

<http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2023.9.5.843>

JCCT 2023-9-102

# SVM과 K 접힘 교차 검증 융합 알고리즘 기반의 화재 연기 식별 방법 연구

## Study on fire smoke identification method based on SVM and K fold cross verification fusion algorithm

왕우동\*, 박상봉\*\*, 허정화\*\*\*

Wang Yudong\*, Sangbong Park\*\*, Jeonghwa Heo\*\*\*

**요약** 본 논문은 현대 기술이 발전함에 따라 다양한 화학 제품 및 인화성 물질이 광범위하게 사용되면서 각종 산업 재해 및 농지와 대형 산불로 이어질 수 있는 화재 예방을 위해 효율적인 화재 식별을 탐지하는 모델을 제시한다. 본 논문에서는 영상을 활용하여 효율이 높고 빠른 시간안에 화재 연기를 검출할 수 있는 알고리즘을 제시하며, SVM(Support Vector Machine)과 K 접힘 교차 검증 기술을 기반으로 한 알고리즘을 제시한다. 영상을 분석하여 화재 및 연기 검출 알고리즘은 기존의 알고리즘에 비해 상대적으로 검출 성능이 우수하며, 본 논문에서 검출하는 화재 및 연기의 특징 분석이 안정적이고 효율적으로 분석되어 향후 화재 위험에 노출될 수 있는 다양한 분야에서 활용될 것으로 판단된다.

**주요어** : SVM, K접힘 교차 검증 기술, 화재 및 연기 검출

**Abstract** In this paper, we propose a model for detecting efficient fire identification to prevent fires that can lead to various industrial accidents, farmland and large forest fires, with the widespread use of various chemicals and flammable substances as modern technology advances. This paper presents an algorithm that can detect fire smoke in a high-efficiency and short time using images, and an algorithm based on SVM(Support Vector Machine) and K fold cross-verification technologies. By analyzing images, fire and smoke detection algorithms have relatively superior detection performance compared to existing algorithms, and the analysis of fire and smoke characteristics detected in this paper is analyzed stably and efficiently and is expected to be used in various fields that may be exposed to fire risks in the future.

**Key words** : SVM, K fold cross-verification technology, fire and smoke detection

### 1. 서론

기존의 야외에서 발생하는 화재 상황 탐지 모델은 자외선, 적외선 검출과 위성 원격 탐지를 이용한 모델

이 연구되었다. 자외선과 적외선 검출 시스템은 점화 지역을 특정 짓고 외부 환경의 영향이 거의 없는 상황의 넓은 시야를 요구하는데 그렇지 못한 환경에서는 화재 상황을 빠르게 탐지하는데 어려움이 있다. 또한, 위

\*정회원, 세명대학교 일반대학원 정보통신학과 박사과정 (제1저자) Received: August 11, 2023 / Revised: August 30, 2023  
Accepted: September 5, 2023

\*\*정회원, 세명대학교 스마트IT학부 명예교수 (교신저자)

\*\*Corresponding Author: nemo202209@naver.com

\*\*\*정회원, 세명대학교 스마트IT학부 강사 (참여저자)

Dept. of Informaion and Communication , Graduate School of  
Semyung Univ, Korea

접수일: 2023년 8월 11일, 수정완료일: 2023년 8월 30일

게재확정일: 2023년 9월 5일

성에서 화재 발생을 원격 탐지하는 방식은 위성 탐지 방식이 처음부터 화재 상황 탐지를 위한 방식으로 설계된 모델이 아니므로 화재 초기 시기에 실시간 화재만을 탐지하기에는 쉽지 않고 화재 발생 후 화재 감측에 중점적으로 사용된다. 본 논문에서 제시하는 화재 감지 기술에서 영상을 분석하여 운용하는 기법은 넓은 지역 및 입체성, 다차원의 외부 환경에서 화재 상황을 모니터링하는데 운용할 수 있으며, 기존 방식에 비해 비용 절감 효과도 크다.[1][2]

본 논문에서는, 다양한 환경 중 농지 지역의 복잡한 배경 조건에 적합한 영상의 이미지를 활용하여 기존의 탐지 기술을 보완하고, 동시에 효과적으로 화재를 탐지하고 처리할 수 있는 방법을 제시하며 저비용의 화재 탐지 기술을 제안하고자 한다.

## II. 화재 연기의 특징 분석

### 1. 화재 연기 RGB 특징 분석

화재 상황의 영상을 분석할 때, 원본 이미지에 조명이나 그림자가 많이 있을 수 있으며, 이는 이후의 이미지 처리에 영향을 줄 수 있다. 색상 모델을 처리하기 전에, RGB 이미지에 대해 정규화 처리를 해야 하며, 정규화 후의 적색, 녹색 채널에 대해 기준치를 제한해야 한다. 아래 식 1에 따라 RGB를 정규화하면 밝기의 차이를 줄일 수 있다.

$$\begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{R+G+B} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{R+G+B} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{R+G+B} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (\text{식 1})$$

영상 속의 영상에 대한 대량의 데이터를 분석하여 정규화된 스모그 화소의 색깔 특징은 아래 세 가지 조건에 부합된다는 것을 얻을 수 있다.

$R1 < r < R2$ ,  $G1 < g < G2$ ,  $r < g$  이며,  $R1$ ,  $R2$ ,  $G1$ ,  $G2$ 는 각각  $R1 = 0.3143$ ,  $R2 = 0.3371$ ,  $G1 = 0.3187$ ,  $G2 = 0.3373$ 의 임계값을 갖는다. 아래 그림 1은 컬러 히스토그램을 통해 두 장면의 서로 다른 시각을 선택하여, 히스토그램 시물레이션을 진행하였다. 넓은 지역에서 화재의 신호, 즉 영상의 어느 한 프레임에 연기가 나타날 때 컬러 색상의 표현에서 RGB 값이 희뿌연 연

기속에 가려져 있다. 동일한 장면에 대해 연기가 없는

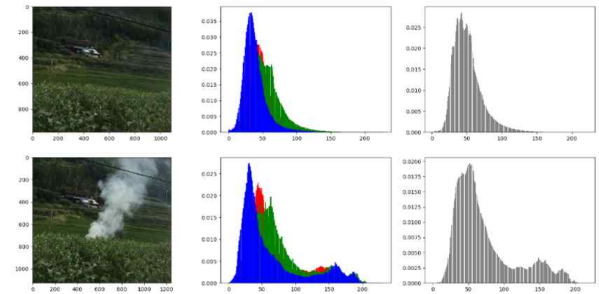


그림 1. 화재 연기의 색 모형 모의 히스토그램  
Figure 1. Color model simulation histogram of fire smoke

사진과 연기가 발생된 사진을 각각 검증한 결과 히스토그램에서 연기가 나타났을 때 150-200 범위의 픽셀이 증가하였으며, 그레이스케일 히스토그램 역시 150-200 범위의 값에 큰 변화가 나타났다. 수집된 이미지의 기본 베이스 배경은 농지 지역을 기반으로 촬영하였으므로 녹색 영역이다.

### 2. 화재 상황과 화재 연기의 운동 특징 분석

연기가 흩날리는 방향을 사각형을 기준으로 거리를 찾아 사각형 구역 확장을 통해 각각의 연기의 거리 구역 좌표의 그림 2에 표시하였다. 연기가 자신의 밀도와 기류의 영향을 받아 사방으로 퍼지면서 이때 연기의 이동 방향은 정확히 확정할 수는 없지만 주 운동 방향으로 올라가는 상태를 확인할 수 있다.

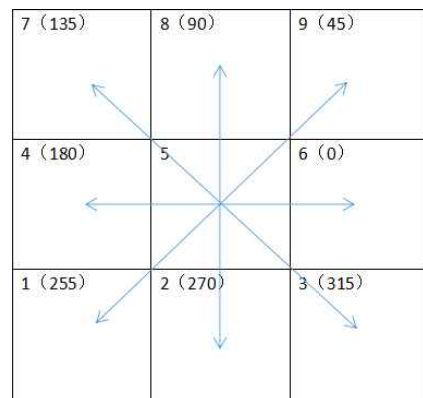


그림 2. 흩어진 연기가 흩날리는 방향  
Figure 2. The direction of scattered smoke

연기가 우측 위로 확산되는 특성을 이용하여 연기 의심 구역의 질량 중심의 위치 변화를 통해 연기 구역을 식별한다. 연기 지역의 질량 중심의 위치와 변화를

은 각각 식 2와 같이 표시한다.

$$\begin{cases} V_x = |X_{i+2}(n) - X_i(n)| / \sum x \\ V_y = |Y_{i+2}(n) - Y_i(n)| / \sum y \end{cases} \quad (\text{식 2})$$

여기서,  $(X_i(n), Y_i(n))$ ,  $(X_{i+2}(n), Y_{i+2}(n))$ 는 각각  $i$  프레임과  $i+2$  프레임의 의심스러운 연기 발생 구역의 질량 중심 좌표이다.  $V_x$ 와  $V_y$ 는 각각 질량 중심의 수평 및 수직 이동속도를 나타낸다. 각각 X, Y 방향 픽셀과 평균치를 공식으로 나타내면 식 3과 같다.

$$\begin{cases} \sum x = (\sum x_i(n) + \sum x_{i+2}(n)) / 2 \\ \sum y = (\sum y_i(n) + \sum y_{i+2}(n)) / 2 \end{cases} \quad (\text{식 3})$$

화재 연기의 밀도 속성에 따라 연기의 이동 영상  $M(k, x, y)$ 에서 중심을 기준으로 사각형의 8방향 근방 표기 방법을 사용하여 연결 구역을 추출한다. 식 4는 찾는 방향의 절대성 오차를 계산하는 식이다. 동시에 각 좌표 값에 따라 연기가 훔날리는 방향성 코드를 계산하는 공식은 식 5와 같다.

$$S(i, j) = \sum_{x=Ws}^{We} \sum_{y=Hs}^{He} |I(k-1, x, y) - I(k, x+i, y+j)| \quad (\text{식 4})$$

$$(i, j) = \arg \min \left\{ \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 S(i, j) \right\} \quad (\text{식 5})$$

$$DC = 3 \cdot j + i + 5$$

위 공식에서,  $I(k-1, x, y)$ 와  $I(k, x, y)$ 는 순서에  $k-1$ 이미지 프레임과  $k$  이미지 프레임의  $x, y$  위치에서의 입력 비디오 이미지 그레이스케일이며,  $Ws$ 와  $We$ 는 순서에 직사각형 블록의 너비에 해당하는 시작 좌표와 종료 좌표이며,  $Hs$ 와  $He$ 는 직사각형 블록의 높이에 해당하는 시작 좌표와 종료 좌표이다.  $i$ 와  $j$ 는 수평 및 수직 컴포넌트에 대응하는 템플릿을 찾는데, 동시에  $i$ 와  $j$ 의 값은 0, 1이며, 이동하지 않을 때  $i$ 와  $j$ 는 모두 0이며, 해당 방향 코드는 0이다. 이동 방향 코드  $DC$ 는 주로 7, 8, 9의 값을 가진다.

### III. 제안된 알고리즘 연구 및 실험 결과

#### 1. SVM 스모그 특징 탐지 알고리즘

영상을 통해 화재 연기 유형을 검출함에 있어서 중

요한 절차는 화재 연기의 특징 추출과 화재 연기의 유도 판정이다.

SVM(Support Vector Machine)은 머신러닝 알고리즘으로 분류와 회귀 및 특이점 판별에 사용되는 알고리즘이다. 기계 학습을 활용하는 방식으로 화재가 발생할 때의 특징에 근거하여 화재 유형에 따른 다양한 샘플을 얻고 식별 훈련을 통해 연기의 분류 시스템과 화재의 판단을 할 수 있다. 추출된 화재 연기와 같은 특징에 대한 분석을 통해 화재 연기와 핵심 순서를 얻을 수 있으며, 추출된 화재 연기와 같은 특징을 선별하여 불필요한 특징을 제거함으로써 화재 감지의 정확도와 효율을 높일 수 있다. SVM의 최적 초평면 모델은 그림 3과 같다.[1][2]

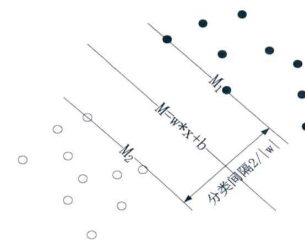


그림 3. SVM의 최적 초평면 모델  
 Figure 3. Optimal hyperplane model for SVM

파라미터 공간에서 가장 좋은  $w$ 와  $b$ 의 해를 구하기 위해, 두 개의 함수관계식을 정의한다. 즉, 함수관계식 간격(식 6)과 기하 간격(식 7)이다.

$$\xi(x) = |\omega \cdot x + b| \quad (\text{식 6})$$

$$\gamma(x) = \frac{|\omega \cdot x + b|}{\|\omega\|} \quad (\text{식 7})$$

관계식 간격은 정보점  $w \cdot x + b = 0$ 의 양측(0보다 크)과 음측(0보다 작은)에서의 이산값을 나타내고, 기하적 간격은 정보점  $(x_i, y_i)$ 와 초평면 사이의 기하적 간격을 나타낸다.

#### 2. K 집합 교차 검증 기술

기계 학습 자료를 여러 형태로 나누어 모델에 학습시켜 평가할 수 있도록 교차 검증을 활용해야 한다. K 집합 교차 검증 기술은 전체 자료를 K개의 다양한 그룹을 사용하여 모형의 매개변수를 지속적으로 조정함으로써, 모수의 영향을 받는 모형의 성능을 관측할 수 있다. 주요 과정은 다음과 같다.

초기 샘플의 정보 세트를 무작위로 K 그룹으로 나누고 K 그룹의 훈련 정보셋 사이에 임의의 교차 집합은 존재하지 않으며, 중간 K-1 부분 집합의 정보를 데이터 훈련 세트에 하여 모수의 집합을 얻는다. 이 매개 변수를 이용하여 타입 모델을 구축한 후, 훈련에 참가하지 않은 다른 정보 집합이 분류 시스템에 입력되며, 매개 변수의 성능의 질은 평균 분산(ASE)으로 판단한다. 각 부분 집합의 정보가 모두 한차례의 검증 집합을 진행할 기회를 갖게 하고 이 알고리즘을 K 번 운용하게 한다. 따라서, K 개의 모델 유형과 그 변수들이 얻어지며, K 개 모델의 최종 검증 세트의 유형 정확도의 평균 개수는 K-CV 아래의 분류 시스템의 성능 변수들로 사용된다. 만약 K가 취한 수치가 3이라면 먼저 제 1조와 제 2조를 훈련정보로 이용하고, 제 3조를 검증 정보 획득 분류로 이용한다. 다음 제 2조와 제 3조를 훈련정보로 운용하고, 제 1조를 검사조로 하며, 제1 조와 제 3조는 훈련 정보를, 제 2조는 검증정보를 최종적으로 운용한다. 마지막으로 3번의 연산 결과를 통합하여 K=3일 때의 분류체계 모형의 모수와 성능을 얻는다. 그 중 교차 검증 기술은 통계 계산 매커니즘에서 매우 효과적이어서 편향 평가 방법의 오차가 없는 것으로 판정되었다. 이 시스템은 시간과 공간을 계산하는 비용을 줄이면서 최적의 안정 변수를 찾고 있다. 교차 검증 (cross inspection)의 핵심은 균형 잡힌 훈련의 정확도와 일반화된 유형의 성능 사이에서 훈련 정보에 대한 최적의 모델을 제시하는 것이다. 본 논문은 불꽃 목표 이미지의 무늬류 특징을 이용하여 수직 방향 함수 관계식을 이용하여 각종 K의 값을 취할 때 최적의 모수를 얻기 위한 실험을 전개하였다. 결과는 아래 표 1과 같다.

표 1. RBF 커널리 함수 관계식에서 가장 좋은 모수와 유형의 결과  
Table 1. Results of the best parameters and types of RBF kernary function relational expressions

k 가취 하는 값	별칭	RBF 파라미 터 최적치	지시벡 터(SV) 개수	인식률의 평균치	인식률의 최대치
K=3	C 최적치	0.1769	439	86.1067%	99.33%
K=4	1.7412	0.0948	330	86.5914%	100.00%
K=5	8.0001	0.2177	489	86.2683%	99.20%
K=6	1.3196	0.2334	509	86.4298%	100.00%

표에서 알 수 있듯이, 매개변수 K가 4일 때, 분류체계의 최대 인식률과 평균 인식률은 각각 100%와 86.59%를 실현하여 더 좋은 분류모형을 얻을 수 있다. K=6일 경우 100%까지 식별할 수 있었지만, K=4일 때보다 더 긴 시간을 요구한다. 본 논문은 백터머신(SVM) 카테고리에 대한 모델링에서 K =4의 최적 변수를 사용하는 것을 지원한다.

## 2. SVM 알고리즘 기반의 연기 식별 시스템 흐름

영상 이미지 라이브러리의 불꽃 연기 타겟과 비 불꽃 연기 타겟의 이미지(해상도 320\*240)를 다중 크기의 무늬 같은 특징을 추출하는 것을 통해, 먼저 영상 이미지 사전 처리를 하여 영상 처리의 데이터 양과 어려움을 줄인다. 그 후에 이미 처리된 이미지에 대해 각각 상기 방법을 사용하여 영상 이미지 특징 전처리와 특징 추출을 진행하고, 얻은 특징 신호는 훈련된 가장 좋은 SVM 유형 모델을 이용하여 식별 및 분류를 진행한다. 다시 K 접힘 교차 검증 기술을 통해 영상특징을 한층 더 비교함으로써 화재 초기 정보 상황을 얻어낸다. 해당 과정은 아래 그림4와 같은 프로세스로 구현하였다.

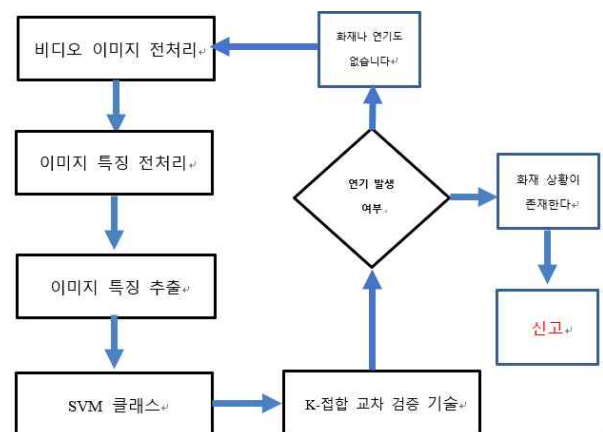


그림 4. SVM과 K 접힘 교차 검증 기술을 기반으로 한 이미지 화재 연기 인식 프로세스

Figure 4. Image fire smoke recognition process based on SVM and K fold cross verification technology

## IV. 결론

비디오 유형의 영상을 사용하여 화재 예방을 전개하는 것은 큰 사회적 및 경제적 방향의 연구 가치에 속하므로, 영상을 기반으로 한 화재 감지와 예방 기술의 빠

른 발전은 피할 수 없는 추세이다. 논문은 영상 전개 기술 분석을 이용하여 응용 효율이 더 높고, 검출 시간이 더 짧은 화재 연기 검출 알고리즘을 연구하고, 영상 이미지에 기반한 농지 화재 연기 검출 시스템 실현 방법을 제시하였다. 본 논문은 SVM 스모그 특징 탐지 알고리즘의 핵심 기술, 구조 설계 및 알고리즘 단계를 제안하였으며, 화재 및 연기 특징 매개 변수에 따라 SVM 검출 알고리즘을 영상 이미지 화재 및 연기 검지에 적용하고 영상 이미지 화재 및 연기 검지 시스템의 전반적인 아키텍처와 알고리즘 흐름을 설계하였다. 또한 본 논문에서 추출하는 화재 및 연기의 특징이 안정적이고 효율적이라는 것을 검증하였다.

## References

- [1] H. S. Lee, J. W. Cho, H. S. Kang, J. G. Hwang, "Applicability study on urban flooding risk criteria estimation algorithm using cross-validation and SVM", *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 52, No. 12, pp.963-973, November, 2019.
- [2] N. M. Dung, S. H. Ro, "Smoke Detection Algorithm Using Deep Learning", *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, Vol. 42, No. 7, pp.1370-1379, July, 2017.
- [3] J. K. Ryu, D. K. Kwak, B. S. Lee, Y. J. Park, "A Study on Smoke Detection and Fire Prediction Techniques Based on Dark Channel Prior and Deep Learning", *The Korean Institute of Power Electronics*, pp.763-765, July, 2021.
- [4] U. J. Yoon, "Performance Evaluation for ECG Signal Prediction Using Digital IIR Filter and Deep Learning", *The Journal of the Convergence on Culture Technology*, Vol. 9, No. 4, pp.611-616, July, 2023.
- [5] E. Y. Ko, S. H. Hong, J. S. Cha, "A Study on the Efficiency of Evacuation Guidance and Non-evacuation Guidance in Case of Fire", *International Journal of Advanced Culture Technology* Vol. 8 No. 1, pp.243-247, February, 2020.