

ORIGINAL ARTICLE

광학센서를 이용한 강우정보 생산기법 개발 (최적 강우강도 기법을 이용한 실시간 강우정보 산정)

이병현 · 김병식 · 이영미¹⁾ · 오청현 · 최정렬 · 전원혁*

강원대학교 방재전문대학원, ¹⁾주에코브레인

Development of Rainfall Information Production Technology Using Optical Sensors (Estimation of Real-Time Rainfall Information Using Optima Rainfall Intensity Technique)

Byung-Hyun Lee, Byung-Sik Kim, Young-Mi Lee¹⁾, Cheong-Hyeon Oh, Jung-Ryel Choi, Weon-Hyouk Jun*

Department of Urban and Environmental and Disaster Management, Graduate School of Disaster Prevention, Kangwon National University, Samcheok 25913, Korea

¹⁾ECOBRAIN Co. Ltd., Jeju 63309, Korea

Abstract

In this study, among the W-S-R(Wiper-Signal-Rainfall) relationship methods used to produce sensor-based rain information in real time, we sought to produce actual rainfall information by applying machine learning techniques to account for the effects of wiper operation. To this end, we used the gradient descent and threshold map methods for pre-processing the cumulative value of the difference before and after wiper operation by utilizing four sensitive channels for optical sensors which collected rain sensor data produced by five rain conditions in indoor artificial rainfall experiments. These methods produced rainfall information by calculating the average value of the threshold according to the rainfall conditions and channels, creating a threshold map corresponding to the 4 (channel) x 5 (considering rainfall information) grid and applying Optima Rainfall Intensity among the big data processing techniques. To verify these proposed results, the application was evaluated by comparing rainfall observations.

Key words : Optima rainfall intensity, Gradient descent, W-S-R relationship, Big data processing, Rain sensor

1. 서론

최근 기상이변으로 인한 국지성 호우가 빈번해짐에

따라 도로기상재해의 증가가 사회적으로 이슈화가 되고 있다. 이에 우리나라에서는 도로기상재해에 대한 많은 연구가 진행되고 있다.

Received 6 December, 2021; Revised 27 December, 2021;

Accepted 28 December, 2021

*Corresponding author: Weon-Hyouk Jun, Department of Urban and Environmental and Disaster Management, Graduate School of Disaster Prevention, Kangwon National University, Samcheok 25913, Korea

Phone : +82-33-570-6458

E-mail : jogbaldc@naver.com

© The Korean Environmental Sciences Society. All rights reserved.

© This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

도로기상재해는 도로 위를 실시간으로 이동하는 차량으로 인하여 다른 재해에 비해 시공간적 특성이 반영된 관측이 매우 중요함에 따라 차량을 이용한 기상관측기술에 대한 연구가 진행되고 있으며 Kim(2018)은 차량에 부착되어 와이퍼의 속도를 제어하는 기능을 가진 우적센서를 개량하여 강우관측에 특화된 레인센서를 개발하였으며 강우의 우적량을 가지고 무차원의 센서시그널 값을 생성하는 것을 이용하여 W-S-R(Wiper-Signal-Rainfall) 관계식을 개발하였다. 산정결과 추정 강우강도의 오차율이 다소 발생하였지만 71 mm/hr의 높은 강우강도에서는 일정부분 실측치와 유사한 결과를 도출하였다. Lee(2018)는 차량용 강우센서를 이용하여 차량의 이동에 따른 강우관측을 수행함에 따라 강우센서와 인근 강우관측소의 값을 시계열 및 평균강수량을 이용하여 분석하였고, 센서 별 강우 관측 시 센서마다 상대적으로 차이가 발생하였으나 이는 강우관측소와의 거리 차이, 차량의 이동속도 등의 원인에 의해 발생하는 것을 확인하였다. Lee(2018)은 강우량의 정확도를 높이기 위하여 검지 면적과 검지 채널을 기존 강우센서에 비해 크게 확장하였고, 센서의 감지신호를 강우량으로 환산하기 위하여 실내 강우 발생 실험장치를 이용하여 와이퍼의 속도단계에 따른 특정 강우 발생 시 센서 감지량과의 관계를 이용한 W-S-R 관계식을 개발하였다. Kwon(2019)은 신규 W-S-R 관계식을 개발하여 레인센서의 타당성을 위해 수집한 레인센서의 시그널 데이터를 활용하여 t-test를 이용한 동질성 검사를 실시하였고 실측강우, W-S-R 관계식의 독립표본을 통하여 동질성 검증을 하였으며 자기 상관함수(ACF: Auto Correlation Function)를 활용하여 시계열 분석을 하였다. 이러한 빅데이터를 이용하여 실시간으로 강우정보를 생산하는 기술이 필요하며 이를 위해서 최근 많은 분야에서 적용되고 있는 머신러닝기법의 적용이 필요하다. Park et al.(1995)는 퍼지모델을 이용하여 단일 입력력 시스템에 대한 시뮬레이션을 통해 제안된 방법을 제시하였고 앞으로 다입력 다출력 시스템에 대한 연구를 계획하였다. Moradi(2018)은 남강댐유역을 대상유역으로 선정하여 인공신경망을 통한 유입량을 예측하였는데 통계검증을 통해 Adam 및 Nadam이 가장 적절한 매개변수 추정 알고리즘임을 확인할 수 있었고 기존의 SGD는 성능의 한계를 확인하였다. Byeon and Kwak(2018)은 딥러닝을 통한 보행자인식의 성능

비교를 AlexNet, GoogLeNet, ResNet 모델을 이용하여 전이학습(transfer learning)을 수행하였다. 실험결과 전이학습에 근거한 ResNet의 성능이 AlexNet과 GoogLeNet보다 더 높은 분류율을 보였다. Park et al.(2019)는 Rochester Institute of Technology 대학에서 제공하는 정상인과 간질환자의 뇌파데이터를 사용해 ADASYN기법을 사용하여 데이터 전처리 후 IPCA 기법을 통해 특징을 추출하고 DNN을 이용하여 성능 평가를 하였다. 그 결과 0.997%의 AUC값을 제시하였으며 신경망 모델 통해 간질환자를 분류할 수 있을 것이라 제시하였다. Kim(2020)은 2014년부터 2018년까지 시계열 데이터를 사용하였으며 검증 자료는 2019년 시계열 데이터를 사용하였다. 유의파고 예측을 위해 입력 자료로 풍속, 풍향, 파향을 사용하였으며 관측치와 예측치가 유사한 변동 패턴을 보였고, 상관관계 계수는 0.83, 평균 절대 오차는 0.283 m가 나왔다. Kim et al.(2020)은 습지의 수위를 예측하기 위해 다중회귀분석, 주성분회귀분석, 인공신경망, DNN을 활용하여 수위 예측모형을 개발하였고 대상지역으로 경금정산산지습지를 선정하였고, 2017년 4월부터 2018년 7월까지의 수위 측정자료를 종속변수로 사용하였으며 DNN을 활용한 수위 예측모형의 예측력 평가결과 RMSE는 6.359, NRMSE는 18.91%로 비교적 산지습지의 수위를 잘 예측하는 것으로 나타났다.

Kim and Ahn(2020)은 산불의 피해 면적을 예측하기 위해 Stochastic Gradient Descent (SGD), Support Vector Machines (SVM), Decision Tree (DT), Random Forests (RF), Deep Neural Network (DNN)과 네 가지 입력 특성 그룹(공간, 시간, 기상 데이터 이용)을 경기도 지역의 5년 데이터를 가지고 산불 발생 데이터에 적용하였다. 실험결과는 기상 데이터만을 이용한 DNN 모델이 가장 우수한 성능을 보였다.

본 논문에서는 국지성호우로 인한 도로기상재해의 저감을 위하여 차량용 레인센서를 이용한 실시간 강우정보 생산기술을 개발하기 위하여 Lee et al.(2020)가 개발한 W-S-R 관계식의 계산과정의 전처리 과정에 머신러닝기법인 Gradient Descent 기법을 기반으로 한 ORI (Optima Rainfall Intensity)을 적용하였다. 생산된 레인센서를 이용한 강우정보의 신뢰도 검증을 위하여 지상 관측소와 비교를 통해 신뢰도를 검증하였다.

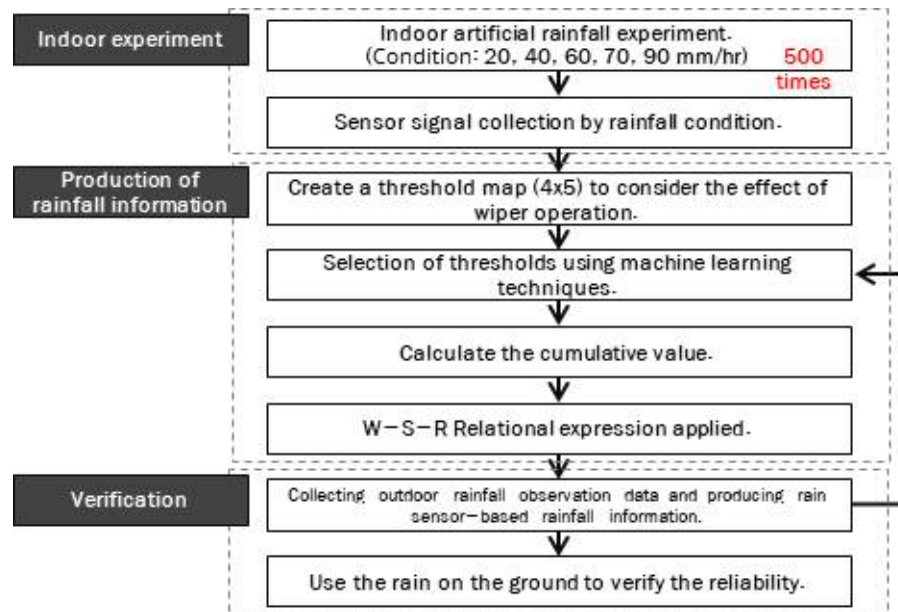


Fig. 1. W-S-R Equation development study flow chart.

2. 연구방법

본 논문에서는 차량용 레인센서를 이용한 강우자료 생산을 위해 Lee et al.(2020)가 적용한 와이퍼 작동 영향을 고려한 W-S-R 관계식의 계산과정에서 발생하는 전처리 시간을 단축하고 실시간 강우 자료를 생산하기 위하여 머신러닝 기법인 Gradient Descent와 ORI (Optima Rainfall Intensity)의 적용성을 평가하고 최종적으로 ORI (Optima Rainfall Intensity)기법을 적용하여 강우자료를 생산 후 기상 강우와 검증하였다.

연구 방법은 크게 3가지로 구분 된다. 첫 번째로 실내 실험단계로 Kim et al.(2016)이 개발한 차량용 레인센서를 이용하여 인공강우실험장치의 5가지의 강우 조건(20, 40, 60, 70, 90 mm/hr)에 따라 조건별로 500회 반복하여 실험하여 센서 시그널을 수집한다. 두 번째로 실내 실험을 통해 수집된 레인센서 정보에 Gradient Descent 기법을 이용하여 와이퍼 작동 전·후의 값을 추출을 위한 Threshold 계산 후 이에 해당하는 값을 누적하고 머신러닝 기법인 ORI (Optima Rainfall Intensity)를 이용하여 최적 W-S-R 관계식에 적용하여 강우정보를 생산한다. 마지막으로 강우 시 실외관측을 통해 레인센서정보를 수

집하고 앞 단계에서 방법에 의해 강우정보로 환산 후 지상강우와 비교하여 검증을 수행한다. 이러한 연구 방법의 흐름도는 Fig. 1과 같다.

2.1. 레인센서를 이용한 실내실험

연구에 활용한 레인센서는 차량에서 Auto Wiping 기능을 위하여 차량유리 전면부에 부착된 센서로써 물방울의 감지 유무 및 양(2~3단계)을 감지하기 위한 목적이 있다. 이러한 차량에 부착된 레인센서에서 직접적으로 정보를 수집하기에 구조적으로 제한이 있는 관계로 연구를 목적으로한 레인센서가 필요하다. 기존 레인센서의 Auto Wiping 기능에서 더 나아가 빗방울의 크기 및 정도를 감지하여 강우 정보를 생산할 수 있도록 기존 레인센서를 개선하였다(Kim et al., 2016). 이렇게 개선된 레인센서를 실험차량에 부착하여 레인센서 정보수집을 위해 활용하였다.

레인센서는 광을 이용하여 빗물의 강도를 측정하는 광학센서이며, 감지면적은 400 mm²이다. 센서에서 초당 250개의 센서시그널을 생산하고 레인센서를 이용한 강우량 측정방법은 광신호를 보내는 발광부와 차량의 전면 유리창에 반사되는 광신호를 받는 수광부의 반사율을

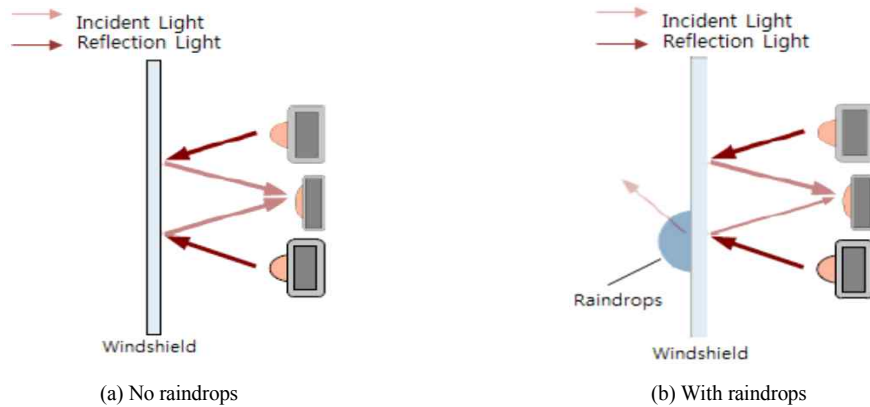
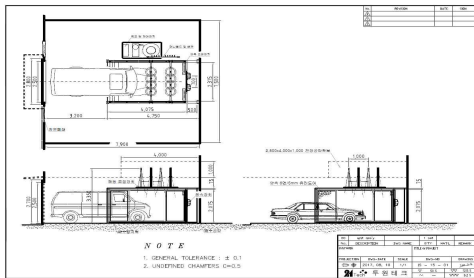


Fig. 2. Change of reflected light according to existence of raindrops.



(a) Rainfall experimental unit (Drawing)



(b) Rainfall experimental unit (Image)

Fig. 3. Rainfall Experimental Unit.

이용한다. 수광부로 들어온 광량은 제어부로 전송되고, 제어부에서는 광량을 센서시그널로 변화하여 출력한다 (Kim et al., 2016).

레인센서의 원리는 비강우 시 차량 전면유리창에 감지되는 물방울이 없기 때문에 송광부에서 발산한 광신호가 차량 전면유리창에 전반사가 이루어진다(Fig. 2(a)). 이와 반대로 강우 시 차량 전면유리창에 물방울이 감지되고 송광부에서 발산한 광신호가 산란되어 감지 신호가 변하게 된다(Fig. 2(b)). 강우량에 변화에 따라 물방울 감지면적의 증감에 따라 수광부로 수광되는 광신호의 관계를 이용하면 레인센서 정보를 이용하여 강우정보로 환산이 가능하다.

인공강우 실험장치는 노즐은 상부에만 배치가 되어 분사노즐이 4개씩 2열로 분사가 가능하고 압력에 따라 강우량을 조절하는 장치이다(Fig. 3). 이러한 인공강우

실험장치의 노즐 종류 및 압력을 조절하여 20 mm/hr부터 40 mm/hr, 60 mm/hr, 70 mm/hr 마지막으로 90 mm/hr까지 총 다섯 개의 인공강우를 발생하도록 하였다. 이후 차량용 레인센서를 부착한 실험차량을 진입하여 5개의 인공강우별로 500회 반복 실험하여 레인센서 시그널 데이터를 수집하였다.

2.2. 머신러닝 기법을 이용한 레인센서 자료 전처리

본 논문에서 적용한 레인센서를 이용한 강우자료 생산 방법은 Lee et al.(2020)가 제시한 방법으로써 강우시 와이퍼 작동 영향을 고려한 W-S-R 관계식 방법이며, 이를 위해서 와이퍼 작동 전·후의 시그널 차이 값을 누적하는 전처리가 필요하다. 이 전처리 방법은 관측시간(5분) 동안 수집된 센서 시그널 중 와이퍼가 작동한 전·후의 값을 추출 후 차이 값을 누적하여 관계식의 변수로 적용하는 개념을 Fig. 4와 같이 정리하고 Eqs.(1)과 같이 식으로

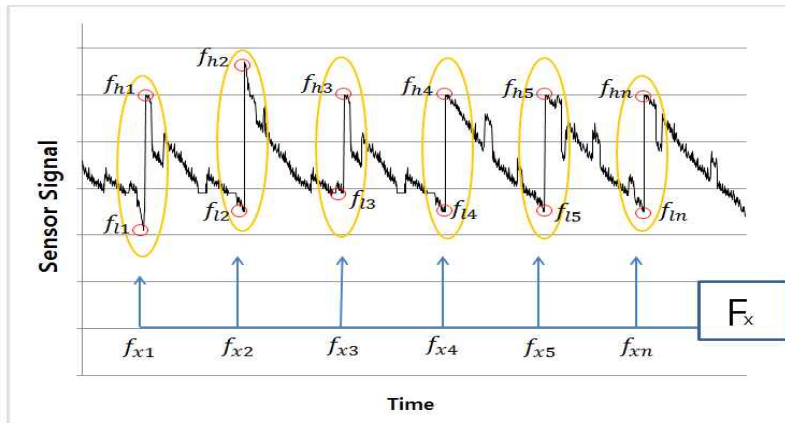


Fig. 4. Concepts of rain sensor wiper operation.

정리하였다.

$$\sum_{i=1}^n F_{Xi} = (f_{h1} - f_{i2}) + (f_{h2} - f_{i3}) + \dots + (f_{hn} - f_{i(n+1)}) \quad (1)$$

여기서, $\sum_{i=1}^n F_{Xi}$ 은 와이퍼 작동 영향을 고려한 누적 시그널 값, f_h 은 와이퍼 작동 후 레인센서 시그널 값, f_i 은 와이퍼 작동 전 레인센서 시그널 값을 의미한다.

이러한 전처리 과정에 머신러닝 기법인 Gradient Descent와 ORI (Optima Rainfall Intensity)을 적용하여 결과를 비교하였다.

3. 적용 및 결과

3.1. Gradient Descent 알고리즘 적용

관측시간(5분) 동안 와이퍼 속도 단계의 변경 없이 와이퍼가 연속으로 동작했을 때의 와이퍼의 동작 횟수는 112회이다. 와이퍼가 레인센서 부착면 위를 지나갈 때 생성된 센서시그널 값을 F값으로 정의하고 5분 동안 발생한 F값 112개의 합을 누적 값으로 정의한다. 본 논문에서는 112개에 근사한 F값들을 찾고 누적값을 계산하기 위해 최적의 계수를 찾기 위해 사용되는 머신러닝 기법인 Gradient Descent 방식을 적용하였다. 112개에 근사한 F값들을 찾기 위해서는 F값을 필터링 할 수 있도

록 해주는 센서시그널 Threshold(임계치)를 설정해야 한다. Threshold를 통해 누적값 산정 시 포함해야 할 센서시그널과 포함하지 말아야 하는 센서시그널을 구분 할 수 있다.

W-S-R 관계식의 적용에 따른 실내 데이터 처리 방법으로 Gradient Descent를 활용하여 Threshold 조정 방식을 적용하였으며 이러한 절차는 5가지로 구분된다.

첫 번째로 입력된 레인센서 시그널에서 강우 초기 임계치($T_{initial}$)와 목표가 되는 Count 값(112회)의 설정, 두 번째로 임계치에 의해 필터링된 F값의 수(C_f) 계산, 세 번째로 에러율 계산하는 단계로 Eqs.(2)과 같다. 마지막으로 C_f 가 112회의 근사치인지 판별 한다(Fig. 5).

$$Errorratio = \frac{diff}{112} \times 100 \quad (2)$$

여기서, $Errorratio$ 은 에러율(%), $diff$ 는 C_f 에서 목표하는 Count 값 112회를 뺀 값이며 Eqs. (3)로 계산, 112는 속도 단계변화 없이 실험에 적용한 와이퍼 작동 횟수를 의미한다.

$$diff = C_f - 112 \quad (3)$$

여기서, C_f 는 임계치에 의해 필터링된 F값의 횟수이다.

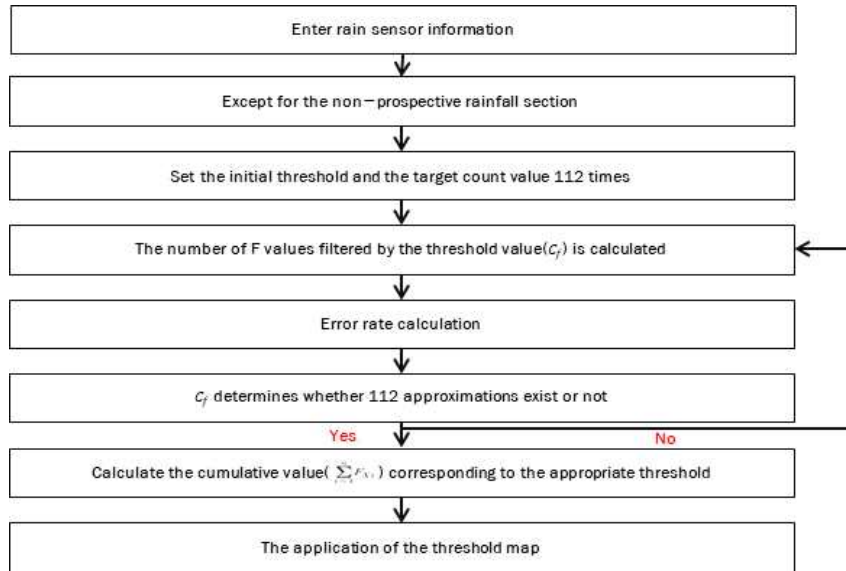


Fig. 5. Gradient descent's threshold adjustment method.

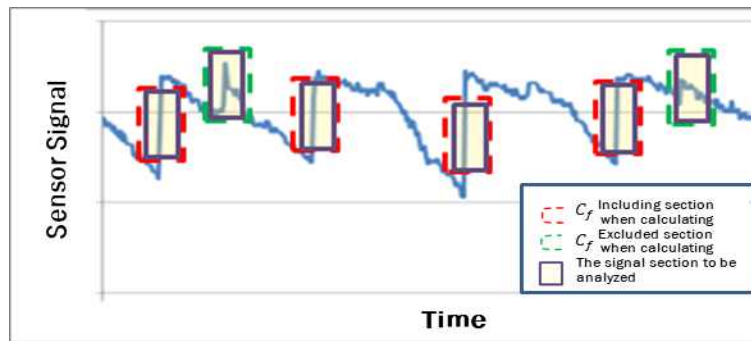


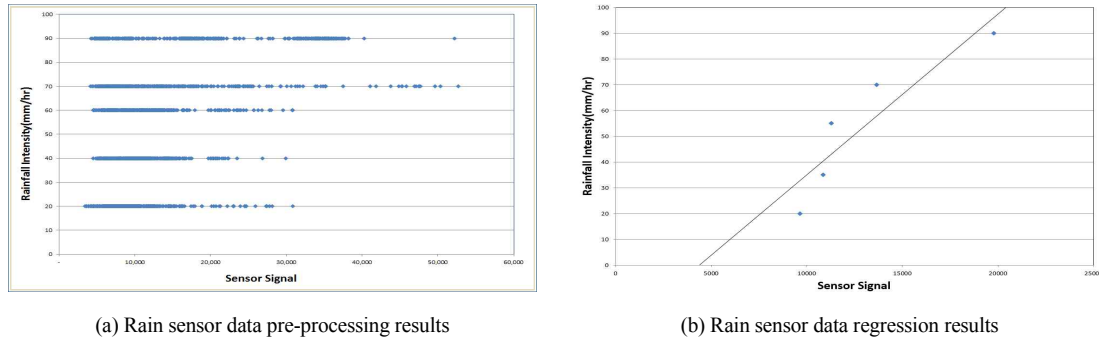
Fig. 6. Rain sensor filtering concept.

- 차이 값 계산: C_f 임계치에 의해 필터링된 F값의 개수를 의미하며 C_f 가 112회의 근사치인지 판별
- 만약 C_f 가 112회의 근사치에 도달한 경우, 해당 F값을 모두 합산 후 연산 종료
- C_f 가 112회의 근사치가 아닌 경우, 다음 임계치 ($T_{\neq xt}$)를 계산하고 ②부터 다시 수행
- $T_{\neq xt} = T - ratio$

Gradient Descent 방식은 강우 유무에 상관없이 112 개에 근사한 F값들을 찾고 누적값을 계산한다. 따라서

강우가 항상 발생한다고 전제할 수 있는 실내실험데이터에는 적용이 가능하나 상시 강우발생 여부를 판단 할 수 없는 실외에서 관측된 정보의 경우에는 Gradient Descent 방식을 사용하여 누적값을 계산하기에는 적합하지 않다. 강우 발생 유무를 판단할 수 없는 Gradient Descent의 단점을 보완해야지 만이 실외관측정보를 대상으로 누적값을 계산할 수 있다(Fig. 6).

레인센서의 실험을 위해 앞서 2.1~2장에서 언급한 차량용 레인센서 및 인공강우실험장과 실내실험 방법을 이용하여 실내실험을 각각의 강우 조건별로 5분 단위로



(a) Rain sensor data pre-processing results

(b) Rain sensor data regression results

Fig. 7. Rain sensor experiment results.

Table 1. The duration and rainfall intensity of each event

Event	Date	Time	Rainfall duration (min)	Accumulated rainfall(mm)
E1	18.08.06	12:20 ~ 13:50	90	10
E2	18.10.17	07:20 ~ 08:50	90	6
E3	18.10.18	19:40 ~ 20:20	40	8
E4	18.10.18	15:30 ~ 17:50	140	14
E5	18.11.08	12:30 ~ 15:10	160	5
E6	18.12.04	09:50 ~ 10:50	60	2

500회 총 2,500회 실험을 수행하였다. 이후 2.3장에서 언급한 와이퍼 작동 영향을 고려한 레인센서 자료 전처리 방법을 이용하여 2,500개의 데이터를 전처리하였다 (Fig. 7.(a)).

전처리를 통해 도출된 강우 조건별 레인센서 자료와 강우 조건을 변수로 한 회귀분석을 위하여 강우조건별 500개의 평균을 적용하여 변수로 적용하여 회귀분석 후 도출된 선형회귀식을 W-S-R관계식에 적용하였다. 회귀 분석 방법은 R^2 (결정계수) 값이 0.83으로 가장 높게 분석된 1차 선형회귀식 Fig. 7(b)을 채택하고 회귀분석을 통해 도출된 W-S-R관계식을 아래 Eqs.(4)으로 정리하였다.

$$R = 0.0062 \cdot S_A - 27.4 \quad (4)$$

여기서, R은 Rainfall Intensity(mm/hr)이고, S_A 는 $\sum_{i=1}^n F_{x,i}$ 로써 Eqs. (1)에서 도출된 와이퍼 작동 영향

을 고려한 누적 시그널 값을 의미한다.

3.2. 실외 강우 관측을 통한 W-S-R 관계식 검증

W-S-R관계식의 검증을 위해 실내실험에 적용한 레인센서 및 실험차량을 이용하여 2018년도의 6개 강우 발생사상을 관측하고 레인센서 데이터를 수집하였다. 각각의 관측 사상별 강우 지속시간과 누적강우량을 비교하여 Table 1에 제시하였고 각 사상별 침투시간에 해당하는 레이더 이미지를 Fig. 8로 정리하였다.

레인센서를 이용한 실외 강우 관측 후 실내실험자료와 마찬가지로 2.3장에서 제시한 와이퍼 작동 영향을 고려한 전처리를 하고 Modified W-S-R에 적용하여 강우정보로 환산하였다. 또한 Kim(2017)이 제시한 5분동안 시그널의 평균을 적용 후 W-S-R을 적용하여 강우정보로 환산하였다. 각각의 Modified W-S-R은 New로 표기하고 빨간색, W-S-R은 Old로 표기하고 파란색, 지상강우는 초록색으로 Table 2에서 우량주상도를 비교하였고 우량주상도는 10분 강우량(막대그래프)과 누적 강우량(꺾은선 그래프)을 비교하였다. 또한, Modified W-S-R

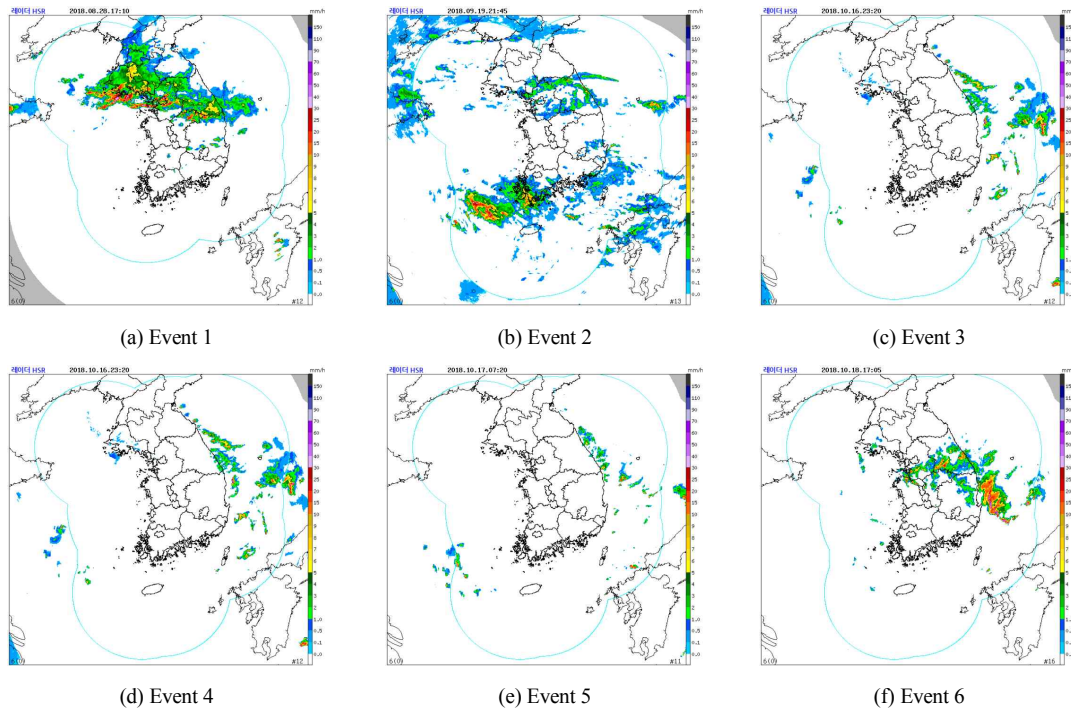


Fig. 8. Observation radar image.

과 W-S-R 관계식을 각각 지상강우(OBS)비교하여 Q-Q Plot로 검증하였다(Table 2).

레인센서 강우정보 검증을 위하여 지상강우와 비교한 결과 비교 사상 중 가장 짧은 강우 지속시간인 60분 동안 가장 많은 강우량 29 mm가 내린 E1에서 New의 결정계수와 오차율이 각각 0.95와 0.1로 계산되었고, Old의 결정계수와 오차율이 각각 0.54와 0.98로 계산되었으며, New이 Old에 비해 오차율이 약 10배 정확한 것으로 분석되었다. 비교 사상 중 가장 긴 강우 지속시간인 140분 동안 14 mm의 강우량이 내린 E6에서는 New의 결정계수와 오차율이 각각 0.96과 0.07로 분석되었고, Old의 결정계수와 오차율이 각각 0.91과 0.76로 분석되었으며, New이 Old에 비해 오차율이 약 11배 정확한 것으로 분석되었다(Table 3).

비교한 6개 모든 사상에서 마찬가지로 Modified W-S-R이 W-S-R에 비해 평균적으로 오차율이 약 5배 정확한 것으로 분석되었다. 이를 통해 기존에 개발한

W-S-R 관계식에 비해 본 논문에서 개발한 Modified W-S-R 관계식을 포함한 레인센서를 이용한 강우정보 산정기술의 높은 신뢰도를 확인하였다.

4. 결론 및 고찰

본 논문에서는 최근 자동차 센서 기술과 빅데이터 처리기술의 발전으로 인해 이를 활용한 관측기술이 확보됨에 따라 사용자 맞춤형 도로기상정보에 대한 수요가 발생하고 있는 점을 고려하여, 도로에서 운행되고 있는 차량에 차량용 레인센서를 부착하여 강우 시 강우를 차량에서 직접 측정하는 방법을 개발하였다.

새로 개발한 Modified W-S-R관계식은 기존에 개발된 방법에 비해 와이퍼 작동에 대한 영향을 고려하였으며 5분동안 측정된 센서시그널 데이터 값을 모두 사용하여 누적강우량을 산정하는 방법이다. 연구결과의 검증을 위하여 새로 개발한 방법인 Modified W-S-R과 기존에 개발된 W-S-R를 지상강우 OBS와 비교 검증 결과 검증

Table 2. Verification of rain sensor rainfall data

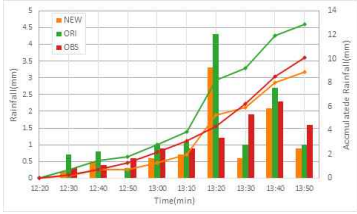
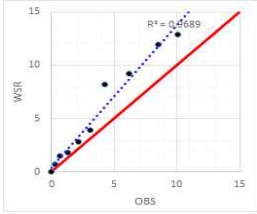
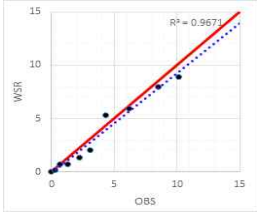
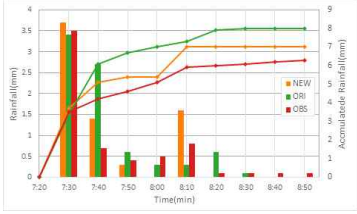
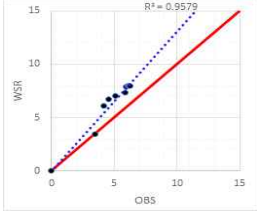
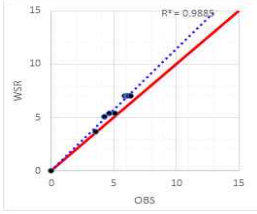
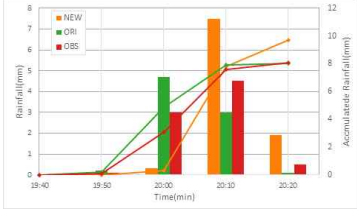
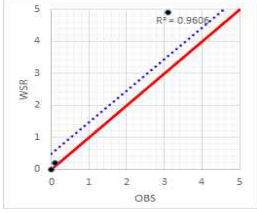
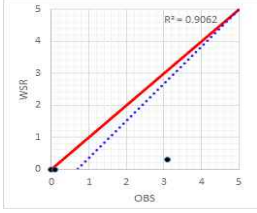
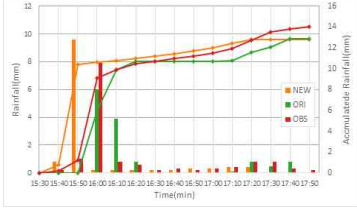
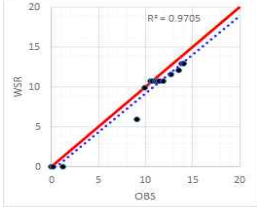
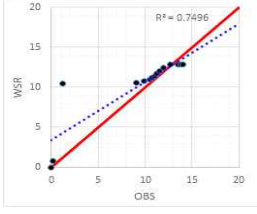
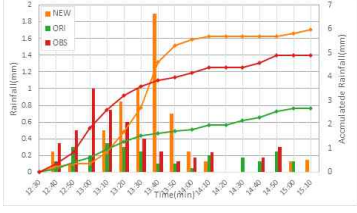
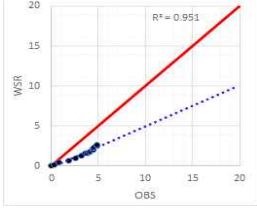
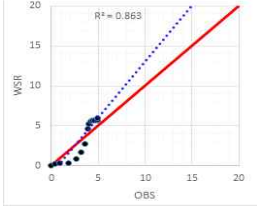
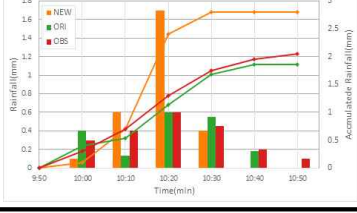
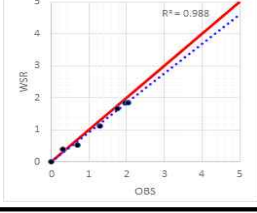
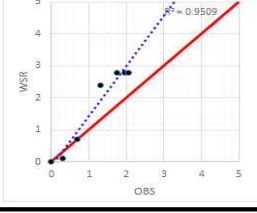
Event	Hyetograph	Q-Q Plot	
		ORI and OBS	W-S-R(New) and OBS
E1			
E2			
E3			
E4			
E5			
E6			

Table 3. Verification results for W-S-R(New) and W-S-R(Old)

Event	ORI and OBS		W-S-R(New) and OBS	
	R^2	Error rate(%)	R^2	Error rate(%)
E1	0.97	0.28	0.97	0.12
E2	0.96	0.27	0.99	0.11
E3	0.96	0.01	0.91	0.20
E4	0.97	0.08	0.75	0.09
E5	0.95	0.45	0.86	0.22
E6	0.99	0.09	0.91	0.37
Average	0.97	0.20	0.90	0.18

사상 모두 Modified W-S-R이 W-S-R(Old)에 비해 평균 오차율이 약 5배 높게 분석되었다.

이를 통해 레인센서를 이용한 강우정보 산정기술 측면에서 본 논문에서 새로 개발한 방법이 기존에 개발된 방법에 비해 높은 신뢰도를 확인하였으나, 실제 강우에서 본 논문 실내실험 조건 중 최소 값인 20 mm/hr 이하의 강우가 대부분을 차지하고 있어 회귀분석에서 반영하지 못하는 영역으로 정확도를 감소시키는 문제와 전처리 를 위해 많은 시간이 소요되는 문제점을 확인하였다.

향후 연구에서는 실내실험 조건 중 강우강도 20 mm 미만의 강우조건을 고려한 W-S-R 관계식 개발에 대한 연구와 전처리 시간을 단축하기 위한 빅데이터 처리방법 이 고안된다면 도로망 내의 모든 차량에서 실시간으로 차량용 레인센서를 이용한 강우정보 생산이 가능할 것이다. 이를 통해 실시간으로 보다 정확한 도로위 강우정보 를 운전자에게 제공이 가능해 짐으로써 국민 생활에 안전을 도모할 수 있을 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 한국기상산업기술원 미래유망 민간기상서비스 성장기술개발사업(KMI2019-00410)의 지원을 받아 수행되었습니다.

REFERENCES

Byeon, Y. H., Kwak, K. C., 2018, A Transfer learning and performance comparison of deep learning models for pedestrian classification underAutomobile driving environment, Journal of KIIT., 16(10), 83-92.

- Habarlandt, U., Sester, M., 2010, Areal rainfall estimation using moving cars as rain gauges a modelling study, Hydrology and Earth System Sciences, 14, 1139-2010.
- Kim, D. W., 2002, A Study on the development of a rain gauge in four seasons, Master's thesis, University of Daegu Catholic, Daegu, Korea.
- Kim, Y. G., Lee, S. H., Kim, B. S., 2018, Measurement of rainfall using sensor signal generated from vehicle rain sensor, Journal of the Korean Society of Civil Engineers, 38, 227-235.
- Kim, B. S., Kim, Y. G., Lee, S. H., 2016, Development of rainfall information manufacturing technology by using signal of a vehicle rainfall sensor, Advanced Science and Technology Letters, 141, 133-138.
- Kim, Y. G., 2018, Development of rainfall intensity calculation equation using rain sensor for vehicle, Master's thesis, Graduate School of Disaster Prevention, Kangwon National University, Samcheok, Korea.
- Kim, D. H., Kim, J. W., Kwak, J. W., Necesito, I. V., Kim, J. S., Kim, H. S., 2020, Development of water level prediction models using deep neural network in mountain wetlands, Journal of Wetlands Research, 22(2), 106-112.
- Kim, S. K., Ahn, J. G., 2020, Data mining based forest fires prediction models using meteorological data, Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, 21(8), 521-529.
- Kim, T. Y., 2020, A Study on the prediction technique for wind and wave using deep learning, J. Korean Soc. Mar. Environ. Energy, 23(3), 142-147.
- Kwon, B. R., 2019, Study on the development of the rainfall estimation technique using big data based automotive

- rain sensor signal - Development of new W-S-R relation and Verification-I, Master's thesis, Graduate School of Disaster Prevention, Kangwon National University, Samcheok, Korea.
- Lee, C. D., Lee, B. H., Cho, H. J., Kim, B. S., 2018, Comparison and analysis of observation data of rainfall sensor for vehicle and rainfall station, Journal of the Korean Society of Civil Engineers, 38, 783-791.
- Lee, B. H., Kim, B. S., Hwang, S. J., 2020, Development methodology of rainfall information using optical sensors (applicability test of car rain sensors using observed rainfall data), Crisisonomy, 16(11), 105-113.
- Moradi, M., Lee, T. S., 2018, Comparison of optimization algorithms in deep learning-based neural networks for hydrological forecasting: Case study of Nam River daily runoff, J. Korean Soc. Hazard Mitig., 18(6), 377-384.
- Park, M. K., Ji, S. H., Park, M. Y., 1995, A New identification method for a fuzzy model, Journal of The Korean Institute of Intelligent Systems, 5(2).
- Park, W. J., Park, J. H., Lee, Y. H., 2019, A DNN-based epileptic EEG detection system for epileptic patient classification, Journal of KIISE, 46(12), 1291-1295.
- Weather Radar Center, 2013, Korea weather agency.
- Woo, D. M., 2001, A Study on the characteristics by the rainfall intensity of the tipping-bucket rain gauge, Master's thesis, Graduate School of Industry, Seoul National University of Industry, Department of Control and Measurement Engineering, Seoul, Korea.
-
- Doctor's course. Byung-Hyun Lee
Department of Urban and Environmental and Disaster Management, Graduate School of Disaster Prevention, Kangwon National University
hydrobh2@kangwon.ac.kr
 - Professor. Byung-Sik Kim
Department of Urban and Environmental and Disaster Management, Graduate School of Disaster Prevention, Kangwon National University
hydrokbs@kangwon.ac.kr
 - CEO. Young-Mi Lee
ECOBRAIN Co. Ltd.,
leeym@ecobrain.net
 - Doctor's course. Cheong-Hyeon Oh
Department of Urban and Environmental and Disaster Management, Graduate School of Disaster Prevention, Kangwon National University
och@kangwon.ac.kr
 - Doctor's. Jung-Ryel Choi
Department of Urban and Environmental and Disaster Management, Graduate School of Disaster Prevention, Kangwon National University
lovekurt82@gmail.com
 - Doctor's course. Weon-Hyouk Jun
Department of Urban and Environmental and Disaster Management, Graduate School of Disaster Prevention, Kangwon National University
jogbaldc@naver.com