

자동 시각 검사를 위한 개선된 서브픽셀 알고리즘

장동식* · 이만희* · 김길동**

An Improved Subpixel Algorithm for Automated Visual Inspection System

Dongsik Jang · Manhee Lee · Gildong Kim

〈Abstract〉

A new improved algorithm in edge location to subpixel accuracy using decent-based weight to spatial information is proposed in this paper and applied to automated visual inspection(AVI) system. An application of the new edge operator as an edge detector is also provided and compared with Tabatabai and Lyvers edge detectors.

The existing algorithms located edges to subpixel accuracy using least-square or moment-based methods. The algorithms also use only spatial information or grey-level values to locate edges. However, the proposed algorithm consider the weighted sum of grey-levels values of each edge pattern.

The results show that the proposed algorithm is relatively less biased and has smaller standard deviation than the edge operations developed by Tabatabai and Lyvers in the presence of noise.

1. 서 론

소비자들의 욕구가 다양해지고, 기호가 빠르게 변하는 최근의 사회 구조 및 생산 환경에 의해서 제조업체에서는 다품종 소량 생산과 빠른 공정일자에 의한 납기의 단축이 매우 중요한 요소가 되었다. 이에 대한 대응책의 일환으로 연속적인 물류의 흐름을 저해하는 요소로 작용해 왔던 검사자에 의한 검사 공정을 자동 검사 시스템으로 바꾸는 연구가 다양하게 진행되어 왔다. 이 중에서 컴퓨터 비전(Computer vision)을 이용한 자동 시각 검사 시스템은 가장 활발한 연구가 이루어지고 있는 분야이다.

최근에 프로세서의 속도는 빨라지고, 속도에 비해서 그 가격은 점점 떨어지고 있으며, 메모리와 스캐너의 가격이 떨어지고 있다. 따라서 많은 자동 검사 시스템에서 중심 프로세서로서 영상 처리 전용 보드를 대신하여 데스크탑 워크스테이션

이나 PC를 사용할 수 있게 되었다. 결과적으로, 자동 시각 검사 시스템 또한 가격 측면에서 더욱 경쟁력을 갖게 되었다[1].

일반적으로 화상을 처리하고 화상 중의 대상물을 인식하거나 화상에 적힌 현상을 파악하려는 것을 화상 해석(Image analysis)이라고 한다. 화상 해석의 표준적인 절차는 다음과 같이 된다.

- 단계 1 : 화상에서 대상 혹은 그것을 구성하고 있는 부분에 대응한다고 생각되는 화상 특징을 추출한다.
- 단계 2 : 추출된 화상 특징의 속성이나 그들 사이의 관계를 구한다.
- 단계 3 : 단계 2에서 구한 정보를 이용해서 어떤 화상 특징이 어떤 인식대상의 어떤 부분에 대응하는가를 결정한다.

* 고려대학교 산업공학과

** 오성정보통신(주)

화상 해석의 제1단계 처리는 화상의 분할이라 불리는데, 그것에서 추출되는 화상 특징으로는 에지(Edge)와 영역(Region)이 있다. 에지 검출에서는 특징인 불연속 부분을 추출해서 닫힌 에지에 의하여 영역이 구해지고, 영역 분할에서는 특징이 똑같은 영역으로 화상을 분할하여, 영역간의 경계로서 에지가 정의된다[2].

에지(Edge)는 화상의 특징 중에서 제품의 검사에 쓰이는 가장 중요한 요소중 하나이다. 고해상도를 갖는 화상에서 에지를 찾아내기 위해서는 픽셀 크기 이하의 정확도가 필요하며, 이것을 서브픽셀(Subpixel)이라 한다. 자동 시각 검사에 있어서 크기가 작은 대상물의 검사나 높은 정밀도를 요구하는 검사 등에서는 고해상도의 화상처리가 필요한데, 이러한 고해상도의 검사 시스템을 구현하기 위해서 고해상도의 카메라를 사용하는 등의 하드웨어적인 개선은 비용이 너무 많이 들고 설치를 새로 해야하는 등의 문제점이 있다. 따라서 보다 정밀한 화상처리를 통해서 소프트웨어적으로 이러한 문제를 해결하는 방법에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다.

아날로그 화상으로부터 컴퓨터에 의한 디지털 화상을 얻기 위해서는 공간적·시간적으로 연속된 화상을 이산적인 점, 즉 픽셀의 집합으로 변환하는 조작인 표본화(Sampling)와 연속적인 픽셀의 값(명암도:Grey value)을 이산적인 값(정수값)으로 변환하는 조작인 양자화(Quantization)가 필요하다. 그러나 표본화에 의한 화상의 최소 단위인 픽셀을 기본으로 하는 일반적인 에지 검출 알고리즘으로는 정밀한 측정을 하기에 부족하다. 따라서 이를 해결하기 위해 다양한 서브픽셀 알고리즘이 대두되었다.

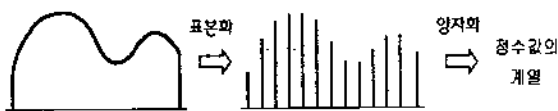
Hyde와 Davis[3]는 처음으로 서브픽셀 알고리즘의 정확성에 대한 문제를 제기하였다. 그들은 이진 화상에 있어서는 이웃(Neighborhood)들의 명암도(Grey value)에 대한 정보를 이용하는 것이 단순히 위치에 의한 최소 분산법(Least-square method)을 적용하는 것에 비해서 특별히 개선된 면이 없다는 것을 보여주었다. Tabatabai와 Mitchell[4]은 명암도의 모멘트(Moment)를 이용한 보다 개선된 알고리즘을 제안하였다. Tabatabai와 Mitchell이 제안한 방법은 크기의 변화나 위치의 이동에 무관한 결과를 나타내고, 보간법이나 반복법(Iteration)을 필요로 하지 않으며, 에지의 위치는 왜도(Skewness)만의 함수로 표현할 수 있다. 그러나 이 방법은 표본으로 검출된 픽셀들의 공간적인 위치 정보는 이용하지 않았다. Lyvers와 Mitchell[5]은 공간적인 정보를 포함한 에지의 공간적 모멘트(Spatial moment)를 이용해서 잡음(Noise)에 강한 새로운 에지

검출 알고리즘을 개발하였다. 그리고, Dong과 Kwok[6]은 명암도를 갖는 직선의 에지를 서브픽셀의 정확도로 검출해서 보다 정밀한 직선을 재구성하는 알고리즘을 제안하였다.

서브픽셀의 정확도로 에지의 위치를 검출하는 알고리즘에서 가장 중요한 요소는 인접 픽셀들의 명암도에 관한 정보와 픽셀들의 공간적인 위치 정보이다. 본 논문에서는 인접 픽셀간 명암도의 경사도를 가중치로 이용한 새로운 알고리즘이 개발되었다.

2. 획득된 화상의 특성

디지털 화상이란 픽셀이라고 불리는 작은 이산적인 점으로 분할해서 각 픽셀을 명암값 또한 이산적인 값, 즉 정수값으로 표현한 것이다.



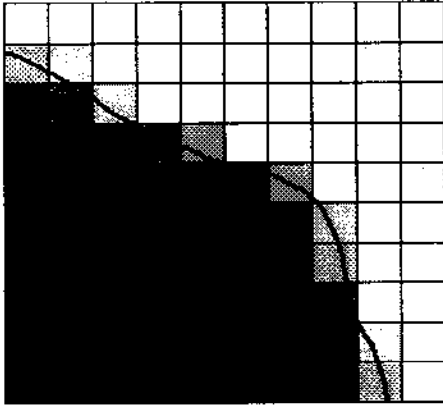
〈그림 2.1〉 디지털 화상 : 표본화와 양자화

보통의 사진, 장면 등의 아날로그 화상으로부터 디지털 화상을 얻기 위해서는 〈그림 2.1〉에 나타낸 것처럼 표본화(Sampling), 양자화(Quantization)라고 하는 2개의 조작을 행할 필요가 있다.

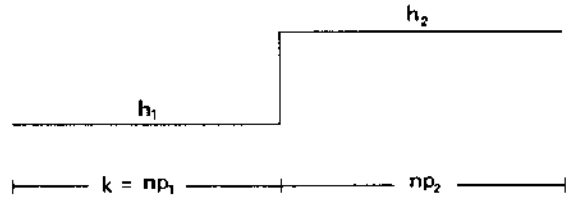
표본화는 공간적·시간적으로 연속된 화상을 이산적인 점(픽셀)의 집합으로 변환하는 조작이다. 화상은 기본적으로는 2차원 평면상에 분포된 정보 형태인데, 이것을 컴퓨터에 집어 넣으려면, 우선 2차원 신호를 1차원 신호로 고쳐야 할 필요가 있으며, 주사(Scanning)가 행해진다. 주사 방법으로는 2차원 평면 위를 위에서부터 차례로 일정 간격으로 수평 방향으로 달리는 직선(주사선)을 따라서 가고, 명암값을 꺼내 가는 선주사가 가장 일반적이다. 이와 같이 해서 얻어진 1차원 신호에 대해서 일정한 간격마다 그 값을 구해 감으로써, 이산적인 점열을 얻을 수 있다.

표본화에 따라서 화상은 시간적·공간적으로 또 이산적으로 분포된 픽셀로 분해되지만, 픽셀의 값(명암값)에 관해서는 연속 값으로 되어 있다. 이 연속적 명암값을 이산적인 값(정수값)으로 변환하는 조작이 양자화이다.

표본화와 양자화의 조작을 거친 디지털 화상은 〈그림 2.2〉



〈그림 2.2〉 표본화와 양자화를 거친 2차원 디지털 이미지



〈그림 3.1〉 Tabatabai의 알고리즘에서 가정한 에지 모델

〈그림 3.1〉에서 에지의 위치는 $k = np_1$ 이 된다.

$\bar{s} \triangleq \frac{\overline{m_3 + 2\overline{m_2} - 3\overline{m_1 m_2}}}{\overline{\sigma^2}} \cdot \overline{\sigma^2} = \overline{m_2} - \overline{m_1}$ 이라고 할 때, h_1, h_2, p_1 은 아래의 식(3.3)~(3.5)에 의해서 구해진다.

$$h_1 = \overline{m_1} - \overline{\sigma} \frac{p_1}{p_1} \quad (3.3)$$

$$h_2 = \overline{m_1} + \overline{\sigma} \frac{p_1}{p_2} \quad (3.4)$$

$$p_1 = \frac{1}{2} \left[1 + \overline{s} \left(\frac{1}{4 + \overline{s}^2} \right) \right] \quad (3.5)$$

식 (3.5)에서 \overline{s} 는 표본의 왜도(Skewness)와 같다. 따라서, 에지의 위치는 왜도만의 함수로 표현될 수 있다.

Tabatabai의 알고리즘은 이상적인 스텝 에지가 가정되었고, 에지의 위치를 구하기 위해서 명암값만을 이용하였다. 명암값 외에 픽셀의 위치 정보를 더하기 위해서 공간적 모멘트를 이용한 서브픽셀 알고리즘이 Lyvers에 의해서 제안되었다.

3.2 Lyvers의 알고리즘

Tabatabai는 단순히 명암값에 대한 모멘트를 이용하는데 비해 Lyvers는 에지의 위치를 구하기 위해서 이산적인 에지 데이터의 공간 모멘트(Spatial moment)를 이용하였다. 즉, 픽셀들의 명암값에 대한 정보와 함께 위치 정보 또한 이용되었다.

이상적인 일차원의 에지 모델을 〈그림 3.2〉와 같이 나타낼 수 있다. 이 모델은 배경의 명암값 h , 에지와 배경의 명암값 이 차이 k , 그리고 에지의 이동치 i 의 세가지 모수에 의해서 특징지어질 수 있다.

에지는 명암값이 h 에서 $h+k$ 로 변하는 위치이며, 에지의 이동치 i 은 에지 모델의 중심으로부터 에지의 위치까지의 거리

과 같은 형태로 나타날 수 있다. 〈그림 2.2〉에서 하나의 픽셀은 한정된 영역을 가지고 있으며, 대상물체의 에지를 포함한 픽셀은 이웃한 픽셀들로 이루어진 두 영역의 명암값에 대하여 중간 정도의 값을 가지게 된다는 것을 알 수 있다.

3. 기존의 서브픽셀 알고리즘

3.1 Tabatabai의 알고리즘

잡음이 없는 이상적인 스텝 에지의 데이터를 표본화된 n 개의 명암값으로 읽었을 때, 그 값들을 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 라고 하면, 이상적인 스텝 에지의 경우에 명암값이 연속으로 h_1 값을 가지다가 불연속 점인 에지 이후에 연속적으로 h_2 값을 가진다고 가정된다. Tabatabai는 표본들의 모멘트를 이용해서 이상적인 에지의 위치를 찾아내는 알고리즘을 제안하였는데, 모멘트는 식 (3.1)에 의해서 구해진다.

$$\overline{m_i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^i \quad i = 1, 2, 3 \quad (3.1)$$

〈그림 3.1〉에서 k 를 이상적인 에지에서 h_1 의 명암값을 갖는 픽셀의 수(에지의 위치)라고 가정하면 샘플 모멘트는 식 (3.2)로 표현될 수 있다.

$$\sum_{j=1}^k p_j h_j^i = \overline{m_i} \quad (p_1 = \frac{k}{n}, \sum_{j=1}^k p_j = 1) \quad (3.2)$$

식 (3.2)를 풀면 아래와 같이 h_1, h_2, p_1 값을 구할 수 있다.

를 나타내며 $-1 \sim +1$ 사이의 값을 갖는다. 연속 함수 $f(x)$ 의 p 차 모멘트는 식 (3.6)과 같이 정의된다.

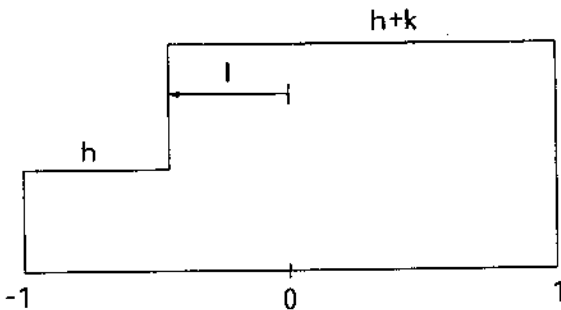
$$M_p = \int_{-1}^{+1} x^p f(x) dx \quad (3.6)$$

세 모수 h, k, l 을 동시에 구하기 위해서는 세 개의 모멘트가 필요한데, 세 개의 모멘트는 식(3.6)에 의해서 구해진다. $f(x)$ 는 에지의 명암값의 함수이다.

$$M_0 = h \int_{-1}^0 dx + k \int_0^1 dx = 2h + k(1 - l) \quad (3.7)$$

$$M_1 = h \int_{-1}^0 x dx + k \int_0^1 x dx = \frac{1}{2}k(1 - l^2) \quad (3.8)$$

$$M_2 = h \int_{-1}^0 x^2 dx + k \int_0^1 x^2 dx = \frac{2}{3}h + \frac{1}{3}k(1 - l^3) \quad (3.9)$$



〈그림 3.2〉 Lyvers의 알고리즘에서 가정한 에지 모델

식 (3.7), (3.8), (3.9)에 의해서 세 모수의 값은 아래의 식 (3.10), (3.11), (3.12)와 같이 된다.

$$l = \frac{3M_2 - M_0}{2M_1} \quad (3.10)$$

$$k = \frac{2M_1}{1 - l^2} \quad (3.11)$$

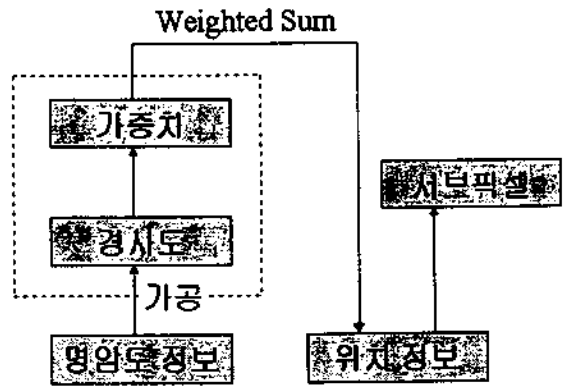
$$h = \frac{1}{2} [M_0 - k(1-l)] \quad (3.12)$$

샘플 모멘트를 M_0, M_1, M_2 값의 추정치로 이용해서 식 (3.10)으로부터 에지의 위치가 결정되어진다. Lyvers의 알고리즘은 픽셀의 명암값과 위치 정보를 이용해서 에지의 위치를 서브픽

셀의 정확도로 찾아낼 수 있게 하였다. 그러나 조명이 전체적으로 어둡거나 밝은 경우, 즉 명암의 대조(Contrast)가 작을 경우 명암값의 차이가 작아지게 되므로 정확한 에지의 위치를 찾아내는 데 어려움이 있다. 본 논문에서는 명암값의 경사도와 그 위치 정보를 이용함으로써 이러한 문제점을 개선할 수 있는 알고리즘이 제안되었다.

4. 경사도와 위치 정보를 이용한 서브픽셀 알고리즘

제안된 알고리즘은 디지털 이미지에서 얻을 수 있는 정보인 픽셀의 위치 정보, 각 픽셀의 명암값 정보를 최대한 활용하게 하였다. 그리고 한 픽셀에서의 명암값은 이웃 픽셀들의 명암값에 영향을 받는다는 것을 고려하여 각 에지 패턴에서의 가중치를 고려한 합으로 계산되었다. 〈그림 4.1〉은 제안된 알고리즘의 구조를 나타낸 것이다. 제안된 알고리즘은 〈그림 4.1〉의 점선내 부분처럼 명암도 정보의 가공 및 이의 가중치를 고려함으로써 기존의 알고리즘을 개선하였다.



〈그림 4.1〉 제안된 알고리즘의 구조

4.1 에지 패턴의 검출

제안된 알고리즘은 에지 영역을 구한 뒤, 에지의 패턴을 입력값으로 받아서, 패턴들의 데이터(명암값과 위치 정보)를 이용하여 정확한 에지의 위치를 계산하게 된다. 그런데 모든 영역에 대해서 서브픽셀링(Subpixeling)을 하게 되면 그 계산량이 많아지기 때문에, 우선 물체와 배경의 경계 부분인 에지 영역을 구한 뒤 구해진 에지 패턴 내에서 서브픽셀링을 함으로

써 계산량을 줄일 수 있게 되었다. 에지 패턴의 영역으로는 경사도가 임계값 이상인 픽셀들을 받아들여도록 하였다.

4.2 에지의 위치 측정

디지털 화상은 픽셀 단위로 이루어져 있으며, 하나의 픽셀은 그 위치와 픽셀의 명암값 등의 정보를 가지고 있다. 디지털 화상은 표본화(Sampling)를 통해서 얻어지기 때문에 한 픽셀의 명암값은 이웃들의 명암값에 영향을 받게 된다.

본 논문에서는 일차원에서 이웃 픽셀들의 영향을 가중치로 고려한 경사도의 값이 가장 큰 곳을 에지의 위치로 찾아내는 알고리즘이 개발되었다. 식 (4.1)에서 보듯이 각 픽셀들에 대한 가중치는 이웃들의 전체 경사도의 합에 대한 그 픽셀의 경사도의 비율로 정의된다.

$$W(i) = \frac{\int_i f'(x) dx}{\int_T f'(x) dx} \tag{4.1}$$

$$\text{location} = \int_T x W(x) dx \tag{4.2}$$

i : 픽셀의 위치 ($i \in T$)

T : 모든 에지 패턴 데이터들의 집합

$f'(x)$: 각 픽셀에서의 경사도

에지의 위치는 식(4.2)에 의해서 가중치를 이용한 평균으로 계산되어진다. 이를 실제로 표본화된 화상에 적용시켜보면 다음과 같다. 경사도는 식 (4.3)에서 이웃과의 명암값 차이를 이용해서 구해질 수 있다. $f(x)$ 는 획득되는 화상의 x 좌표 명암값이고, dx 는 명암값의 차이를 구하기 위한 인접 픽셀간의 거리이다.

$$f'(x) = f(x) - f(x + dx) \tag{4.3}$$

x : 픽셀의 위치 ($x = 0, 1, 2, \dots, N$)

식 (4.3)에 대칭성을 고려해서 각 픽셀에서의 경사도를 식 (4.4)로 바꿀 수 있다.

$$f'(x) = f(x + \frac{dx}{2}) - f(x - \frac{dx}{2}) \tag{4.4}$$

에지 패턴의 검출 결과 N 개의 에지 패턴이 입력값으로 들어왔을 경우 각 위치에서의 가중치는 식(4.5)와 같이 전체 입

력 패턴들의 경사도에 대한 그 위치에서의 경사도의 비율로 정의된다.

$$W(x) = \frac{f'(x)}{\sum_{x=0}^N f'(x)} \tag{4.5}$$

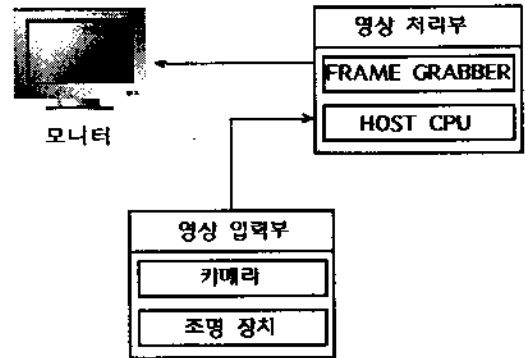
그리고 에지의 정확한 위치는 식 (4.5)와 같이 위치정보와 경사도 정보의 가중치의 결합에 의해서 구해진다.

$$\text{location} = \sum_{x=0}^N W(x) \cdot x \tag{4.6}$$

5. 실험 및 결과

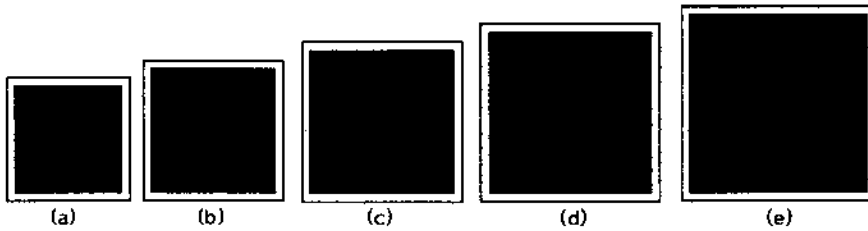
5.1 시스템의 구성

화상 획득 과정이란 카메라를 통해서 대상물체의 화상을 받아들인 후 계수화(Digitization)를 거쳐 컴퓨터의 메모리 상에 저장하는 과정이다. 물체의 화상을 획득하고 획득된 화상을 처리해서 물체의 정보를 얻기 위해서는 <그림 5.1>과 같이 화상을 입력받는 화상 입력부와 화상을 처리하고 외부로 출력하는 화상 처리 및 출력부를 구성 요소로 가지게 된다.



<그림 5.1> 화상 획득 및 처리 시스템의 구성도

<그림 5.1>에서 보듯이 화상 입력부에서는 조명 장치와 카메라를 이용해서 물체의 화상을 획득하게 되며, 화상 처리부에서는 획득된 화상을 컴퓨터의 메모리에 가져다주게 된다. 그리고 출력부에서는 모니터를 비롯한 각종 출력 장치를 통해서 메모리에 저장된 이미지를 외부로 출력하게 된다.



(단위 : mm)

〈그림 5.2〉 실험 대상물(a) 30×30, (b) 35×35 (c) 40×40 (d) 45×45 (e) 50×50

5.2 실험의 개요

본 논문에서 제안된 알고리즘을 평가하기 위해서 Tabatabai, Lyvers의 알고리즘 등과 비교 실험을 하였다. 실험 대상은 〈그림 5.2〉와 같이 다섯 개의 정사각형이며, 이들의 폭을 위의 세 가지 알고리즘으로 각각 조명환경을 다양한 각도에서 비추며 다양한 밝기로 하여 변화를 주며 300번씩 측정해서 그 비율(3 : 3.5 : 4 : 4.5 : 5)과 3σ 를 계산하였다.

실험의 결과와 실제의 비율(3 : 3.5 : 4 : 4.5 : 5)을 비교함으로써 각 알고리즘의 정확도를 평가하였고, 3σ 를 계산함으로써 각 알고리즘의 정밀도를 평가하였다.

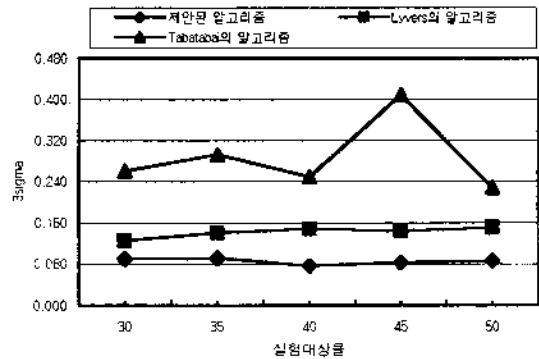
화상 입력부는 카메라와 조명장치로 구성되며 백열등의 간접 조명 방법이 사용되었다. 화상 처리 및 출력부는 카메라에서 입력되는 화상을 저장하기 위한 프레임 그라버(Frame grabber)에는 BitFlow사의 Raptor 모델이 사용되었고, 카메라는 Tokyo Electronic Industry사의 CS8320 모델이 사용되었다. 화상을 처리하는 주조정 컴퓨터로는 펜티엄 100MHz CPU 모델이 사용되었으며, 화상을 처리한 후의 결과는 파일로 저장하도록 하였다. 시스템의 화상 처리 소프트웨어는 WATCOM C Ver. 10 과 Raptor Library를 이용하여 구현되었다.

5.3 실험 결과 및 분석

실험 결과를 아래의 〈표 5.1〉과 〈그림 5.3〉, 〈그림 5.4〉에 나타내었다. 〈그림 5.3〉에서 각각의 알고리즘으로 5종류의 대상물을 측정했을 때의 3σ 를 나타내었다. 〈표 5.1〉은 5가지의 대상물을 각각 측정해서 측정치의 평균값들의 비율을 실제비율과 비교한 것이며, 〈그림 5.4〉에서는 실제 비율과 각 알고리즘을 이용해서 측정된 비율과의 차이를 보여준다.

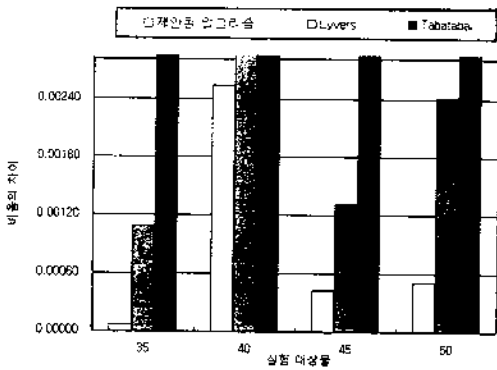
〈표 5.1〉은 본 논문에서 제안된 알고리즘에 의한 측정이 다른 알고리즘들에 비해서 향상되었다는 것을 나타낸다. 〈그림 5.3〉에서 3σ 값이 상대적으로 작은 값을 가지므로 오차가 적은, 보다 정밀한 측정을 할 수 있음을 나타낸다. 또한, 실제 비율과의 차이가 다른 알고리즘들에 비해서 작게 나타났다. 〈그림 5.4〉는 제안된 알고리즘에 의한 측정치들의 비율이 실제의 비율에 가장 가깝다는 것을 나타낸다.

이 실험을 통해서 본 논문에서 제안된 알고리즘이 기존의

〈그림 5.3〉 기존의 알고리즘과 제안된 알고리즘의 3σ

〈표 5.1〉 각 알고리즘에 의한 측정치들의 비율 비교

	실제 비율	제안된 알고리즘	Lyvers	Tabatabai
(a) 30mm	1	1	1	1
(b) 35mm	1.166667	1.166731	1.167753	1.185201
(c) 40mm	1.333333	1.335868	1.337456	1.344530
(d) 45mm	1.5	1.499577	1.501321	1.516424
(e) 50mm	1.666667	1.667169	1.669083	1.635604



〈그림 5.4〉 측정된 비율과 실제 비율과의 차이

Lyvers와 Tabatabai의 알고리즘에 비해서 3σ 값이 기존의 알고리즘보다 28% 이상 작아진 결과치를 나타내었으며, 실제 비율에 대한 측정의 정확도 또한 기존의 알고리즘들에 비해서 38% 이상 향상되었다.

6. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 보다 정밀한 자동 시각 검사를 위해서 서브픽셀의 정확도를 갖는 일차원의 에지 검출 알고리즘이 제안되었다. 제안된 알고리즘은 에지의 패턴을 입력값으로 받아서 에지의 위치를 계산하기 때문에 에지의 정확한 위치 측정을 하기 전에 경사도가 임계값 이상인 영역을 입력값으로 먼저 구하였다. 본 논문에서 제안된 알고리즘은 단순한 명암값이 아닌 명암값을 가공한 정보인 경사도와 위치 정보를 이용해서 보다 정확한 에지의 위치 측정을 가능하게 하였다.

실험 결과, 각 실험 대상물에 대해서 제안된 알고리즘으로 측정했을 때의 3σ 값이 기존의 알고리즘보다 28% 이상 작아진 결과치를 나타내었다. 따라서, 측정 오차가 줄어들어 보다 정밀한 측정을 기대할 수 있다. 그리고 각 측정치들의 평균값의 비율이 실제의 비율에 보다 가깝게 나타나는 결과를 보인다. 실제 비율에 대한 측정의 정확도가 기존의 Tabatabai, Lyvers의 알고리즘에 비해서 38% 이상 향상되었다.

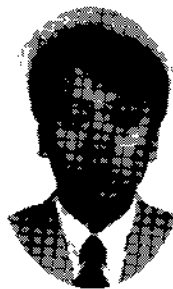
제안된 알고리즘은 제품의 정밀한 검사를 위한 자동 시각 검사 시스템에 이용될 수 있으며, 추후에는 에지 패턴의 선정에 따라서 발생하는 오차를 줄이는 방안, 화상의 잡음이 검사 결과에 미치는 영향을 줄이는 방안에 대한 연구가 계속적으로 수행되어야 할 것이다.

【참고 문헌】

- [1] Timothy S. Newman and Anil K. Jain, "A Survey of Automated Visual Inspection", Computer Vision and Image Understanding, Vol. 61, No. 2, pp.231-262, 1995
- [2] 일본공업기술센터, 컴퓨터 화상 처리 입문, 기전 연구사
- [3] Peter D. Hyde and Larry S. Davis, "Subpixel Edge Estimation", Pattern Recognition, Vol. 16, No. 4, 413-420, 1993
- [4] Ali J. Tabatabai and O. Rovert Mitchell, "Edge Location to Subpixel Values in Digital Imagery", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-6, No. 2, pp. 188-201, 1984
- [5] Edward P. Lyvers and Owen Robert Mitchell, "Subpixel Measurements Using a Moment-Based Edge Operator", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, No. 12, pp. 1293-1308, 1989
- [6] C. Dong and P. C. K. Kwok, "An Iterative Algorithm for the Subpixel Estimation of Straight Lines", Asian Conference on Computer Vision, ACCV'93, pp. 554-557, 1993



장동식
 1979년 고려대학교 산업공학과
 1985년 Texas 주립대 석사
 1988년 Texas A&M 대학교 산업공학과 박사
 현 재 고려대학교 산업공학과 부교수
 관심분야 자동검사시스템, 패턴인식, 신경망



이만희
 1993년 고려대학교 산업공학과
 1995년 고려대학교 산업공학과 석사
 현 재 고려대학교 산업공학과 박사 과정
 관심분야 패턴인식, 문서인식, 영상처리



김길동

1996년 고려대학교 산업공학과

1998년 고려대학교 산업공학과
석사

현 재 오성정보통신주식회사

관심분야 자동검사시스템, 데이터
베이스, CTI

98년 1월 최초접수, 98년 6월 최종수정