사)

<관심분야>

최적 설계, 신경회로망, 3D Printing

**김 성 근(Seong-Kun Kim)**

[정회원]



- 1985년 3월 : 서울대학교 기계설계학과(학사)
- 1987년 3월 : 서울대학교 기계설계학과(석사)
- 1992년 8월 : 서울대학교 기계설계학과(박사)
- 1995년 3월 ~ 현재 : 호서대학교 기계공학부 교수

<관심분야>

설계/가공, 플랜트 성능 해석 및 진단