

SIFT 기반의 약통 분류 시스템

(Medicine-Bottle Classification Algorithm Based on SIFT)

박길흠*, 조응호**

(Kil Houm Park and Woong Ho Cho)

요약 약화 사고 방지를 위한 약통 분류 알고리즘은 약통의 회전, 크기변화, 위치 이동 등의 기하학적 변화에 강인하여야 한다. 본 논문에서는 기하학적 변화에 강인한 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)을 이용하여 약통을 실시간으로 정확하게 분류하는 알고리즘을 제안한다. 먼저, 약통 분류를 위해서 두드러진 특징으로 약통의 크기 정보인 최외곽 사각형을 이용하여 약통을 크기 별로 분류한다. 다음으로 최외곽 사각형내에서 라벨 영역을 추출하고, 회전을 고려한 관심영역을 추출한다. 그리고 추출된 관심영역에 대해 SIFT를 이용하여 약통을 분류한다. 또한 SIFT의 처리 속도를 개선하기 위하여 SIFT의 옥타브 수를 간소화하였다. 250개의 약통 영상에 대해 제안한 알고리즘의 성능을 평가한 결과, 모든 약통에 대해 정확히 분류함을 확인하였다. 또한 SIFT의 피라미드 레벨 간소화에 의해 처리 시간을 2배 이상 향상됨을 확인하였다.

핵심주제어 : 약화 사고, 약통 인식, SIFT

Abstract Medicine-bottle classification algorithm to avoid medicine accidents must be robust to a geometric change such as rotation, size variation, location movement of the medicine bottles. In this paper, we propose an algorithm to classify the medicine bottles exactly in real-time by using SIFT(Scale Invariant Feature Transform) which is robust to the geometric change. In first, we classify medicine bottles by size using minimum boundary rectangle(MBR) of medicine bottles as a striking feature in order to classify the medicine bottles. We extract label region in the MBR and the region of interest(ROI) considering rotation. Then, we classify medicine bottles using SIFT for the extracted ROI. We also simplify the number of octave of SIFT in order to improve a process speed of SIFT. We confirm to classify all the medicine bottles exactly as a result of performance evaluation of the proposed algorithm about images of 250 medicine bottles. We also confirm to improve the process time more than twice the processing time by simplifying the number of octave of SIFT.

Key Words : Medicine Accident, Medicine-Bottle Classification, SIFT

1. 서론

현대 사회에서 약은 인간의 삶과 밀접한 관계에 있다. 의약품은 생명과 직접적인 관계가 있으므로 질병이 발생하면 의사의 처방전에 따라 약사가 조제한 약을 환자가 복용하게 된다. 약화사고란 처방전과 다른 약을 환자가 지급받는 사고를 말하며 가장 흔한 원인은 약사가 약을 수동으로 조제할 때 발생한다. 최근에

† 이 논문은 2013년 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비 지원에 의해 연구되었음(2013R1A1A2007984).

* 경북대학교 전자공학부, 제1저자

** 대구공업대학교 디지털전자정보계열, 교신저자
(e-mail:whcho@ttc.ac.kr)

는 이러한 약화사고를 방지하기 위해서 전자동 정체 분류 포장 시스템을 많이 사용하고 있다. 이 시스템은 사전에 약을 보충해 두면 빠르고 정확하게 자동으로 포장되는 시스템이지만, 사전에 잘못된 약을 보충하는 경우에는 대형 약화사고가 일어난다. 따라서 약을 보충하기 이전에 보충해야 할 약인지를 정확히 인식 또는 분류하는 과정을 통해 이러한 사고를 방지할 수 있다. 즉, 약화 사고를 방지하기 위해서는 약통을 실시간으로 정확하게 인식 또는 분류할 수 있는 방법이 필요하다[1].

최근의 영상 정합 관련 연구에서는 SIFT를 이용하여 국부적 불변 특징에 기반한 방법이 뛰어난 성능을 보이고 있다[2-8]. Lowe[3]는 크기, 회전, 이동에 불변인 가우시안 차(Difference of Gaussian)의 극점을 특징점으로 제시하였고, Mikolajczyk등[4-5]은 Affine 변환에 불변인 특징점을 제시 하였고, 크기와 Affine 변환에 불변인 특징점으로 발전시켰다. 그리고 Ke등[6-7]은 SIFT에 PCA를 접목시킨 새로운 기술자를 제안하여 성능을 향상시켰다. 하지만 이들 방법들을 약통 인식에 적용할 경우 많은 처리 시간이 필요하여 실시간 처리가 요구되는 전자동 정체분류 포장 시스템에는 적합하지 않는다. 또한 입력 약통이 많이 회전된 경우는 그 성능이 크게 저하된다.

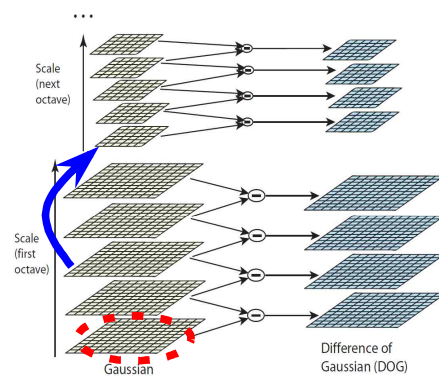
본 논문에서는 SIFT를 이용하여 약통을 실시간으로 정확하게 인식 또는 분류하는 알고리즘을 제안한다. 먼저, 약통 분류를 위해서는 약통의 크기 정보가 큰 특징이 되므로 최외곽 사각형(Minimum Boundary Rectangle: MBR)을 이용하여 약통을 크기 별로 분류한다. 다음으로 MBR내에서 라벨 영역을 추출하고, 회전을 고려한 관심영역(Region of Interest: ROI)을 추출한다. 그리고 추출된 ROI 영역에 대해 SIFT를 이용하여 약통을 인식 및 분류한다. 또한 SIFT의 처리 속도를 개선하기 위하여 SIFT의 옥타브 수를 간소화하였다.

본 논문의 구성은 2장에서 SIFT에 관해 서술하고, 3장에서 제안한 SIFT 기반의 약통 분류 시스템에 관해 서술하고, 4장에서 실험 및 고찰에 관해 서술하고, 그리고 5장에서 결론을 맺는다.

2. SIFT(Scale Invariant Feature Transform)

영상 매칭은 두 영상 간의 유사성을 이용해서 이루어지고, 특징점에 기반한 매칭 방법들이 우수한 성능을 보인다. 이들 중에서 SIFT 알고리즘이 대표적이다. SIFT는 크기 변화, 회전, 조명 변화에 강인한 특징 점(key point)들을 비교하여 유사도를 측정하여 영상 매칭을 한다[9]. SIFT는 영상내의 특징점을 검출하는 과정과 특징점을 표현하는 지역 서술자를 구하는 과정으로 이루어진다.

먼저 다중 해상도를 갖는 다수의 옥타브(Octave)로 구성하고, 각각의 옥타브에서는 상위 옥타브의 크기를 반으로 다운 샘플링한 영상을 이용한다. 그리고 옥타브내에서는 크기가 다른 표준편차를 갖는 가우시안 커널을 이용해서 여러 개의 가우시안 영상을 생성하고, 이를 이용해서 가우시안 차(Difference of Gaussian: DoG) 영상을 생성한다. <그림 1>은 가우시안 피라미드와 가우시안 차 영상의 구성을 나타낸다.



<Fig. 1> Gaussian pyramid and DoG formation

<그림 1>에서 가우시안 피라미드 옥타브 1의 원으로 표시된 영상은 입력영상을 표준편차 σ 을 갖는 가우시안 커널로 상승적분한 영상이다. 구체적으로 상승적분된 영상 $L(x,y,\sigma)$ 는 식 (1)과 같이 입력영상 $I(x,y)$ 와 가우시안 커널 $G(x,y,\sigma)$ 의 상승적분(convolution) 연산으로 주어진다.

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y)$$

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (1)$$

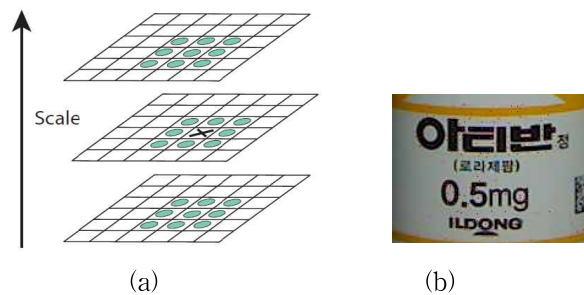
두 번째 영상부터는 표준편차 값이 증가된(예를 들어 $\sqrt{2}\sigma, 2\sigma, 2\sqrt{2}\sigma, 4\sigma$) 가우시안 커널을 사용하여 상승적분한 영상들이다. 첫 번째 가우시안 차 영상은 식 (2)와 같이 구할 수 있다.

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y, \sqrt{2}\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \quad (2)$$

$$= L(x,y, \sqrt{2}\sigma) - L(x,y,\sigma)$$

그리고 옥타브내의 다른 영상들과 다른 옥타브의 영상들은 동일한 과정으로 얻을 수 있다.

다음으로 조명 변화에 강인한 특성을 갖기 위해 극값을 특징점으로 검출한다. DoG 영상에서 3x3 마스크를 적용하여 마스크 내의 중심값이 이웃한 DoG 영상의 3x3 마스크 내의 값과 비교하여 중심 값이 가장 크거나 가장 작으면 극 값(Extreme)으로 정의하고 그 위치를 특징점으로 검출한다. <그림 2> (a)의 가우시안 차 영상에서, 중심 화소의 이웃 화소 8개와 피라미드 상에서 이웃한 영상의 화소 18개에서 그 중심 화소가 최대치 또는 최소치 즉, 극값을 가질 경우 그 중심 화소를 특징 점 후보(candidate key point)로 결정한다. <그림 2> (b)는 실제 약통에 대해서 특징 점 후보를 표시한 영상이다.



<Fig. 2> (a) Candidate key point decision method
(b) Candidate key point

다음으로 특징점 후보들 중에서 DoG 영상에 임계값을 설정하여 낮은 대비(contrast) 및 에지 주변에 검출된 특징점을 <그림 3> (a), (b)와 같이 제거한다.

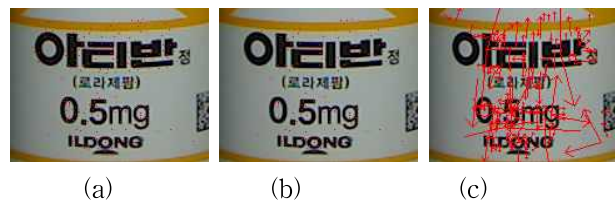
그리고 특징점들이 회전 변화에 대해 대응하기 위해서 특징점들의 방향을 결정하여야 한다. 이를 위해 특징점을 중심으로 16x16의 윈도우를 설정하고, 윈도

우 각 점에 대해 식 (3)을 이용해서 gradient의 크기 $m(x,y)$ 과 방향 $\theta(x,y)$ 를 결정한다.

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \quad (3)$$

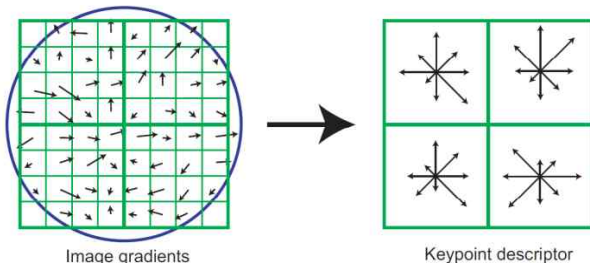
$$\theta(x,y) = \tan^{-1}((L(x+1,y) - L(x-1,y)) / (L(x,y+1) - L(x,y-1)))$$

여기서 $L(x,y)$ 은 윈도우내의 영상이다. 그리고 특징점과의 거리에 대한 가중치를 고려하여 gradient의 크기에 가우시안 커널을 곱하여 개선된 gradient의 크기를 구한다. 그리고 특징점의 방향을 결정하기 위해 윈도우 안에서 360도의 방향을 10도 간격으로 양자화된 36개의 방향에 대한 크기 값을 누적하여 방향 히스토그램을 구한다. 히스토그램의 최대값을 갖는 방향을 특징점의 주방향으로 설정하고, 히스토그램 내의 다른 방향 값은 주방향을 기준으로 정렬한다. <그림 3> (c)는 특징점에서 할당된 주방향을 나타낸다.



<Fig. 3> (a) Removal feature points with low-contrast (b) Removal feature points on the edge (c) The assigned main direction.

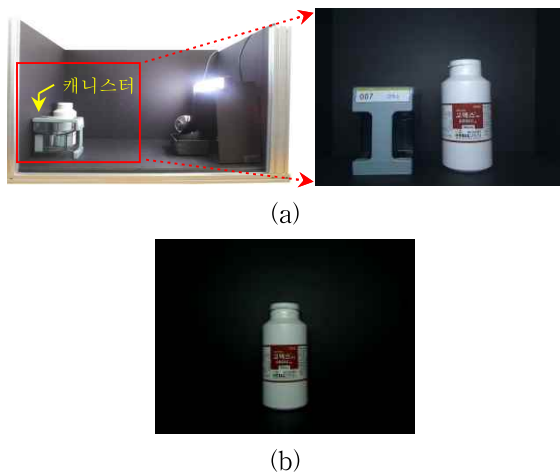
다음으로 특징점들에 대한 특징을 나타내는 지역 서술자(Local Descriptor)를 구성한다. 먼저 16x16 윈도우를 16개의 4x4 윈도우로 나누어 4x4 윈도우에서 앞에서 설명한 방향 히스토그램을 구하는 방법으로 지역 서술자를 구한다. <그림 4>는 8x8 윈도우에 대한 지역 서술자의 예를 나타낸다. 특징점을 중심으로 생성된 지역 서술자를 특징 벡터로 표현하여 이들을 비교 분석함으로써 영상간의 상관관계를 알 수 있다.



<Fig. 4> Example for local feature descriptor

3. SIFT 기반의 약통 분류 시스템

본 논문에서는 약화 사고를 방지하기 위하여 SIFT를 이용하여 약통을 실시간으로 정확하게 인식 또는 분류하는 약통 분류 시스템을 제안한다. 먼저, 약통 분류를 위해서는 약통의 크기 정보가 큰 특징이 되므로 최외곽 사각형(Minimum Boundary Rectangle: MBR)을 이용하여 약통을 크기 별로 분류한다. 다음으로 MBR내에서 라벨 영역을 추출하고, 회전을 고려한 라벨 영역내 관심영역(Region of Interest: ROI)을 추출한다. 그리고 추출된 ROI 영역에 대해 SIFT를 이용하여 약통을 인식 및 분류한다. 또한 SIFT의 처리 속도를 개선하기 위하여 SIFT의 옥타브 수를 간소화한다.



<Fig. 5> (a) Image acquisition device (b) Acquired image

영상획득 장치는 <그림 5>와 같이 카메라, 조명, 캐니스터(canister), 약통으로 이루어진다. 카메라는 웹캠을 사용하고, 조명은 균일성과 항상성을 갖기 위해 LED 조명을 사용한다. 제안한 약통 분류 시스템은 약을 보충해야 하는 캐니스터의 라벨에 적힌 약품명과 약통의 일치 여부를 판단하는 시스템이다. 먼저 정해진 위치에 있는 캐니스터의 라벨 영역을 추출하여 약품번호 또는 약품명을 인식한다. 본 논문에서는 용이성을 고려하여 템플릿 정합을 이용하여 약품번호를 인식한다. 약품번호에 해당하는 DB에 저장되어 있는 약통영상과 분류대상인 약통영상과의 일치 여부를 SIFT를 이용하여 판단한다.

SIFT를 약통 영상에 적용할 경우 다음의 3가지 문제가 있을 수 있다. 1) DB에 있는 모든 약통 영상과 정합을 해야 하므로 정합에 상당한 시간이 필요하다. 2) 약통 영상에서 라벨 영역이외의 영역은 정합에 불필요하다. 3) 약통의 회전이 심할 때 정합오차가 발생한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 문제 1)은 약통 크기를 이용하여 크기별로 그룹화함으로써 정합 대상 수를 줄여 해결할 수 있다. 문제 2)는 라벨 영역을 분할하여 라벨 영역에 대해 정합하여 해결할 수 있다. 문제 3)은 회전에 따른 라벨 영역의 정보가 심하게 왜곡되지 않은 영역을 ROI로 추출하여 해결할 수 있다. 그리고 약통 영상을 획득할 때 카메라와 약통간의 거리를 고정하여 약통의 크기가 일정하므로 SIFT의 크기 불변 요소인 가우시안 피라미드의 옥타브 수를 1로 하여 정합 속도를 증가시킬 수 있다.

먼저 영상 획득 장치에서는 고정된 위치에 약통을 위치시키면 획득된 약통 영상에서 약통의 크기는 항상 일정하다. 따라서 약통의 크기는 변별력이 매우 큰 특징일 뿐만 아니라 측정 오차가 매우 작은 신뢰 있는 특징이다. 약통 크기는 MBR 크기에 비례하므로, 약통의 MBR 가로 길이와 세로 길이를 약통 크기의 특징으로 사용한다. 다음은 MBR의 가로 길이와 세로 길이 구하는 과정이다.

- 단계 1) 주어진 RGB 영상을 R, G, B 각각의 채널로 분리한다.
- 단계 2) 분리한 각 영상들을 문턱치를 사용하여 이진화 한다.
- 단계 3) 이진화된 RGB 채널의 영상들에 대해 식 (4)에 의해 약통 영역을 추출한다.

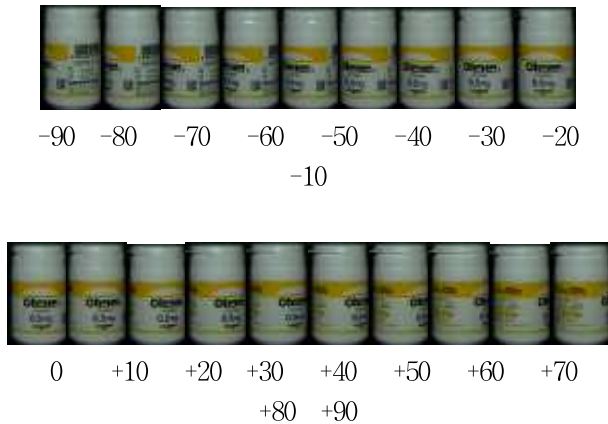
$$M(i, j) = \begin{cases} 255, & R_{ij} = G_{ij} = B_{ij} = 255 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

단계 4) $M(i, j)$ 가 255인 약통 영역을 감싸는 최외곽 사각형을 약통의 MBR영역으로 추출하고, 그의 가로 길이와 세로길이를 약통 크기의 특징 값으로 사용한다.

다음으로 약통들 간에 변별력을 갖는 SIFT의 특징 점들은 라벨 영역에 존재하므로 MBR내에서 라벨영역을 추출한다. R,G,B 각 채널 간 차가 문턱치(T) 이상이면 라벨영역, 문턱치 이하이면 배경영역으로 분리한다. 약통 영상 $f(i, j)$ 에 대해 라벨 영상 $L(i, j)$ 는 식 (5)와 같다.

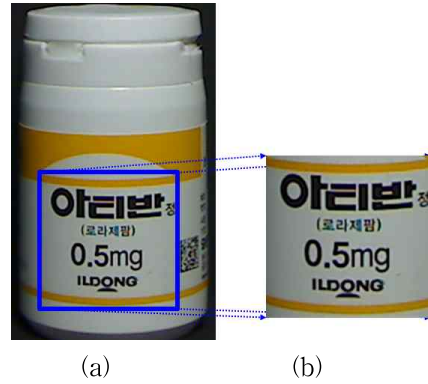
$$L(i, j) = \begin{cases} f(i, j), & |R-B| \text{ or } |R-G| \text{ or } |G-B| > T \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

다음은 약통이 회전될 때 라벨 영상의 변화를 분석하여 회전에 강인한 ROI를 추출한다. <그림 6>은 10도 간격으로 좌우로 회전된 약통 영상으로 0도의 영상이 약통의 정면영상이다.



<Fig. 6> Images by the angle of rotation

좌우로 회전된 영상을 살펴보면 30도 회전된 영상에서 약품명이 조금씩 사라지는 것을 알 수 있다. 이는 SIFT의 특징 점들이 약품명에서 지배적으로 발생하므로 30도 이상 회전될 경우 정합 오차가 클 것으로 예상된다. 따라서 본 논문에서는 좌우 20도 회전에서 라벨 영역의 정보가 심하게 왜곡되지 않은 영역을 ROI로 추출한다.



<Fig. 7> (a) MBR (b) ROI image

<그림 7>은 추출된 MBR 영상과 ROI 영상을 나타내고, (a)의 파란색으로 표시된 영역이 ROI 영역이다. <그림 8>은 각도별 ROI 변화 영상이다.



<Fig. 8> ROI images by the angle of rotation

구체적으로 약통 분류 과정은 다음과 같다. 약통들의 다양한 정보를 갖는 DB를 구축하기 위해서 약품명이 정면을 위치하도록 하여 영상을 획득한다. 획득된 영상에서 MBR의 가로 길이와 세로 길이, ROI 영역의 SIFT 특징벡터, 약품 번호 등으로 DB를 구성한다.

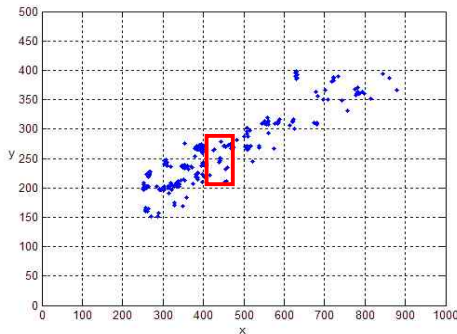
먼저 고정된 위치에 있는 캐니스터의 라벨 영역을 추출하고 템플릿 정합을 이용하여 약품번호를 인식한다. 그리고 약품번호에 해당하는 DB에 저장되어 있는 약통영상의 SIFT 특징벡터를 선택한다.

다음으로 입력 약통에 대한 MBR을 추출한다. 그리고 DB내에서 추출된 MBR의 세로 길이와 가로 길이를 각각 x 와 y 라 할 때 식 (7)의 두 조건을 동시에 만족하는 약통들을 후보로 결정한다.

$$\begin{aligned} x-40 &\leq DB\text{의 MBR 가로길이} \leq x+40 \\ y-40 &\leq DB\text{의 MBR 세로길이} \leq y+40 \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 MBR의 가로 및 세로 길이의 측정 오차를 ± 40 으로 정하였다. <그림 9>는 DB내의 총 250개의

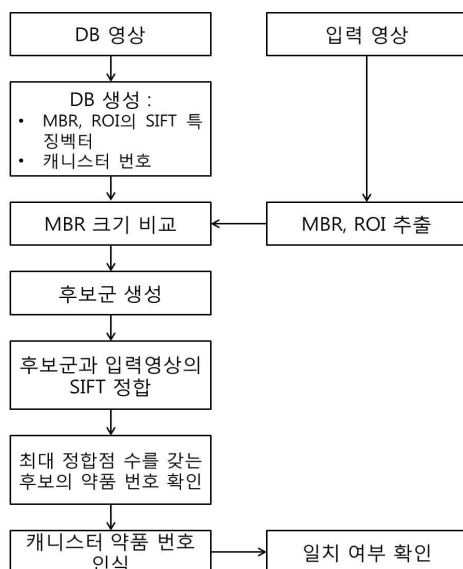
약통에 대한 MBR의 가로 및 세로 길이를 2차원 평면에 나타낸 것으로, 입력약통 MBR의 x 와 y 가 각각 445mm와 240mm일 때 붉은색 사각형 내에 포함되는 약통들을 후보로 결정한다.



<Fig. 9> MBR distribution for the full sample

다음으로 후보 약통들의 SIFT 특징 벡터들과 캐니스터의 SIFT 특징벡터 간에 유클리드 거리를 이용해서 정합한다. 그리고 후보 약통들 중에서 정합 수가 가장 많은 약통을 결정하여 이의 약품번호와 캐니스터의 약품 번호 간에 일치 여부를 판단한다.

<그림 10>은 제안한 약통 분류 시스템의 전체 흐름도를 나타내며, <그림 11>은 알고리즘에 대한 의사 코드이다.



<Fig. 10> Flowchart of proposed method

```

// input : 입력 영상
// int Mx, My : MBR 가로 및 세로 길이
// int x1, x2, y1, y2 : 그룹 Gx에 속한 DB 영상의
//                  최소 크기와 최대 크기
// n : Gx에 포함된 데이터베이스 영상 수
// matching[i] : i번째 DB 영상과 입력 영상의 정
//              합된 특징점의 개수

MBR 크기 비교 :
if ( x1 < Mx <= x2 && y1 < My <= y2)
{
    input = Gx; // MBR의 크기 특징에 따라 입력
               // 영상은 x번째 그룹 Gx에 속함
}

후보군 생성 및 정합:
SIFT( input, DB_images);

후보 약품 번호 결정
for( i = 1; i <= n; i++)
{
    max = matching[i]; // 최대 정합수를 가지는
                     // 영상 선택
}

return max;
    
```

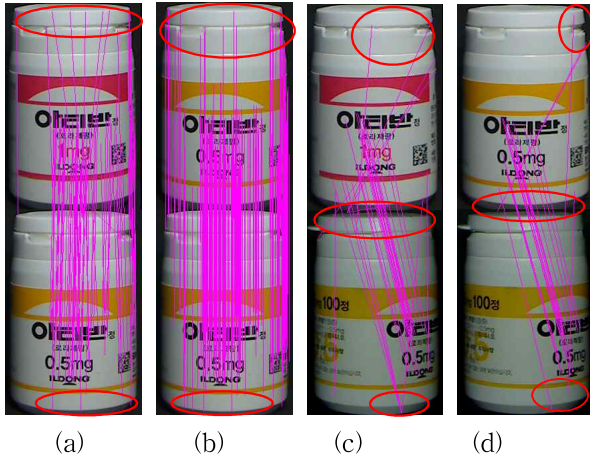
<Fig. 11> Pseudo code of proposed method

4. 실험 및 결과

실험을 위해 PC는 Intel Core i5 CPU, 언어는 C++, 카메라는 로지텍 Carl Zeiss Tessar 2.0/3.7 2MP Autofocus (1600×1200)를 사용하였다. 그리고 배경은 흑색, 카메라와 약통 사이의 거리는 35cm, 카메라 렌즈의 높이는 8cm로 설정하였다. 또한 조명의 항상성을 위해 LED 조명을 사용하였고, 총 250개의 약통에 대해 실험하였다.

먼저, 기존의 대표적인 SIFT 방법인 Lowe 방법을 실제 약통 영상에 적용할 경우를 살펴본다. 첫째, 크기 불변 특성을 실현하기 위해 필요한 다수의 특징점 기술자를 생성하는데 긴 처리 시간이 필요하고, DB 전체와 정합을 수행하게 되면 처리 시간은 더욱 증가하게 된다. 둘째, 영상 획득 시 약통의 회전은 필연적으로 발생하므로, 중요한 정보를 가지는 라벨 영역의 정보가 변화하게 된다. 따라서 변화된 특징점을 통해 정합이 이루어지게 되어 정합 오류를 발생시키게 된다. <그림 12>는 입력 약통인 아티반 0.5mg를 이용해서 각각 0도, 50도의 각도로 회전을 주었을 때 아티반

1mg, 아티반 0.5mg과 각각 정합한 영상들이다. 그리고 <표 1>은 정합 결과인 정합점의 수를 나타낸다. <그림 12>와 <표 1>로부터, 정면 영상에 대해서는 정확하게 정합함을 알 수 있다. 하지만 50도 회전된 영상에 대해서는 오정합됨을 알 수 있다. 이는 영상에서 타원 표시가 되어 있는 뚜껑 부분과 바닥의 그림자 부분으로 인해 정합 오류가 발생했기 때문이다.



<Fig. 12> (a) Similar labels matching with 0 degree
 (b) Same labels matching with 0 degree
 (c) Similar labels matching with 50 degree
 (d) Same labels matching with 0 degree

<Table 1> Matching result of Fig. 11

Sample	그림11(a)	그림11(b)	그림11(c)	그림11(d)
정합점의 수	91	257	30	28

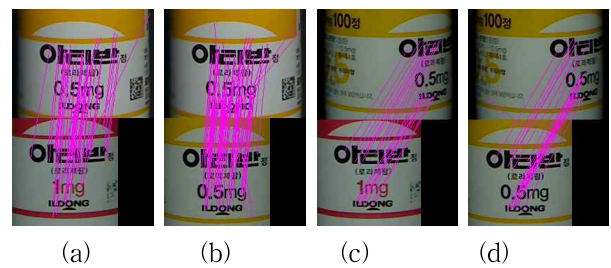
본 논문에서는 SIFT의 옥타브 수를 1로 하고 ROI에 대해서만 특징점을 추출하였다. 우선 처리 속도 개선에 관한 실험으로 SIFT 수행 단계를 피라미드 생성, 특징벡터 생성, 기술자 생성 부분으로 세분하여 각 단계별 처리 시간을 알아보았다. 너비 151~398, 높이 250~879까지 다양한 크기와 종류의 약통 250개의 샘플에 대해서 단계별 평균 처리 시간을 <표 2>에 정리하였다. 앞서 언급한 것처럼 제안한 방법은 영상 획득 거리를 고정하여 영상을 획득하였으므로 피라미드의 옥타브 레벨을 1로 간소화하여 처리 시간을 감소시켰

다. 구체적으로 옥타브 레벨 수에 따른 평균 처리 시간을 보면 전체 옥타브를 사용할 때에는 0.293s의 처리 시간을 보였으나 옥타브 수를 줄이면 추출할 특징점의 수가 줄기 때문에 처리 시간이 줄어든다. 옥타브 레벨을 1로 할 경우는 처리 시간이 0.150s로 감소하였다.

<Table 2> Average processing time per octave for 250 medicine bottle

샘플 약통 (250개)	평균 처리 시간(sec)
전체 옥타브 사용	0.293
옥타브 5개 사용	0.281
옥타브 3개 사용	0.252
옥타브 1개 사용	0.150

다음으로 ROI 영상에서 회전에 대한 정합 성능을 실험하였다. <그림 13>은 0도와 50도 회전된 ROI 영상에 대한 제안한 방법의 실험 결과 영상들이다. 그리고 <표 3>은 정합 결과인 정합점의 수를 나타낸다. <그림 13>과 <표 3>으로부터, 제안한 방법으로 정확하게 정합할 수 있음을 알 수 있다. 특히 50도 회전된 영상에 대해서도 정확히 정합됨을 알 수 있다. 이는 ROI 영상이 정합 오류가 발생시키는 뚜껑 부분과 바닥의 그림자 부분을 제거했기 때문이다.

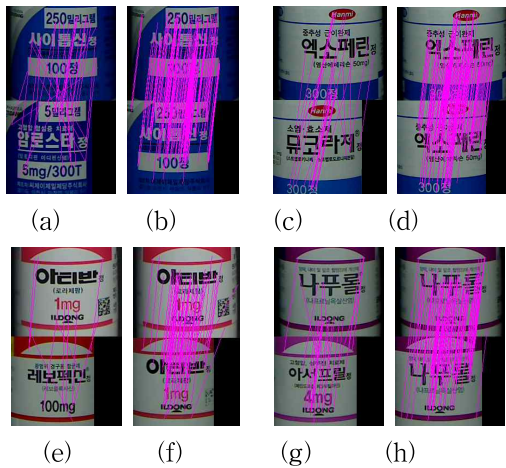


<Fig. 13> (a) Similar labels matching with 0 degree
 (b) Same labels matching with 0 degree
 (c) Similar labels matching with 50 degree
 (d) Same labels matching with 0 degree
 <표 3> 제안 방법의 정합 결과

<Table 3> Matching result of proposed method

Sample	그림11(a)	그림11(b)	그림11(c)	그림11(d)
정합 수	60	90	21	26

<그림 14>는 여러 가지 유사한 라벨을 가지는 약통들을 이용해서 제안한 방법을 이용하여 정합한 결과 영상이다. 입력 약통과 DB 약통이 일치하는 경우 유사한 라벨을 가지는 다른 약통들 보다 정합점의 수가 훨씬 많음을 알 수 있다.



<Fig. 14> Various matching images

전체 약통 250개에 대한 실험결과를 일치와 불일치 여부로 판단하여, 그 인식률을 <표 4>에 나타내었다. MBR에 SIFT를 적용한 경우에는 유사한 라벨을 가지는 약통의 정합 오류가 발생하여 인식률이 감소하였지만 ROI에 SIFT를 적용한 제안한 방법은 정확하게 정합하여 인식률 100%로 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.

<Table. 4> Recognition rate to MBR and ROI

샘플 약통 (250개)	MBR에 SIFT 적용 결과	ROI에 SIFT 적용 결과
인식률(%)	96.4	100

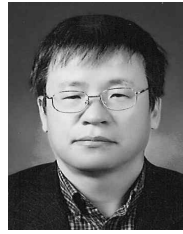
5. 결론

본 논문에서 약을 조제할 때 일어날 수 있는 약화 사고를 방지하기 위해서 기하학적 변화에 강인한 SIFT를 이용하여 약통을 실시간으로 정확하게 분류하는 알고리즘을 제안하였다. 먼저, 약통 분류를 위해서 두드러진 특징으로 약통의 크기 정보인 최외곽 사각형을 이용하여 약통을 크기 별로 분류한다. 다음으로 최외곽 사각형내에서 라벨 영역을 추출하고, 회전을 고려한 관심영역을 추출하였다. 그리고 추출된 관심영역에 대해 SIFT를 이용하여 약통을 분류한다. 또한 SIFT의 처리 속도를 개선하기 위하여 SIFT의 옥타브 수를 간소화하였다. 250개의 약통 영상에 대해 제안한 알고리즘의 성능을 평가한 결과, 모든 약통에 대해 정확히 분류함을 확인하였다. 그리고 SIFT의 피라미드 레벨 간소화에 의해 처리 시간을 2배 이상 향상됨을 확인하였다. 또한 유사한 라벨을 가지는 약통도 정확히 분류하는 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

참고 문헌

- [1] C. W. Kim, S. H. Woo, Z. M. U. Din, C. H. Won, J. P. Hong and J. H. Cho, "An Algorithm for Detecting Residual Quantity of Ringer's Solution for Automatic Replacement," Journal of the Korea Industrial Information System Society, vol. 13, no. 1, 2008.
- [2] K. Mikolaiczuk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," IEEE Tran. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27, no. 10, 2005.
- [3] D. G. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features," Proc. Seventh IEEE International Conf. Computer Vision, vol. 2, pp. 1150-1157, 1999.
- [4] K. Mikolaiczuk and C. Schmid, "An Affine Invariant Interest Point Detector," Proc. Seventh European Conf. Computer Vision, pp. 128-142, 2002.
- [5] K. Mikolaiczuk and C. Schmid, "Scale and Affine Invariant Interest Point Detectors," Int. J.

- Computer Vision, vol. 60, no. 1, pp. 63-86, 2004.
- [6] Y. Ke and R. Sukthankar, "PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors," Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 511-517, 2004.
- [7] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," International Journal of Computer Vision, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [8] H. Y. Lee, J. H. Kim, S. Y. Kim, B. J. Choi, S. H. Moon and K. H. Park, "Design of a SIFT based Target Classification Algorithm robust to Geometric Transformation of Target," Journal of the Korean Institute of Intelligent Systems, vol. 20, no. 1, pp. 116-122, 2010.
- [9] K. J. Hong, K. C. Jung, E. J. Han and J. Y. Yang, "Mixed Mobile Education System using SIFT Algorithm," Journal of the Korea Industrial Information System Society, vol. 13, no. 2, pp. 69-79, 2008.



박길흠 (Kil Houm Park)

- 정회원
- 경북대학교 전자공학과 공학사
- 한국과학기술연구원 공학석사
- 한국과학기술연구원 공학박사
- 경북대학교 전자공학과 교수
- 관심분야 : 자동표적인식, 컴퓨터 비전, 얼굴영상인식, 의료영상인식



조웅호 (Woong Ho Cho)

- 정회원
- 경북대학교 전자공학과 공학사
- 영남대학교 전자공학과 공학석사
- 경북대학교 전자공학과 공학박사
- 대구공업대학교 디지털전자정보계열 교수
- 관심분야 : 광컴퓨팅, 광 신호처리 및 영상처리

논문접수일 : 2013년 10월 28일
 1차수정완료일 : 2013년 11월 29일
 2차수정완료일 : 2014년 01월 22일
 게재확정일 : 2014년 01월 27일