

Deep Neural Network를 이용한 차량 내부 센서 기반 도로 노면 상태 판단

In-Vehicle Sensor-Based Road Surface Condition Detection Using Deep Neural Network

저자 (Authors)	김대정, 정정주, 이승희, 김진성 Dae Jung Kim, Chung Choo Chung, Seung-Hi Lee, Jin Sung Kim
출처 (Source)	한국자동차공학회 춘계학술대회 , 2019.5, 685-689(5 pages)
발행처 (Publisher)	한국자동차공학회 The Korean Society Of Automotive Engineers
URL	http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE08747841
APA Style	김대정, 정정주, 이승희, 김진성 (2019). Deep Neural Network를 이용한 차량 내부 센서 기반 도로 노면 상태 판단 . 한국자동차공학회 춘계학술대회, 685-689
이용정보 (Accessed)	순천향대학교 114.71.219.*** 2021/07/13 14:26 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

Deep Neural Network를 이용한 차량 내부 센서 기반 도로 노면 상태 판단

김대정^{*1)}·정정주^{**2)}·이승희¹⁾·김진성¹⁾

한양대학교 전기공학과¹⁾·한양대학교 전기·생체공학부²⁾

In-Vehicle Sensor-Based Road Surface Condition Detection Using Deep Neural Network

Dae Jung Kim^{*1)} · Chung Choo Chung^{**2)} · Seung-Hi Lee¹⁾ · Jin Sung Kim¹⁾

¹⁾ Department of Electrical Engineering, Hanyang University, 17 Haengdang-dong, Seongdong-gu, Seoul 04763, Korea

²⁾ Department of Electrical and Biomedical Engineering, Hanyang University, 17, Haengdang-dong, Seongdong-gu, Seoul 04763, Korea

Abstract : In this paper, we present a method detecting a road surface condition using deep neural network based on in-vehicle sensors. Determining the road surface condition, since it is related to estimate the tire-road friction coefficient, is a core technology for future autonomous driving as well as for safety systems. To determine the road surface condition, feature vectors to be used in deep neural network are developed from parameters obtained from mathematical and/or dynamic models of the vehicle with a time-windows approach. The presented method is verified using experimental data obtained with a real vehicle on a proving ground. We observed that the performance the road surface condition detection using deep neural network is superior.

Key words : Road Surface Detection(도로 노면 판단), Friction Coefficient Estimation(마찰 계수 예측), In-Vehicle Sensor(차량 내부 센서), Machine Learning(머신 러닝), Deep Learning(딥러닝), Deep Neural Network(심층 신경망)

1. 서론

도로 노면의 상태를 판단하는 것은 차량 안전 시스템뿐만 아니라 미래 자율 주행 기술을 위한 핵심 기술이다. 도로 노면의 상태를 판단하여 노면과 타이어 사이의 마찰 계수를 알아내어 anti-lock braking system (ABS), autonomous emergency brake (AEB), autonomous emergency steering (AES) 시스템 등에 적용하는 기술들이 활발히 연구되어 오고 있다¹⁻³⁾. 도로 노면의 상태를 판단하는 알고리즘 중에서는 크게 환경 센서를 이용하는 것과 차량내부 센서를 이용하는 것으로 나눌 수 있고, 다양한 알고리즘들이 연구되어 왔다⁴⁾.

이 중에서 차량 내부 센서를 기반으로 도로 노

면 상태를 판단한 논문들은 주로 차량의 종방향 동역학 모델로부터 slip ratio와 normalized traction force의 관계를 통해 타이어와 도로 노면과의 마찰력을 구함으로써 도로 노면의 상태를 판단하였다. 예를 들어 그림 1에서 보여지는 것처럼 slip이 특정 값을 넘어가면 더 이상 normalized traction force는 증가하지 않는다. 이때 normalized traction force는 값은 지면과 타이어 사이의 마찰 계수가 되고, 이를 이용하여 도로 노면의 상태를 판단할 수 있다. 하지만, slip이 작은 경우에는 normalized traction force와 선형 관계를 가지게 되어 마찰 계수를 바로 찾기가 어렵다. 그래서 기존에 연구된 알고리즘은 Recursive Least-Square를 통해 마찰 계수에 따른 기울기를 찾아 도로 노면의

상태를 판단하였다⁵⁾.

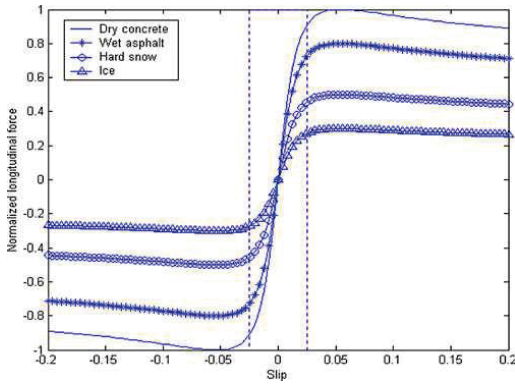


Fig. 1 이상적인 slip과 normalized longitudinal force의 관계

그러나, 실제로 상용 차량의 내부센서를 이용하여 slip과 normalized traction force를 구하게 되면 센서의 잡음과 외란의 영향으로 추정이 어렵고, 이러한 문제점은 그림 2와 같이 dry asphalt 도로와 wet asphalt 도로 사이에 구분하기 힘들 정도로 지저분한 데이터로 나타나게 된다. 그림 2의 결과를 가지고 기존의 알고리즘을 사용하여 dry와 wet 도로 노면의 상태를 분별하는 것은 매우 어렵다.

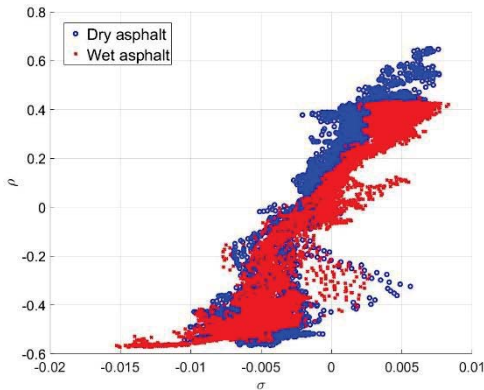


Fig. 2 실제 slip과 normalized longitudinal force의 관계

이 문제를 해결하기 위해 본 논문은 머신러닝 기법 중 하나인 Deep Neural Network (DNN)를 사용하여 도로 노면의 상태를 판단하고자 한다. 기존의 문제점을 극복하기 위해 Time-windows를 고려하여 이전 데이터들을 함께 사용하였으며, DNN의 특징 벡터로 slip과 longitudinal traction force 뿐만

아니라 종방향 힘과 가장 관련이 있는 acceleration을 함께 설정하였다. 제시한 알고리즘은 실제 dry와 wet 도로에서 수집한 데이터를 사용하여 뛰어난 성능을 보임으로써 유효성을 검증하였다.

2. 도로 노면 상태 판단을 위한 Deep Neural Network

2.1 특징 벡터

특징 벡터란 머신 러닝을 위해 특징이 어떠한 수치를 가지는 경우 d-차원의 열 벡터로 표현될 수 있는 벡터를 의미한다. 도로 노면 상태 판단을 위한 DNN 또한 이러한 특징을 가지고 Network의 입력으로 넣어 주어야 한다. 본 논문은 특징 벡터로 차량 종방향 slip ratio, σ 와 차량 종방향 동역학 모델로부터 얻은 longitudinal force, F_x 와 normal force, F_z 의 normalized traction force, ρ , 그리고 종방향 동역학과 가장 관련 깊은 acceleration, a 를 사용하였다. 여기서 a 는 차량 내부 센서로부터 직접 얻을 수 있고, σ 와 ρ 는 차량 내부 센서 데이터로부터 차량 종방향 모델을 통해 구할 수 있다⁶⁾.

$$\tilde{\rho} = \begin{bmatrix} \rho(k) \\ \rho(k-1) \\ \rho(k-2) \\ \vdots \\ \rho(k-N+2) \\ \rho(k-N+1) \end{bmatrix} \quad \tilde{a}_x = \begin{bmatrix} a_x(k) \\ a_x(k-1) \\ a_x(k-2) \\ \vdots \\ a_x(k-N+2) \\ a_x(k-N+1) \end{bmatrix} \quad \tilde{\sigma}_x = \begin{bmatrix} \sigma_x(k) \\ \sigma_x(k-1) \\ \sigma_x(k-2) \\ \vdots \\ \sigma_x(k-N+2) \\ \sigma_x(k-N+1) \end{bmatrix}$$

Fig. 3 과거 데이터를 고려하기 위한 time-windows 기반의 데이터 구조

이때, 도로 노면 상태를 판단하기 위한 또 하나의 중요한 고려 사항은 과거 데이터로부터 현재 데이터까지의 흐름이다. 그래서 본 논문에서는 time-windows를 고려하였고, 결론적으로 그림 3의 데이터의 구조를 활용한 특징 벡터는 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \tilde{\sigma} \\ \tilde{\rho} \\ \tilde{a} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{3N \times 1} \quad (1)$$

2.2 Deep Neural Network

그림 4는 도로 노면 상태 판단을 위한 DNN의 구조를 보여주고 있다. 본 논문에서 사용된 DNN은 3N의 입력 데이터와 3개의 hidden layers, 그리고 2개(dry, wet)의 출력으로 구성 되어 있다. 각 hidden layer에서는 200개의 node로 설정하였다.

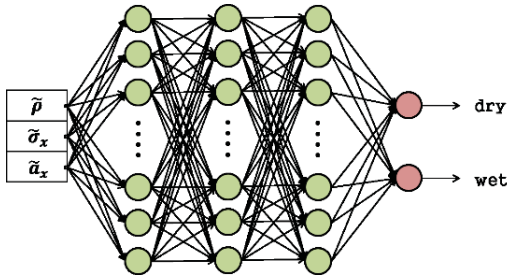


Fig. 4 도로 노면 상태 판단을 위한 DNN의 구조⁸⁾

우리는 DNN을 training하기 위해 resilient back-propagation 방법을 사용하였다⁷⁾. 이 알고리즘은 패턴 인식 문제에서 많이 사용되는 알고리즘이고, 모델을 찾는 시간이 빠를 뿐만 아니라 성능도 좋다는 장점을 가지고 있다. DNN을 training하기 위한 목적 함수는 다음과 같다.

$$\text{Objective fcn. : } \arg \min E(\theta) \quad (2)$$

$$\text{with } E(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|y_{\text{correct}} - y_{\text{DNN}}\|_2^2$$

3. 실험 결과

3.1 Training data set 수집

우리는 Training dataset을 수집하기 위해 현대 sport utility vehicle (SUV) 차종인 투싼을 사용하였다. 차량 내부 센서는 controller area network (CAN)을 통해 10ms 주기로 데이터를 얻었으며 머신 러닝을 위한 True data set을 모으기 위해 지능형자동차부품진흥원의 dry 시험 도로와 wet 시험 도로를 각각 주행하며 true data를 구분하여 수집하였다. 우리는 dry 도로와 wet 도로에서 각각 12번씩 10여초 동안 데이터를 수집 하였으며, 이때 속도는 40km/h에서 60km/h로

가감속하며 주행하였다. 수집한 데이터는 무분별하게 10회에 대해 training 데이터로 사용하였고, 나머지는 validation 데이터로 사용하였다. 수집한 데이터를 이용하여 slip과 normalized force는 기존에 연구된 논문을 참조하여 구하였다⁶⁾. Training data set에 대해 slip ratio와 normalized force의 관계는 그림 2에서 보여준 바와 같다. 그림 5와 6은 각각 dry 노면과 wet 노면에서 validation에 사용된 주행 속도와 입력 data를 보여준다.

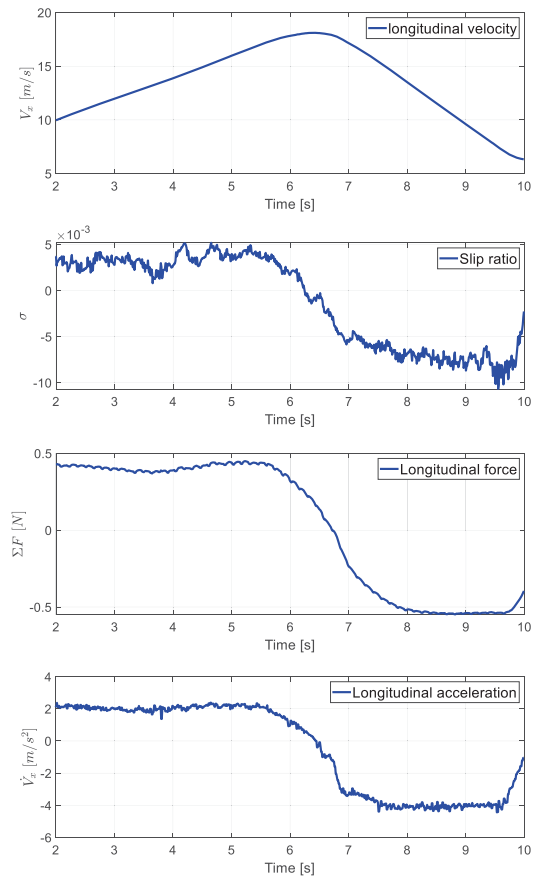


Fig. 5 dry 노면 데이터: 위부터 속도, slip ratio, normalized force, acceleration

3.2 실험 결과

차량 내부 센서 기반 DNN을 이용한 도로 노면 상태 판단 결과, dry 노면을 판단할 때 80.08%의 정확도를 보였고, wet 노면을 판단할 때 84.28%의 정확도를 가져다 주었다.

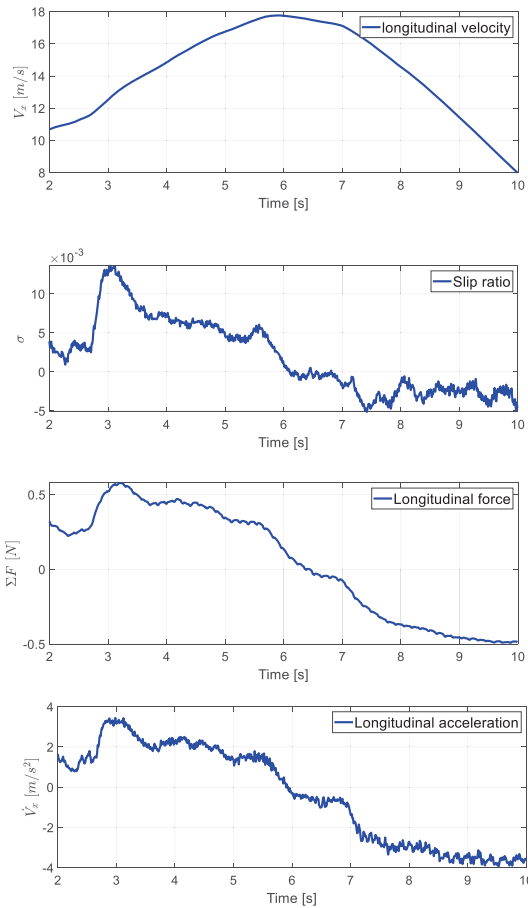


Fig. 6 wet 노면 데이터: 위부터 속도, slip ratio, normalized force, acceleration

그림 7, 8은 그림 5, 6의 validation data set으로부터 도로 노면 상태를 판단한 결과를 보여주고 있다. Dry 노면과 wet 노면 상태를 판단할 때 모두 전반적으로 우수한 결과를 보이는 것을 확인할 수 있으나 8초에서 10초 사이에서는 판단 성능이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 그 이유는 그림 2에서 볼 수 있듯이 감속 상황에서 training data set이 구분하기 힘들게 수집되었고, 이를 이용하여 training을 시켰기 때문이다. 그 결과 감속 상황에서 성능은 기대에 미치지 못했지만 전반적으로 좋은 예측 성능을 가져오는 것을 볼 수 있었다. 이러한 문제점은 차량 중방향 모델로부터 구한 slip ratio와 normalized force를 구할 때 잡음과 외란에 대해 강인하게 구할 수 있다면 해결될 수

있다.

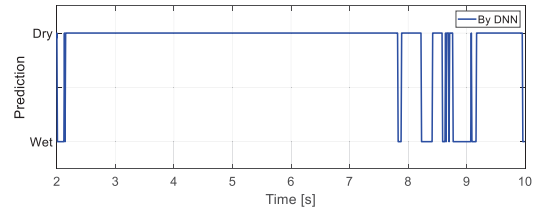


Fig. 7 DNN을 이용한 dry 노면 상태 판단 결과

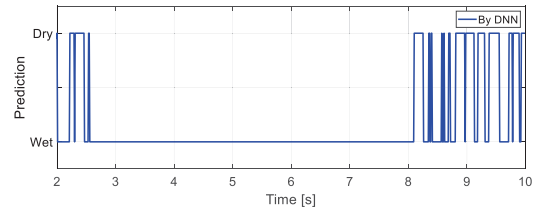


Fig. 8 DNN을 이용한 wet 노면 상태 판단 결과

4. 결 론

본 논문에서는 차량 안전 시스템과 미래 자율 주행 기술을 위한 핵심 기술인 도로 노면의 상태를 판단하기 위해 차량 내부 센서 기반 DNN을 적용하였다. 기존의 차량 내부 센서 기반 차량 모델을 이용한 연구들은 상용차의 센서 노이즈와 외란의 영향 때문에 상용차에서 적용하기 어려웠다. 이 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 기존 차량 내부 센서 기반 차량 모델을 통해 얻은 slip ratio, normalized force에 더하여 acceleration을 과거 데이터들과 함께 하여 특징 벡터로 설정하여 DNN 모델을 만들었다. 비록 실차 실험 결과에서 dry와 wet 도로의 두 가지 상황에 대해서만 분류하고 판단하였지만, 그림 2에서 보여지는 것처럼 특성이 비슷한 dry와 wet 도로일지라도 판단 결과가 꽤 좋게 나오는 것을 확인할 수 있었다. 향후 계획으로는 dry와 wet 뿐만 아니라 더 많은 종류의 도로 노면을 분류하는 모델을 만들고, 실차에 적용하여 실시간 도로 노면 상태 판단의 성능을 검증할 예정이다.

ACKNOWLEDGEMENT

이 연구는 2019년도 산업통상자원부 및 산업기술

평가관리원(KEIT) 연구비 지원에 의한 연구임
(‘20000293’ , 환경센서와 차량내부센서 융합기
반 노면상태 검출 기술 개발 및 ‘10076707’ , 다
중 환경인지 센서와 인공지능 기반 주변위험도 판
단과 운전자 행동 예측을 이용하는 최적 차량 사
시제어)

References

- 1) F. Cheli et al, “Enhancement of abs performance through on-board estimation of the tires’ response by means of smart tires,” SAE Technical Paper, Apr. 2011.
- 2) A. Eidehall et al, “Toward autonomous collision avoidance by steering,” IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 8, no. 1, pp. 84-94, Mar. 2007.
- 3) Y. Hwang and S. B. Choi, “Adaptive collision avoidance using road friction information,” IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 20, no. 1, pp. 348-361, Apr. 2019.
- 4) S. Khaleghian et al, “A technical survey on tire-road friction estimation,” Friction, vol. 5, no. 2, pp. 123-146, Jun 2017.
- 5) R. Rajamani, Vehicle dynamics and control. Springer, 2012.
- 6) R. Rajamani et al, “Algorithms for real-time estimation of individual wheel tire-road friction coefficients,” Transactions on Mechatronics, vol. 17, no. 6, pp. 1183-1195, Dec. 2012.
- 7) H. Demuth, M. Beale, and M. Hagan, Neural network toolbox. Mathworks, 1994.
- 8) 김진성, 김대정, 이승희, 정정주, “Deep Neural Network를 이용한 자율 주행 차량의 차선 유지 시스템 성능 향상” , 한국자동차공학회 춘계학술대회, pp. 1418-1421, 2018