

Support Vector Machine을 이용한 실시간 도로기상 검지 방법

A Realtime Road Weather Recognition Method Using Support Vector Machine

서민호¹, 육동빈², 박새롬³, 전진호⁴, 박정훈^{5*}

Min-ho Seo¹, Dong-bin Youk², Sae-rom Park³, Jin-ho Jun⁴, Jung-hoon Park^{5*}

〈Abstract〉

In this paper, we propose a method to classify road weather conditions into rain, fog, and sun using a SVM (Support Vector Machine) classifier after extracting weather features from images acquired in real time using an optical sensor installed on a roadside post. A multi-dimensional weather feature vector consisting of factors such as image sharpness, image entropy, Michelson contrast, MSCN (Mean Subtraction and Contrast Normalization), dark channel prior, image colorfulness, and local binary pattern as global features of weather-related images was extracted from road images, and then a road weather classifier was created by performing machine learning on 700 sun images, 2,000 rain images, and 1,000 fog images. Finally, the classification performance was tested for 140 sun images, 510 rain images, and 240 fog images. Overall classification performance is assessed to be applicable in real road services and can be enhanced further with optimization along with year-round data collection and training.

Keywords : Weather conditions, SVM, Weather features, Road images

1 주저자, 마스코리아(주), 선임연구원

E-mail: thomas@maaskr.com

2 마스코리아(주), 연구원 (E-mail: robin@maaskr.com)

3 마스코리아(주), 선임연구원

E-mail: sae.park@maaskr.com

4 마스코리아(주), 전무이사

E-mail: jinhoj@maaskr.com

5* 교신저자, 마스코리아(주) 대표이사

E-mail: changeagentdavid@maaskr.com

1 Main Author, MaaSKorea Inc, Senior Researcher

2 MaaSKorea Inc, Researcher

3 MaaSKorea Inc, Senior Researcher

4 MaaSKorea Inc, Executive Director

5* Corresponding Author, MaaSKorea Inc, CEO

1. 개요

동하절기 악천후로 인한 교통사고는 매년 증가하고 있으며, 기상 변화에 따른 도로안전관리에 대한 기술적 필요성이 대두되고 있다. 차량 추돌 사고의 대부분은 안개 등으로 인해 운전자 시야가 확보되지 못한 경우에 주로 발생하고 있으며, 이는 이른 새벽 또는 늦은 오후 등의 일교차가 심할 경우 자주 발생하고 있고, 특히 강우, 강설로 인해 노면 상태가 불량할 경우 자칫 대형사고를 유발하는 위험을 내포하고 있다. 이러한 사고를 예방하기 위해서는 기상청에서 시정계를 이용하여 안개를 검출한 후 도로이용자 또는 도로관리주체에게 알림 서비스를 제공해야 하나 시정계는 고가의 설치비용과 설치장소의 제약으로 널리 보급되지 못하고 있는 실정이다. 이로 인해 최근 도로에 설치된 광학센서를 이용하여 영상을 이용한 날씨 검지 연구가 진행되고 있으며, 본 논문에서는 노면 지주물에 설치된 광학 검지 장치를 이용하여 영상처리 방법을 이용한 날씨 검지 방법을 제안한다.

2. 국내외 연구동향

영상정보를 이용하여 날씨를 검지하는 기술은 근래 도로 CCTV 보급확산과 인공지능 영상처리 기술의 발전으로 새로이 대두되고 있는 연구 주제이다. 국외에서는 미국, 일본, 중국을 중심으로 인공지능 영상처리기법을 이용한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 주요 알고리즘은 영상으로부터 기상과 관련된 영상 특징을 추출하고 Adaboost, SVM 등의 기계학습 알고리즘을 이용한 방법과 convolutional neural network 등의 딥러닝 기반

의 분류 알고리즘을 적용하여 도로 기상을 검지하는 방법이 주를 이룬다. 우선 Garg와 Naya[5]는 고해상도 CCTV 영상을 이용하여 취득된 영상으로부터 객체 검지 기술을 적용하여 강우시 영상에 나타나는 빗줄기를 검지하여 강우를 판단하는 알고리즘을 제안하였고, Kurihataand와 Takahashi [6][7]는 다수의 강우 영상 patch를 취득하여 주 성분 분석(Principal Component Analysis)을 수행하고, 강우 영상 template를 제작한 후 영상 탐색 기법을 이용하여 영상내 강우 영상 patch와 유사한 통계분포를 가지는 부분을 검지하여 강우 영상을 확인하였다. Xunshi Yan와 Yupin Luo[4]는 CCTV를 이용하여 도로의 날씨 영상을 다수 확보하고 영상의 HGA(Histogram of Gradient Amplitude)와 IHS(Intensity, Hue, Saturation) histogram을 기상 특징으로 정의하여 4차원의 기상 특징 벡터를 구성한 후 Adaboost 기계학습 알고리즘을 적용하여 기상을 맑음, 비, 흐림으로 구분하는 방법을 제안하였다. 이와 별도로, Choi와 You[2]는 안개 검지를 위해 영상 품질(Image Quality Assessment) 검사에 적용되는 BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator)의 특정 벡터를 이용하여 안개를 검지하는 방법을 제안하였는데, 안개 특징 벡터로써 local MSCN(Mean Subtracted Contrast Normalized) 계수와 영상의 sharpness, Michelson contrast, image entropy, dark channel prior 등을 활용하였다. 한편 국내에서는 Kang과 Kim [1]이 Choi[2]가 사용한 안개 특징과 인공신경망 알고리즘을 이용하여 주야간 도로영상으로부터 안개를 분류하는 알고리즘을 제안하였다. 이상의 연구사례를 살펴볼 때 국외에서는 기상을 검지하는 방법으로 기계학습 또는 딥러닝 기반의 영상처리를 이용한 기상 검지 방법이 제안되고 있으며, 국내에서는 안개 검지 방법이 제안되고 있으나, 아

직 영상을 이용하여 도로기상을 안개, 비, 맑음으로 분류하는 방법은 없는 실정이다. 따라서, 본 연구에서는 Choi[2]와 Kang[1]이 사용한 기상 특징외에 추가적으로 맑음과 비를 구분하는 기상 특징을 정의하여 도로 기상을 맑음, 비, 안개 영상으로 구분하는 방법을 제안한다.

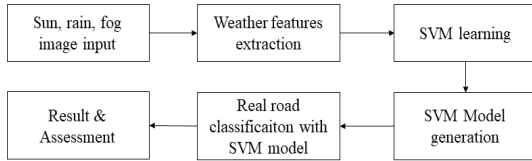


Fig. 1 Weather recognition process

3. 도로기상 검지 알고리즘 개발

3.1 기상 특징 추출

본 논문에서는 Choi와 Kang이 제안한 안개 특징에 추가적으로 맑음과 비를 구분하는 특징을 이용하여 날씨를 분류한다. 우선, 영상의 local MSCN(Mean Subtracted Contrast Normalized Coefficients)는 식(1), 식(2), 식(3)을 통해 구할 수 있다.

- Local MSCN 계수 계산

$$I_{MSCN}(i, j) = \frac{I_{gray}(i, j) - \mu(i, j)}{\sigma(i, j) + 1} \quad (1)$$

$$\mu(i, j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I_{gray}(i+k, j+l) \quad (2)$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} [I_{gray}(i+k, j+l) - \mu(i, j)]^2} \quad (3)$$

MSCN 계수의 영상 방향별 pairwise neighboring product 분산 특징 중 수직 방향에 대한 분산은 아래의 식을 통해 구할 수 있다. Choi[2]에 의하면 안개 영상에서 안개의 밀도가 증가함에 따라 $I_{V_{pair_MSCN}}$ 계수의 수직 방향 분산이 증가한다고 하였기 때문에 주요한 안개 구분 특징으로 활용될 수 있다.

- $I_{V_{pair_MSCN}}$ 계수의 수직 방향 분산 계산

$$I_{V_{pair_MSCN}}(i, j) = I_{MSCN}(i, j) \cdot I_{MSCN}(i+1, j) \quad (4)$$

식(4)에서 i 와 j 는 영상의 행과 열의 좌표이며, M 과 N 은 영상의 행과 열의 크기이다. I_{gray} 는 RGB 영상을 회색조 영상으로 변환한 것이며, ω 는 표준편차가 3인 원형 gaussian 필터이다. 추가적인 안개 영상의 특징 벡터로써 영상의 local image sharpness 계수의 평균과 분산, Michelson contrast의 평균, image entropy, dark channel prior의 평균, color saturation의 평균, image colorfulness는 식(5), 식(6), 식(7), 식(8), 식(9), 식(10)을 통해 구할 수 있다.

- Local image sharpness 분산 계산

$$\xi(i, j) = \frac{\sigma(i, j)}{\mu(i, j)} \quad (5)$$

- Michelson contrast의 계산

$$MC(i, j) = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}} \quad (6)$$

식(6)에서 I_{max} 와 I_{min} 는 3 by 3 커널에서의 영상의 밝기 최소값과 최대값이다.

- Image entropy 계산

$$IE(I) = - \sum_i p(h) \log[p(h_i)] \quad (7)$$

식(7)에서 $p(h_i)$ 는 각 영상 밝기값의 histogram을 이용하여 생성된 확률밀도함수이다. 일반적으로 image entropy는 영상의 밝기값 변동이 적은 영상에서는 낮은 값을 나타내며 반대의 경우엔 높은 값을 나타낸다. 안개 영상의 경우 밝기값 변동이 적으므로 IE는 맑음 영상에 비해 낮은 값을 나타낸다.

- Dark channel prior 계산

$$I_{dark}(i, j) = \min_{c \in r, g, b} [I_c(i, j)] \quad (8)$$

식(8)에서 $c \in r, g, b$ 는 영상의 red, green, blue 채널을 의미하며, I_{dark} 는 0과 1 사이로 정규화가 수행된 것이다. 영상의 dark channel은 안개가 없는 영상을 기반으로 관측되며, 영상내 안개가 없는 영역에 대해서는 red, green, blue 세 채널 중 적어도 하나의 채널에서는 0 또는 0에 매우 가까운 밝기값을 나타내는 다수의 화소를 가진다. 마찬가지로, 해당 영역에서는 최소의 밝기값은 0에 가깝게 나타나며, 이것을 영상의 dark channel prior의 pixel-wise 모델이라 한다.

- Image saturation 계산

Image saturation은 식(9)를 통해 구할 수 있다.

$$I_{saturation}(i, j) = I_{HSV}(i, j, 2) \quad (9)$$

- Image colorfulness 계산

$$CF = \sqrt{\sigma_{rg}^2 + \sigma_{yb}^2} + 0.3 \sqrt{\mu_{rg}^2 + \mu_{yb}^2} \quad (10)$$

$$\sigma_a^2 = \frac{1}{X} \sum_{x=1}^X (a_x - \mu_a)^2 \quad (11)$$

$$\mu_a = \frac{1}{X} \sum_{x=1}^X a_x \quad (12)$$

식(10)에서 I_{HSV} 는 영상의 red, green, blue 채널을 HSV 색공간 체계로 변환한 것이며, $rg = R - G$, $yb = 0.5(R + G) - B$ 로 정의된다. 영상의 saturation과 colorfulness는 RGB 색조 영상에서 안개 영상의 가시성을 확인하기 위해 사용된다. 일반적으로 안개 영상에서는 맑음 영상에 비해 밝기값 이동이 발생하므로 짙은 안개에서는 영상의 saturation과 colorfulness의 값이 저하된다. 이상은 영상의 안개 특징을 정의한 것이며, 아래는 날씨를 맑음과 비로 구분하기 위한 추가적인 기상 특징을 나타낸다.

- Noise 특징 계산

다양한 날씨 환경에서 영상에 나타나는 noise는 대기 중 빛의 굴절, 빛의 산란 등을 일으키며 특히 비 영상에서 빗줄기는 noise로 작용하여 맑음과 비를 구분하는 중요한 단서가 된다. 본 논문에서 noise 특징은 Tai[8]가 제안한 fast noise estimation 방법을 사용하며, 3 by 3의 Laplace noise estimation 템플릿을 이용하여 계산하였다.

$$N = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

영상의 각 픽셀에서의 noise 표준편차는 식(13)의 N 커널을 이용해서 구할 수 있으며, 전체 영상에 대한 noise 분산의 평균은 식(14)와 같이 계산된다.

$$\delta = \frac{1}{6(W-2)(H-2)} \sum_{x,y} |I_{(x,y)} \cdot N| \quad (14)$$

여기서, W는 영상의 폭을 나타내며, H는 높이, $I_{(x,y)}$ 는 영상의 밝기값이다.

- Rotation-invariant local binary pattern 계산

LBP(Local Binary Pattern)는 얼굴 인식에 주로 사용되는 특징으로 기본 아이디어는 영상내 구분하고자하는 객체를 작은 블록으로 나누어 LBP 히스토그램을 만들고 히스토그램간의 거리차이를 이용하여 객체를 구분한다. 객체 영상은 미세 질감의 구성으로 볼 수 있기 때문에 LBP를 사용하면 얼굴, 차량, 보행자 등의 질감 설명이 가능하다. 본 연구에서는 강우시 영상에 나타나는 빗줄기에 의한 영상의 질감변화를 이용하여 맑음과 비 영상으로 구분하는 기상 특징으로 LBP를 사용한다. 기본 LBP의 연산과정은 Figure 2에서 설명된다.

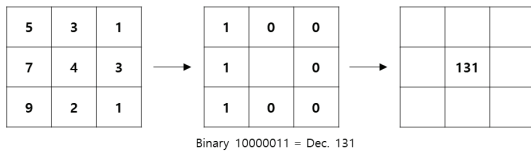


Fig. 2 LBP Kernel

커널내 중심의 밝기값을 이용하여 시계방향 또는 반시계방향으로 연산을 수행하여 하나의 Label에 0 또는 1의 값을 얻을 수 있다. 즉, 중심보다 주변의 값이 크면 1을 작으면 0을 입력한다. Figure 2에서 커널내 중심의 값에 대한 기본 LBP 계산 결과는 이진수로 나타나고 이를 십진수로 변환하면 하나의 픽셀에 대한 기본 LBP 값이 생성되고 이러한 LBP 값들의 히스토그램을 생성함으로써 기본 LBP가 완성된다. 즉, 8개의 이웃 화소를 가지는 3 by 3 커널을 이용할 경우 하나의 영

상에 대해 총 256개의 숫자로 표현하는 것이 가능해지고 이는 하나의 영상에 대해 256차원의 특징 벡터를 생성함을 의미한다. 기본 LBP는 수차례의 개선과정을 거쳐 현재는 10개의 특징만으로도 영상의 질감을 표현하면서 영상의 회전에도 강건한 Rotation-invariant LBP (RLBP)가 널리 이용되고 있고, 본 연구에서도 Rotation-invariant LBP를 활용하여 10개의 특징을 기상 특징 벡터로 활용하였다. 정리하자면, 영상을 맑음, 비, 안개로 구분하기 위해 본 연구에서 사용되는 특징 벡터는 Table 1과 같다.

Table 1. Weather features

ID	Feature Description	Dimension
f_1	The variance of MSCN coefficients	1-D
f_2	The variance of vertical product of MSCN coefficients	1-D
f_3	The sharpness	1-D
f_4	The coefficients of variance of sharpness	1-D
f_5	The Michelson contrast	3-D
f_6	The image entropy	1-D
f_7	The dark channel prior in a pixel-wise	1-D
f_8	The color saturation in HSV color space	1-D
f_9	The colorfulness	1-D
f_{10}	The pixel noise	1-D
f_{11}	The local binary pattern	10-D
Total		22-D

3.2 Support Vector Machine 모델 생성

SVM(Support Vector Machine)은 인공지능의 기계학습 분야 중 하나로 패턴인식, 자료분석을 위한 지도학습 모델(Supervised Learning Model)이다. 주로 분류와 회귀 분석을 위해 사용되며 SVM

알고리즘은 주어진 데이터 집합을 바탕으로 하여 새로운 데이터가 어느 class에 속할 것인지 판단하는 비확률적 이진 선형 분류 모델(Binary Linear Classification Model)을 만들게 된다. SVM의 기본적 원리로 2차원 평면에 두 그룹에 대해 예를 들면 두 그룹에서 각각의 데이터 간 거리를 측정하여 두 개의 데이터 사이의 중심을 구한 후에 그 가운데에서 최적의 초평면(Optimal Hyper Plane)을 구함으로써 두 그룹을 나누는 방법을 학습하게 된다. 결정 경계인 초평면은 두 그룹을 분류하는 데이터를 기준으로 한 선(2차원) 또는 면(3차원)으로써 두 그룹의 가장 가까운 데이터 간의 거리를 의미한다. 초평면과 이와 가까운 support vector 사이의 거리를 마진(Margin)이라고 한다. SVM 알고리즘의 목표는 다른 데이터들을 가장 큰 마진으로 분리해내는 선 또는 면을 찾아내는 것이다. 한편, SVM은 기본적으로 이진 분류기이다. 따라서, 본 연구에서 기상을 맑음, 비, 안개로 구분하기 위해서는 다중 class에 대한 SVM 분류를 수행해야하며, 이는 1대 다수의 이진 분류를 3단계 수행하여 3개의 SVM 분류기를 생성함으로써 다중 class 분류가 가능해진다. 즉, 맑음과 나머지 영상을 구분하는 분류기, 비와 나머지 영상을 구분하는 분류기, 안개와 나머지 영상을 구분하는 3개의 이진 분류기를 생성하여 loop 문을 통해 각 기상별 class에 대한 구분이 가능하다. 본 연구에서는 open source로 제공하고 있는 기본 형태의 SVM 코드를 이용해 python으로 구현하였다.

4. 실험 및 결과

4.1 기상 영상 수집

자료 수집은 세종특별자치시 한누리대로 아람찬

교 노변에 설치된 8m 높이의 지주물에 도로기상 검지를 위해 새롭게 개발된 광학센서를 설치하고 2020년 9월부터 2020년 11월까지 수행되었다. 영상의 크기는 폭 1,520 pixel, 높이 2,688 pixel이며, 전체 class는 맑음, 비, 안개로 구분되고, 보도블록 등의 잡음을 배제하고 경관 영상만을 처리하기 위해 ROI(Region of Interest)를 설정하여 학습을 위한 샘플을 취득하였다. 분류는 각각의 class마다 맑음 영상 700장, 비 영상 2,000장, 안개 영상 1,000장에 대해 22개의 기상 특징을 추출하고 기계학습을 수행하였다.

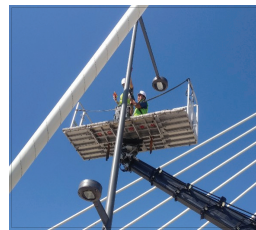


Fig. 3 optical Sensor installation

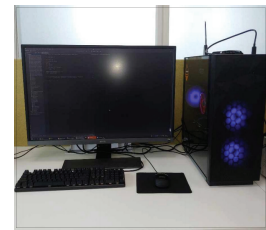


Fig. 4 workstation for SVM learning

Figure 2는 지주물에 광학센서를 설치하는 모습이고, Figure 5, Figure 6, Figure 7은 각각 설치된 광학센서로부터 획득된 맑음 영상, 비 영상과 안개 영상을 나타낸다.



Fig. 5 sun image



Fig. 6 rain image



Fig. 7 fog image

4.2 기상 모델 분류 결과

기상 분류 모델의 성능을 평가하기 위해 사용된 시험 영상은 맑음 140장, 비 510장, 안개 240장에 대해 기 생성된 SVM 모델을 적용하여 3개 class에 대한 분류를 수행하였다.

Table 2의 결과를 살펴볼 때, 안개 영상의 경우 검지 정확도가 가장 높다. 이는 Choi와 Kang이 제안한 안개 특징 벡터가 기상 구분시 주요한 특징으로 적절히 작용하고 있음을 의미한다. 한편, 비와 맑음 영상의 분류와 관련하여 영상이 현재보다 고해상도로 취득이 된다면 비 객체에 대한 정밀 관측이 가능하여 noise 특징 및 LBP 특징을

이용한 비 영상 구분의 정확도가 향상될 것이라 예상된다. 끝으로, 본 연구에서는 비록 하절기 기상 영상만을 이용하여 기상 상황을 맑음, 비, 안개의 3가지로 구분하는 알고리즘을 제안하였지만, 동절기 강설 영상에 대한 취득이 가능해지면, 강설과 관련된 특징 벡터를 추가한 후 SVM을 이용한 강설 class에 대한 분류가 가능해질 것으로 기대한다.

Table 2. classification result

Learning	Unit	Accuracy	Total Avg.
sun	%	84.3	84.9
rain	%	79.2	
fog	%	91.1	

5. 결론

본 논문에서는 도로 노변에 설치된 광학 영상 수집 장치를 이용하여 실시간으로 영상을 맑음, 비, 안개로 구분하는 알고리즘을 제안하였고, 실험을 통해 현장 적용 가능성을 확인하였다. 아직 국내에서는 영상을 이용하여 날씨를 구분하는 방법이 제안되지 않고 있어, 본 연구를 통해 개발된 도로 기상관측 방법이 실제 도로에 적용이 가능할 경우 기존 도로 노변에 설치되어 있는 광학식 영상 수집 장치를 활용할 수 있고, 이는 비단 도로 기상뿐만 아니라 국지기상 관측에도 활용될 수 있을 것으로 예상된다.

감사의 글

이 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)

의 재원으로 정보통신산업진흥원-지역SW서비스사업화지원사업의 지원을 받아 수행된 연구임(No.S0428-20-1005)

참고문헌

- [1] 강충현, 김경환, “신경회로망 기반의 주야간 안개 감지 알고리즘”, 한국통신학회, Vol. 42, No. 3, (2017)
- [2] L. K. Choi, J. You, and A. C. Bovik, “Referenceless perceptual fog density prediction model,” in IS&T/SPIE Electronic Imaging, pp. 90140H-90140H-12, (2014).
- [3] Li Q., Kong Y. and Xia S, “A Method of Weather Recognition based on Outdoor Images”, in Proceedings of the 9th International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP-2014), pp. 510-516, (2014).
- [4] Xunshi Yan, Yupin Luo, and Xiaoming Zheng, in “Weather Recognition Based on Images Captured by Vision System in Vehicle”, ISSN 2009, Part III, LNCS 5553, pp. 390-398, (2009).
- [5] Garg, K., Nayar, S.K, “Detection and Removal of Rain from Videos”, in Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 528-535. IEEE Press, New York, (2004).
- [6] Kurihata, H., Takahashi, T., Mekada, Y., Ichiro, I., Murase, H., Tamatsu, Y., Miyahara, T, “Raindrop Detection from In-Vehicle Video Camera Images for Rain fall Judgment”, in The First International Conference on Innovative Computing, Information and Control, pp. 544-547. IEEE Press, New York, (2006)
- [7] Kurihata, H., Takahashi, T., Ide, I., Mekada, Y., Murase, H., Tamatsu, Y., Miya hara, T, “Rainy Weather Recognition from In-Vehicle Camera Images for Driver Assistance”, in 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 205-210. IEEE Press, New York, (2005).
- [8] Tai S., Yang S., “A fast method for image noise estimation using laplacian operator and adaptive edge detection”, in Commnications, Control and Signal Processing, pp. 1077-1081, (2008).

(접수: 2020.11.09. 수정: 2020.11.29. 게재확정: 2020.11.30.)