

SVM 학습 알고리즘을 이용한 자동차 썬루프 장치의 볼트 유무 검사 장비

김기석, 이삭, 조재수
한국기술교육대학교 컴퓨터공학과
e-mail:ladofa@koreatech.ac.kr

A Machine Vision System for Inspection of Car Sunroof Using SVM Algorithm

Giseok Kim, Saac Lee, Jae-Soo Cho
Dept of Computer Science and Engineering, Korea University of Technology and Education

요 약

본 논문은 SVM(Support Vector Machine) 학습알고리즘을 이용하여 자동차 썬루프 장치의 볼트 유무를 검사하는 자동차 부품 검사 장비에 관한 것이다. 자동화 시스템은 높은 정밀도와 생산성을 위한 빠른 처리 속도를 요구한다. 이를 위해 본 논문에서는 선형 SVM 학습알고리즘을 활용하여 자동차 썬루프 장치의 볼트 유무를 검사하는 알고리즘을 개발하였다. SVM 알고리즘은 분류를 위한 알고리즘이지만 ROI(Region-Of-Interest) 내의 모든 윈도우에 대한 분류를 수행하여 검출기 역할을 할 수 있도록 한다. 볼트가 있는 경우와 볼트가 없는 경우가 아닌 네거티브 샘플을 확보하기 위해 검출 대상 물체 주변에서 다양한 네거티브 샘플들을 추출한다. 그 결과 물체가 예상 위치에서 다소 벗어나는 경우에도 볼트 유무를 판별할 수 있을 뿐 아니라 볼트의 위치까지 검출할 수 있고, 처리 속도에서 자동화 시스템이 요구하는 수준에 도달함을 실험 결과를 통해 검증한다.

1. 서 론

공장 자동화를 위한 머신 비전 시스템에 대한 관심과 연구는 현재도 증가 추세에 있다. 미국 자동인식협회(AIA : Automated Imaginmg Association)에서 2011년에 발표된 자료[1]에 따르면 한국 시장 규모만 1억 1870만 달러에 이르며 미국은 19억, 중국은 1억 4020만 달러로서 매우 큰 시장 규모를 형성하고 있다. 비전 장비를 활용한 자동화 시스템은 기존의 다른 센서를 이용하는 것보다 경제적으로 매우 효율적이기 때문에 급진적인 증가 추세에 있으며, 미국과 일본에서는 이미 상당한 수준의 저변을 가지고 있다.

머신 비전 장비에서 가장 중점을 두어야 할 것으로는 정확성을 꼽을 수 있고, 다음으로는 신속성이다. 단 1%의 오차도 없어야 함은 물론이거니와 생산성을 위한 빠른 처리가 요구된다. 경우에 따라서는 m s단위의 성능 향상이 전체 자동화 시스템의 생산성을 크게 좌우할 수도 있다.

본 논문은 자동차 부품 검사를 위한 자동화 시스템 과 정 중 자동차 썬루프(sunroof) 장치의 볼트 유무를 판별하기 위한 머신 비전 알고리즘을 제시한다. 전체 자동차 썬루프 영상에서 볼트는 매우 작기 때문에 판별이 쉽지 않다. 5M 화소의 영상에서 자동차 프레임 전체를 촬영할 경우 볼트는 단 5~10 화소 내외의 크기로 나타나며, 카메라가 기울어질 경우 일부 볼트에 대한 초점이 맞지 않기 때문에 해상도는 더욱 떨어지게 된다. 또한 한 장의 영상에

서 수십개의 볼트 유무를 모두 판별해야 하고, 볼트의 종류도 한 종류가 아닌 3~4가지의 종류로 이루어져 있으며, 처리속도적인 면에서 빠른 속도를 요구한다. 일부 볼트에 따라서는 볼트가 체결된 흰지가 휘어져 위치가 달라질 수도 있기 때문에 일정 범위 내에서 검색할 수 있는 기능까지 요구된다.

동일한 주제의 선행 연구[2]에서 극좌표계의 히스토그램을 이용하여 분류를 수행했다. 대상의 위치를 정확히 알고 있다면 정확한 판별이 되겠지만 위치가 다소 달라질 경우 대처할 수 없다.

이러한 문제점들을 해결하기 위해 본 논문에서는 선형 커널을 이용한 SVM(Support Vector Machine)[3]을 활용한다. SVM은 매우 빠르게 동작하고 다중 클래스 분류가 가능하지만 검색과 같은 기능은 할 수 없다. 그래서 본 논문에서는 일정한 범위 내의 모든 윈도우에 대해 SVM을 통한 분류를 수행하고 이 결과를 토대로 최종적인 볼트 유무를 판별할 수 있도록 했다.

2. 제안하는 썬루프 비전 검사 시스템

본 논문에서 제안하는 썬루프 비전 검사 시스템의 전체 순서도는 [그림 1]과 같이 표현할 수 있다. [그림 1]에서 원본 영상 촬영 단계는 학습에서 사용할 영상을 촬영하는 단계로서 실제 시스템이 동작하는 환경(동일한 카메라 및 조명)에서 촬영되는 것이 좋다. 볼트가 있는 영상과 볼트



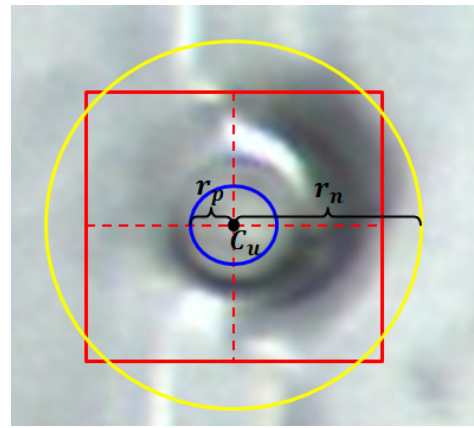
[그림 1] 제안하는 썬루프 검사 시스템의 전체 단계

가 없는 영상을 모두 촬영하되 만약 시스템이 작동하는 중에 햇빛 등의 영향으로 조명이 변한다면 원본 영상 촬영 단계에서도 다양한 조명 환경에서 모두 촬영한다. 검출 대상 지정 단계에서는 사용자가 검출할 샘플을 직접 선택한다. 이 때 검출 대상의 위치는 원본 영상 촬영 단계에서 확보된 모든 영상에서 같다고 가정하고 단 한 번만 수행한다.

샘플 영상 추출 단계는 촬영된 원본 영상과 사용자가 지정한 검출 대상의 위치를 기준으로 SVM을 이용하여 학습할 샘플을 추출(crop)하는 단계이다. SVM은 총 3가지 - 볼트가 있는 샘플 S_p , 볼트가 없는 빈자리(구멍) 샘플 S_q , 볼트 유무와 관계 없는 네거티브 샘플 S_g 로 세가지로 분류를 하게 된다. 볼트가 존재하는 영상들 $I_p = \{I_{p,1} \dots I_{p,N_p}\}$, 볼트가 존재하지 않는 영상들 $I_q = \{I_{q,1} \dots I_{q,N_q}\}$ 가 주어졌을 때, I_p 에서는 볼트가 존재하는 샘플들 S_p , I_q 에서는 볼트가 존재해야 할 자리에 볼트가 아닌 볼트구멍이 나타난 샘플들 S_q 를 추출한다. 양쪽 모두에서 중심 이외의 영역을 활용하면 볼트나 구멍이 존재하지 않는 네거티브 샘플들 S_g 를 추출할 수 있다. 네거티브 샘플들은 물론 무작위 영상을 넣어도 좋겠지만 일반적인 시스템 환경에서 검출될 수 있는 네거티브 샘플로 학습시키기 위해 포지티브 샘플 주변에서 네거티브 샘플을 추출한다. 추출할 학습 샘플들의 크기는 사용자가 선택한 검출 대상의 크기와 동일하다.

사용자가 선택한 영역은 정확히 볼트가 존재하는 영역, 혹은 정확히 볼트의 빈자리이다. 그러나 강인성을 위해 다소 움직인 위치에서도 S_p , 혹은 S_q 를 추출한다. 사용자가 선택한 영역의 중심점을 $C_u = [x_u y_u]^T$ 라고 할 때, 추출될 샘플의 중심 C_p 는 다음 식(1)과 같은 유클리드 거리에 의해 주어진다.

$$\|C_p - C_u\| \leq r_p \quad (\text{식 1})$$



[그림 2] 분류 대상 물체에 대한 포지티브 및 네거티브 샘플 추출 영역

여기서 r_p 는 허용 범위로서 포지티브 샘플의 범위이다. 같은 방법으로 네거티브 샘플의 범위를 정하여 추출할 수 있는데, 하나의 원본 영상에 여러 개의 검출 대상이 존재할 경우 검출 대상끼리 겹치지 않도록 한다. 네거티브 샘플의 범위는 검출하려는 볼트 위치가 달라질 경우 그 허용범위를 의미한다. 네거티브 샘플의 범위 또한 (식 2)와 같은 방법으로 주어진다.

$$r_p < \|C_n - C_u\| \leq r_n \quad (\text{식 2})$$

이를 그림으로 표현하면 다음 [그림 2]와 같다. 여기서 적색 사각형은 사용자가 지정한 샘플이며 그 중심에 C_u 가 위치한다. 청색 원은 포지티브 영역으로서 샘플의 중심이 원 안에 위치한다면 해당 샘플은 포지티브로 취급한다. 반대로 노란색 원은 네거티브 영역을 표시한 것이다.

추출한 샘플의 개수는 원본 영상의 개수, 샘플 영역의 넓이와 관계가 있다. 예를 들어 볼트에 대한 샘플 S_p 의 개수는 [볼트가 존재하는 원본 영상의 개수]*[중심 영역의 넓이 πr_p^2]로 구한다. 여기서 중심 영역의 넓이 단위는 픽셀이다. 네거티브 샘플의 개수는 [모든 원본 영상의 개수]*[네거티브 영역의 넓이 $\pi(r_g^2 - r_p^2)$]이다. SVM 알고리즘을 이용한 학습은 학습샘플의 개수가 적을 때 더욱 효율적인 성능을 발휘하므로[4] 네거티브 샘플과 포지티브 샘플들을 합한 학습 샘플들의 개수가 적절히 유지되도록 해야 한다. 이를 위해서 픽셀 간격을 두어 샘플을 추출하거나 영상의 크기를 줄여서 학습한다. 본 논문의 실험에서는 약 1,000여개의 샘플 개수가 유지되도록 했다.

SVM 학습 단계에서는 각 학습샘플들을 가지고 SVM 알고리즘을 이용하여 서포트 벡터와 분류 평면을 도출한다. 그레이 영상의 각 픽셀값을 그대로 활용하며, 이 때 분류 공간의 차원은 검출 대상 지정 단계에서 사용자가

지정한 대상의 크기, 즉 샘플 영상의 크기와 같다. 본 연구에서는 복잡한 차원의 커널보다 선형이나 저차원의 다항 평면으로 분류할 때 성능이 더 좋았다. 학습 대상이 되는 샘플 여러 개를 확보하기 어렵기 때문에 적은 수의 원본 영상 및 샘플밖에 확보할 수 없다. 이러한 경우 SVM 커널의 복잡도를 줄여야 과적합(over-fitting)을 막을 수 있다.

SVM 검출 단계부터는 검사 시스템의 실제 수행을 의미하는 것으로서 검출 대상 지정 단계에서 정해진 C_u 를 중심으로 그 근방을 ROI로 지정하고 모든 윈도우에 대한 검사를 수행한다. 즉, C_u 근처에서 추출할 수 있는 모든 샘플 이미지에 대해 학습된 SVM 분류기를 이용한 검사를 실시한다. 다음 [그림 3]은 일반적인 검출 상황의 예를 보여주고 있다. [그림 3]은 쉘루프 영상 전체에 대한 영상과 쉘루프의 부품들을 산업 생산 현장에서 촬영한 영상을 보여주고 있다.

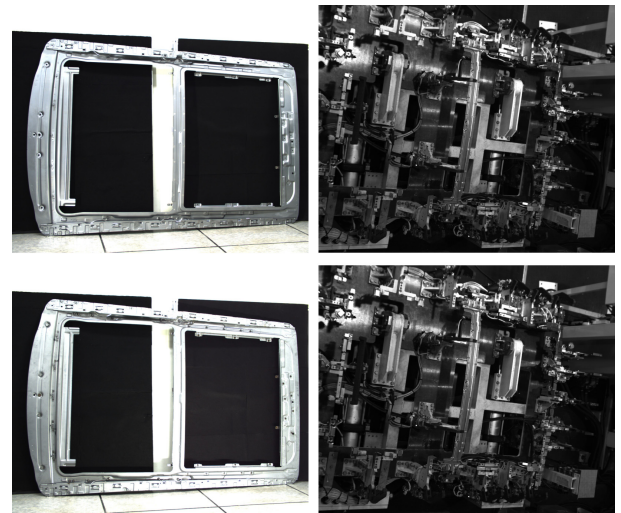
최종 분류 단계에서는 [그림 3]과 같은 분류 결과를 놓고 최종적인 판정을 수행한다. ROI 내의 모든 분류 결과에 대해서 다수를 차지하는 쪽으로 분류 한다. 각각의 SVM 결과에 대해 볼트가 있는 것으로 분류된 개수를 $N(p)$, 볼트가 없는 것으로 분류된 개수를 $N(q)$, 네거티브로 분류된 개수를 $N(g)$ 로 할 때, 분류 결과 d 는 다음 (식 3)과 같다.

$$d = \begin{cases} \text{볼트유(volt)}, & \text{if } N(p)/N(q) > \alpha \\ \text{볼트무(hole)}, & \text{if } N(q)/N(p) > \alpha \\ \text{네거티브}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{식 3})$$

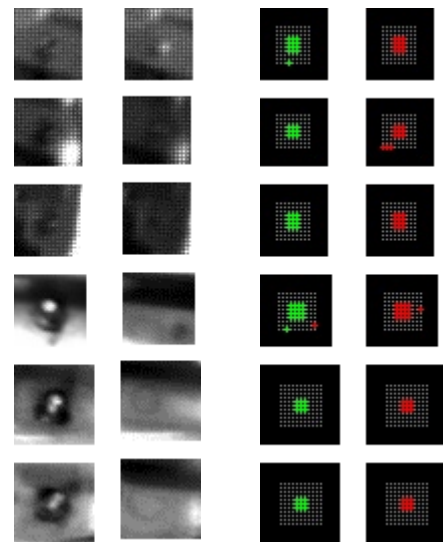
여기서 α 는 분류가 실패하는 경우를 고려하여, 일정 비율 이상으로 특정 포지티브 성향이 강할 경우만 판별할 수 있도록 하기 위함이다. 만약 $N(p)$ 나 $N(q)$ 가 비슷한 비율로 g 로 분류된다면 분류가 실패했거나 여타 다른 시스템의 이상 작동을 의미하게 된다. 본 논문에서는 α 값을 2로 했다.

3. 실험 결과

개발된 자동차 쉘루프 비전 검사 장비의 성능 평가는 실험실 내에 설치된 쉘루프 프레임장비와 실제 생산라인에 설치된 쉘루프 생산 라인에서 이루어졌다. 정상적으로 볼트가 조립된 쉘루프 프레임과 일부분의 볼트를 임의로 제거한 쉘루프 프레임을 원본 영상으로 촬영하여 제안하는 방법으로 학습 샘플들을 추출하고, SVM 학습알고리즘을 이용하여 분류기를 학습시켰다. 하드웨어는 인텔 i5 런필드급 CPU, 5M급 머신비전 카메라를 사용하였다. 원본 영상 촬영 단계에서 볼트가 있는 이미지와 없는 영상이 각각 3장씩 사용되었으며 각각 약간씩 다른 조명 상태로 촬영하였다. 테스트 영상은 학습에 쓰인 영상과는 다른 조명 환경에서 동일한 대상에 대해 촬영한 후 테스트하였다. [그림 3]은 학습을 위해 촬영된 원본영상의 예이다.



(a) 실험실 촬영 (b) 산업 라인 촬영
[그림 3] 촬영된 원본 영상 예시



(a) 테스트 영상 (b) 분류 결과 영상
[그림 4] 테스트 샘플에 대한 분류 결과

학습된 SVM 분류기를 이용하여 분류한 결과 모든 테스트 영상에서 100%의 분류 정확도를 보여 주었다. 자세한 SVM 분류 결과는 [그림 4]에 나타내었다. [그림 4](a)는 분류 대상이 되는 테스트 영상으로서 사용자가 앞서 검출 대상 지정 단계에서 정한 물체 위치를 통해 추출한 것이다. [그림 4](b)는 SVM 검출 단계의 결과를 나타낸다. 이는 검색 영역의 각 윈도우에 대한 SVM 분류 결과를 윈도우의 중심점에 점으로 나타낸 것이다. 녹색 점은 볼트가 있는 것으로, 적색 점은 볼트가 없는 것으로 판별된 것이며, 회색 점은 네거티브로 분류된 결과이다. 영상의 중심 영역에서 포지티브, 외곽에서 네거티브로 판별되는 것을 확인할 수 있다. 다수의 포지티브 샘플이 몰려있는 지점의 무게 중심을 구하면 볼트의 정확한 중심 위치도 검출이 가능하다.

처리 속도에 있어서 학습에 걸리는 시간은 평균 10 초

정도 소요되었다. 그러나 학습된 SVM 분류기를 실제 검사 시스템에 적용했을 경우 썬루프의 볼트 유무 판별에 걸리는 시간은 영상 1장당 5 ms 내외로 측정되었다. 자동화 시스템에 전혀 무리가 가지 않는 처리시간이다.

4. 결론 및 추후 과제

본 논문에서는 SVM 학습 알고리즘을 이용하여 빠르고 정확하게 썬루프 볼트 유무를 검사할 수 있는 자동차 썬루프 비전 검사 시스템을 제안하였다. 제안된 SVM 학습 알고리즘과 분류방법은 분류 대상 주변의 모든 윈도우를 검색하기 때문에 분류 대상의 위치를 정확하게 얼라인하지 않아도 분류의 정확도를 높일 수 있는 방법이다. 분류 대상 주변의 이미지를 네거티브로 활용했기 때문에 따로 네거티브 영상을 수집할 수고를 덜 뿐 아니라 더욱 직관적이고 정확한 네거티브 분류를 수행할 수 있다.

추후 연구과제로는 자동화 공정에 직접 제안한 시스템을 구현하여 새로운 문제점이 없는지 살펴보고, 정확한 검출성능을 확인할 예정이다.

참고문헌

- [1] AIA : (Automated Imaging Association), n.d., viewed January 2010, <www.MachineVisionOnline.org>.
- [2] S. Lee, G. Kim and J. S. Cho, “원형 히스토그램 정보를 활용한 자동차 프레임의 볼트 검사”, 2013년 제25회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵, p-106, 제주, 2013.
- [3] Cortes, Corinna and Vapnik, Vladimir N. “Support-Vector Networks”, Machine Learning, 20, 1995.
- [4] V. Vapnik, “The Nature of Statistical Learning Theory”, New York:Springer-Verlag, 1995.