

신경회로망 기반의 주야간 안개 감지 알고리즘

강 충 헌*, 김 경 환^o

Image-Based Fog Detection Algorithm Using a Neural Network

Chung-Hun Kang*, Gyeong-Hwan Kim^o

요 약

본 논문에서는 조명조건에 영향을 받지 않는 주야간 안개 감지 알고리즘을 제안한다. 주간과 야간 환경에서 안개 특징의 정의와 추출 방법들에 대해 각각 설명한다. 제안된 특징들을 입력으로 사용하는 신경회로망을 중심으로 안개 감지 알고리즘을 소개한다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 성능은 다양한 환경에서 촬영된 주야간 영상들에 대하여 수행된 실험을 통해 확인하였으며 평균 재현율은 97.5%로 측정되었다.

Key Words : fog detection, fog feature, feature extraction, image processing, neural network

ABSTRACT

In this paper, we propose a day and night fog detection algorithm that is not affected by lighting conditions. First, we present the definitions and the extraction methods of fog features in daytime and nighttime environments, respectively. We then propose the fog detection algorithm using a neural network from the fog features. A set of experiments has been conducted with images taken at various environments, and the average recall of the proposed algorithm is 97.5%.

I. 서 론

최근 차량 추돌사고가 증가하여 안전 관리에 대한 기술적 필요성이 증가하고 있다.^[1] 차량 추돌사고의 주요 유발요인에는 안개의 발생이 있다. 안개가 발생하면 가시거리가 급격하게 감소하게 되는데, 이는 차량 추돌사고의 주요 유발요인이 된다. 이러한 사고를 예방하기 위해서 기상청에서는 시정계를 이용하여 안개를 검출하고 있다. 그러나 시정계는 값비싼 비용 때문에 설치장소가 한정된다.

이로 인해 최근 영상을 이용한 안개 감지를 위한 연구가 많이 진행되어 왔다. Choi^[2] 등은 입력 영상으로부터 여러 안개 특징들을 추출하고 이를 학습 데이터들과의 유사도를 측정하여 안개를 감지하였다. 하지만 주간 안개 특징들만 사용하므로 야간 안개를 감지하는데 적용하기 어렵다. Gallen^[3] 등은 차량의 전조등을 이용하여 가시거리를 계산하여 야간 안개를 감지하였다. 하지만, 주행 중인 차량에서만 동작하는 제약이 따른다.

따라서 본 논문에서는 다양한 장소에서 안개를 감지하는 주야간 안개 감지 알고리즘을 제안한다. 먼저, 입력 영상에서 주간, 야간 안개 특징들을 추출한다. 주간 안개 특징 추출은 Choi^[2] 등이 제안한 방법에서 사용된 안개 특징들을 활용한다. 야간 안개 특징 추출 방법은 야간 안개 영상에서 안개 층에 의해 빛 퍼짐 정도가 심해지는 특징을 이용한다. 이후 추출된 안개 특징들로부터 신경회로망을 학습시키고, 주야간 안개 감지 알고리즘을 개발한다. 그림 1은 제안하는 알고리즘의 구성을 보여준다.

II. 안개 감지 알고리즘 개발

2.1 주간 안개 특징 추출

본 논문에서 다루는 주간 안개 특징 추출은 Choi^[2] 등이 제안한 방법에서 사용된 안개 특징들을 활용한다. 다음 식(1)-(5)을 통해 영상의 sharpness(σ)와 coefficient of variance of sharpness(ζ), 각 색상별

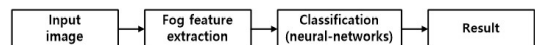


그림 1. 제안하는 안개 감지 알고리즘의 구성
 Fig. 1. Configuration of the proposed algorithm

* 본 결과물은 교육부 재원으로 지원을 받아 수행된 산학협력 선도대학(LINC) 육성사업의 연구결과입니다.(2016-A-0001-010104)

• First Author : Department of Electronic Engineering, Sogang University, chunghunk@gmail.com, 학생회원

o Corresponding Author : Department of Electronic Engineering, Sogang University, gkim@sogang.ac.kr, 정회원

논문번호 : KICS2017-01-015, Received January 16, 2017; Revised February 17, 2017; Accepted February 22, 2017

Michelson contrast(MC), 영상의 entropy(IE)를 구하고, 총 6개의 주간 안개 특징으로 사용한다.

$$\mu(i, j) = \sum_k \sum_l w_{k,l} I(i+k, j+l) \quad (1)$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_k \sum_l w_{k,l} [I(i+k, j+l) - \mu(i, j)]^2} \quad (2)$$

$$\zeta(i, j) = \sigma(i, j) / \mu(i, j) \quad (3)$$

$$MC(i, j) = (I_{\max} - I_{\min}) / (I_{\max} + I_{\min}) \quad (4)$$

$$IE(I) = - \sum_{h_i} p(h_i) \log[p(h_i)] \quad (5)$$

여기서 $w = (k \times l)$ 크기의 2차 가우시안 필터, I_{\max} , $I_{\min} = (2 \times 2)$ 크기의 최대, 최소 필터, $p(h_i) =$ 픽셀 밝기 h_i 의 확률 밀도를 나타낸다.

2.2 야간 안개 특징 추출

본 논문에서 제안하는 야간 안개 특징 추출은 그림 2와 같이 진행된다. 야간 안개 영상은 주간 안개 영상과는 달리, 조명조건에 영향을 많이 받기 때문에 안개 층에 의한 빛 퍼짐 정도를 이용해서 안개 특징을 추출한다. 따라서 입력 영상을 고유 영상(intrinsic image)과 안개 층 영상(fog-layer image)으로 분리하고, 안개 층 영상에 대해서 안개 특징 추출을 진행한다.

먼저 식(6)과 같이 입력 영상 I 을 고유 영상 L_1 과 안개 층 영상 L_2 의 결합 형태로 정의한다.

$$I = L_1 + L_2 \quad (6)$$

입력 영상 I 로부터 고유 영상 L_1 과 안개 층 영상 L_2 로 분리하기 위해, Y. Li^[4] 등이 제안한 영상 분리 방법을 활용한다. 안개 층 영상이 고유 영상보다 더 완만(smooth)하다는 특징을 이용해서 수직, 수평방향의 1차 미분 필터($f_1 = [-1, 1]$, $f_2 = [-1, 1]^T$)와 2차 라플라시안 필터($f_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$)로 식(7)을 만족하는 L_1 과 L_2 를 구하여 영상을 분리한다.

$$\min_{L_1, L_2} \sum_{i,j} (\rho(L_1 * f_j)_i + \lambda (L_2 * f_j)_i^2) \quad (7)$$

여기서 $\rho =$ sparse penalty function, $\lambda =$ 평탄 계

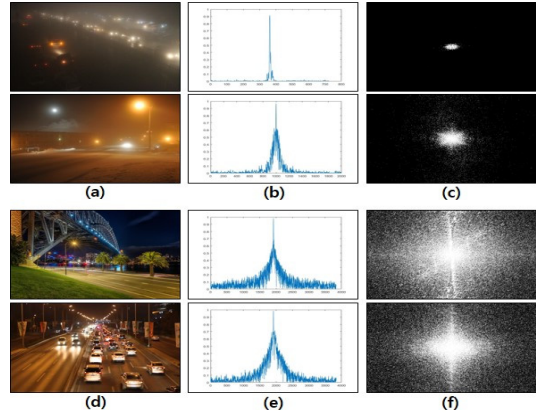


그림 2. 서로 다른 안개 상황의 파워스펙트럼에 대한 이진화 영상 (a) 안개 영상; (b) 안개 영상에서 안개 층 영상분리 후 파워스펙트럼 단면적; (c) 안개 영상의 파워스펙트럼에 대한 이진화 영상; (d) 비안개 영상; (e) 비안개 영상에서 안개 층 영상분리 후 파워스펙트럼 단면적; (f) 비안개 영상의 파워스펙트럼에 대한 이진화 영상;

Fig. 2. Binary image of power spectrum in different fog states (a) Foggy image; (b) Power spectrum cross-section after fog layer image separation from foggy image; (c) Binarization of power spectrum in foggy image; (d) Fog-free image; (e) Power spectrum cross-section after fog layer image separation from fog-free image; (f) Binarization of power spectrum in fog-free image;

수(smoothness coefficient), $i =$ 픽셀 인덱스, $j =$ 필터 인덱스를 나타낸다.

이후 안개 층 영상을 고속 푸리에 변환 후, 식(8)과 같이 high-pass filter(HPF)로 영상의 에지 부분을 부각시킨 뒤, 파워스펙트럼 $S(f_x, f_y)$ 를 구한다.

$$S(f_x, f_y) = |I(f_x, f_y) \times HPF|^2 \quad (8)$$

여기서 $I(f_x, f_y) =$ 주파수 도메인에서의 영상 I 를 나타낸다.

위 과정을 거치면, 그림 2의 (b), (d)와 같이 비안개 영상은 안개 영상에 비해 고주파 성분이 많이 나타난다. 따라서 주파수 성분의 분포를 특징으로 나타내기 위해 파워스펙트럼을 이진화 영상으로 변환 후 영상의 중심으로부터 반지름에 따른 누적량(RD)을 식(9)-식(10)을 통해 계산한다. 이후 RD의 분산을 특징으로 활용한다.

$$\begin{cases} x_{\log} = radius \times \cos(\theta) + x_c \\ y_{\log} = radius \times \sin(\theta) + y_c \end{cases} \quad (9)$$

$$RD_k = \frac{1}{Z} \sum_i I_{\log}(i, k), \quad k = 1, \dots, r_{\max} \quad (10)$$

여기서 $(x_c, y_c) =$ 영상 중심 좌표, $(x_{\log}, y_{\log}) =$ 로그-도메인과 매핑되는 영상좌표, $(radius, \theta) =$ 로그-도메인에서의 반지름과 phase, $I_{\log} =$ 로그-도메인에서의 이진화 영상, $i =$ phase, $k =$ 반지름, $r_{\max} =$ 로그-도메인에서의 반지름 최대값, $Z =$ 정규화 항을 나타낸다.

2.3 신경회로망을 이용한 안개 감지

본 절에서는 입력 영상에 대해 안개/비안개 영상으로 분류하기 위해서 이진 분류 문제로 접근한다. 이를 위해 주야간 안개 특징들을 이용하여 신경회로망을 학습시킨다. 신경회로망은 입력 층, 은닉 층(2단), 출력 층으로 구성되고, 식(11)에서의 비용함수 $J(\theta)$ 를 최소로 만드는 θ 를 학습한다. 입력 층에는 7차원의 안개 특징 벡터가 입력된다. 각 은닉 층의 노드 수는 12개, 8개로 구성된다.

학습은 서로 다른 장소에서 촬영된 안개/비안개 영상 120장으로 진행한다. 또한, 과적합(overfitting) 문제를 해결하기 위해 dropout^[5]을 이용해서 각 은닉 층의 노드들을 0.3의 확률로 비활성화 시켜준다. 이러한 hyper-parameters는 grid-search^[6]를 통해 최적의 값으로 구한다.

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K (-y_k^{(i)} \log(f(x^{(i)}; \theta)_k) - (1 - y_k^{(i)}) \log(1 - f(x^{(i)}; \theta)_k)) + \frac{\lambda}{2} \|\theta\|_2^2 \quad (11)$$

여기서 $m =$ 학습 데이터 개수, $K =$ 출력 클래스 개수, $y =$ 실제 값, $f =$ 추정 우도함수, $\lambda =$ 정규화 계수(coefficient of generalization)를 나타낸다.

III. 실험 및 고찰

본 절에서는 제안하는 야간 안개 특징이 안개 감지 알고리즘의 성능에 끼치는 영향을 보기 위한 실험을 수행하였다. 또한, 다양한 장소에서 촬영한 주간 영상 200장, 야간 영상 200장을 테스트 영상으로 사용하여, 본 논문에서 제안하는 방법과 Choi^[2] 등이 제안한 방법, C. Liu^[7] 등이 제안한 방법을 비교하여 성능을 평가하였다.

야간 영상은 조명조건에 예민하게 반응하기 때문에 조명에 영향을 받지 않는 야간 안개 특징을 추출하였다. 이에 따라, 야간 안개 특징이 알고리즘 성능 향상에 끼치는 영향을 보기 위해 야간 안개 특징의 사용 유무에 따른 테스트 에러(J_{test})를 비교하였다. 그 결

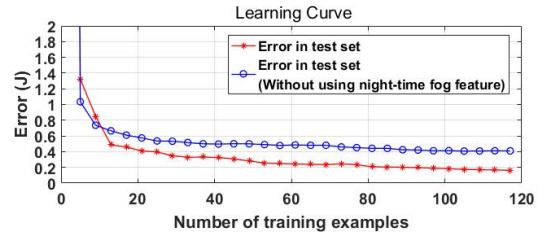


그림 3. 학습 데이터 개수 증가에 따른 테스트 에러의 변화량에 대한 그래프

Fig. 3. Graph of variation of test error with increasing number of training examples

과, 야간 안개 특징을 추가로 도입했을 때, 테스트 에러가 약 0.25정도 줄어드는 것을 그림 3에서 확인하였다. 이는 야간 안개 특징 도입이 안개 감지 알고리즘 성능을 향상시킨다는 것을 의미한다.

그리고 식(12)-식(15)와 같이, precision, recall, F-score, accuracy를 정의하고, 이를 이용하여 성능을 평가한다. C. Liu^[7] 등이 제안한 방법은 HSV 색상 정보를 이용하여 안개 특징을 추출하고 안개를 검출한다. 하지만 단순 색상 정보만을 가지고 본 문제에 접근하였기 때문에 다양한 환경에서 촬영된 영상에 대해서는 성능이 낮게 나온다. 또한, Choi^[2] 등이 제안한 방법은 영상을 patch로 나눈 뒤 안개 특징을 추출하여 안개/비안개를 구분한다. 하지만 야간 안개 영상은 광원이 없는 영역에서 영상 정보를 획득하지 못하기 때문에 Choi^[2] 등이 제안한 방법은 안개 특징을 추출할 수 없는 영역이 생기고, recall 성능이 낮게 나온다. 반면 본 논문에서 제안하는 방법은 야간 안개 특징 추출 방법을 도입하였기 때문에 주야간 모두 고르게 동작하는 것을 표 1에서 확인할 수 있다.

$$precision(P) = tp / (tp + fp) \quad (12)$$

표 1. 안개 감지 알고리즘의 성능 비교
Table 1. Performance comparison of fog detection algorithms

		[7]'s result	[2]'s result	Our result
Day	Precision	98.6%	98.0%	91.6%
	Recall	68.0%	99.0%	98.0%
	F-score	80.5%	98.5%	94.7%
	Accuracy	83.4%	98.5%	94.5%
Night	Precision	82.1%	90.0%	98.0%
	Recall	23.0%	45.0%	97.0%
	F-score	35.9%	60.0%	97.5%
	Accuracy	59.0%	70.0%	97.5%
Total	Precision	90.4%	94.0%	94.8%
	Recall	45.5%	72.0%	97.5%
	F-score	58.2%	79.3%	96.1%
	Accuracy	71.2%	84.3%	96.0%

$$recall(R) = tp / (tp + fn) \quad (13)$$

$$F-score = 2(P \times R) / (P + R) \quad (14)$$

$$accuracy = (tp + tn) / (tp + tn + fp + fn) \quad (15)$$

여기서 tp = true positive, tn = true negative, fp = false positive, fn = false negative를 나타낸다.

IV. 결 론

본 논문에서는 조명조건에 영향을 받지 않는 안개 특징을 추출하는 방법을 제안하였고, 실험을 통해 제안한 안개 특징이 유의미한 특징임을 확인하였다. 그리고 본 논문에서 제안하는 안개 감지 알고리즘이 다른 알고리즘과 비교했을 때, 다양한 장소에서 주야간 안개를 감지할 수 있는 강점을 갖고 있음을 확인하였다.

References

- [1] S. Son, T. Kim, Y. Jeon, and Y. Baek, "Smart camera technology to support high speed video processing in vehicular network," *J. KICS*, vol. 40, no. 01, pp. 152-164, Jan. 2015.
- [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] R. Gallen, A. Cord, N. Hautière, É. Dumont, and D. Aubert, "Nighttime visibility analysis and estimation method in the presence of dense fog," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 16, pp. 310-320, 2015.
- [4] Y. Li and M. S. Brown, "Single image layer separation using relative smoothness," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision and Pattern Recognition*, pp. 2752-2759, 2014.
- [5] N. Srivastava, G. E. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, "Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting," *J. Machine Learning Res.*, vol. 15, pp. 1929-1958, 2014.
- [6] J. Bergstra and Y. Bengio, "Random search for hyper-parameter optimization," *J. Machine Learning Res.*, vol. 13, pp. 281-305, 2012.

- [7] C. Liu, X. Lu, S. Ji, and W. Geng, "A fog level detection method based on image HSV color histogram," in *Int. Conf. PIC*, pp. 373-377, 2014.