

論文2002-39TE-1-6

계기판 벌브 인식 알고리즘

(Algorithm for Recognizing Bulb in Cluster)

李 哲 憲 * , 薛 盛 旭 ** , 金 孝 成 **

(Chul Hun Lee, Sung Wook Seol, and Hyo Sung Kim)

요 약

본 논문은 차량계기판에서 벌브를 인식하기 위한 새로운 특징을 제안한다. 대부분의 모델기반 물체 인식에서 사용되는 특징으로는 물체의 다각형 근사점이 있다. 이러한 특징을 이용한 정합방식을 차량계기판의 벌브와 같은 작은 물체에 적용하며, 정합율이 낮다. 이러한 정합율을 높이기 위해서 본 논문에서는 새로운 특징을 제안한다. 제안된 특징은 물체화소의 원분포와 물체의 중심에서 경계선까지의 거리비이다. 본 논문에서는 이러한 세 개의 특징을 모두 같이 이용하기 위해서 새로운 결정함수를 정의한다. 실험 결과는 다각형 근사점을 이용한 정합방식과 3개의 특징을 모두 이용한 정합방식에서의 정합이 되지 않은 물체수로 비교를 한다.

Abstract

This paper proposes new features for recognizing telltale bulb in a cluster. A typical feature employed in model-based pattern recognition is polygonal approximation points of object. But recognition using these dominant points has many mismatching counts in small model such as telltale bulb. To reduce mismatching counts, proposed features are the circle distribution of object pixel and the ratio of distance from center to boundary in object. This paper also proposes new decision function using three features. In simulation result, we make a comparison mismatching counts between recognition using dominant points and the new recognition algorithm using three features.

I. 서 론

공장자동화, 항공사진분석, 의료진단, OCR 등에서 쓰이는 물체인식(object recognition)은 특정한 물체정보가 포함된 영상에서 그 물체가 어떠한 물체인지를 식별하는 것으로, 입력된 영상에서 인식하고자 하는 물체의 존재여부를 판단하는 것(identification)과 물체의 위

치를 알아내는 것(localization)으로 대별된다.^[1]

물체인식을 하기 위한 예비작업으로 기본 모델패턴을 이용하여 물체의 특징정보(feature information)를 가지는 모델 데이터베이스(model database)를 구축해야 한다. 인식작업은 임의의 시험패턴이 어떠한 모델에 해당하는지를 구별하는 것으로, 시험패턴에 대한 특징과 구축된 모델 데이터베이스내의 모델에 대한 특징을 서로 비교하여 시험패턴이 속하는 모델을 식별한다.

인식작업은 물체를 간단한 특징으로 나타내어 진행이 되기 때문에, 어떠한 특징을 사용하여 물체를 나타내는 가는 물체인식에서 중요한 문제이다. 물체인식에서 이용하는 특징은 물체의 크기와 방향에 관계없이 같은 값을 가져야 하고, 다른 물체에 대해서는 특징의 차이가 많이 나고 같은 물체에 대해서는 특징의 차이

* 正會員, 釜山情報大學 電氣電子系
(Dept. of Electronics, Busan Info-Tech College)

** 正會員, 釜山大學校 電子工學科
(Dept. of Electronics, Pusan National Univ.)

接受日字:2001年10月19日, 수정완료일:2001年12月5日

가 적게 날수록 좋다.

물체인식에서 많이 쓰이는 특징은 물체의 다각형 근사화(polygonal approximation)를 이용한 특징점(dominant point)이다.^[2-3] 특징점은 물체의 윤곽선(contour)에서 급격히 튀어나오거나, 급격히 들어가는 부분의 점으로 물체의 모양을 다각형으로 근사 시킬 수 있다. 특징점을 이용하는 인식은 특징점이 물체의 부분적인 특징을 나타내기 때문에 물체가 약간 가려진 경우(occlusion)에도 인식에 이용을 할 수 있는 장점이 있으나,^[4-8] 물체가 회전이 되거나 크기가 변하면 특징점의 위치가 조금씩 달라질 수가 있고, 물체가 작은 경우에는 윤곽선이 급격히 변하는 부분이 없기 때문에 작은 물체에서는 이용하기 어려운 단점이 있다. 다각형 근사화를 이용한 특징점을 찾는 방식은 윤곽선 조각의 분리와 결합방식(split and merge)을 이용한다.^[9] 분리와 결합할 때의 임계값(threshold)을 선택하는 방식은 특정임계값이 사용하지 않고, 두 특징점 간의 거리의 비로 정하여 물체의 윤곽선의 길이에 따라 변하는 방식을 하여 물체 크기의 변화에 상관이 없도록 한다. 찾아진 특징점은 점의 내각과 점 사이의 거리 비로 표현을 하여 크기변화에 적응 가능하게 한 뒤, 두 물체간의 비유사도를 계산하여 물체 인식에 이용한다.^[10]

본 논문에서는 물체인식을 이용한 응용분야 중의 하나로 차량 계기판 자동검사시스템에 적용하기 위해 계기판의 벌브를 인식한다.^[11] 계기판 영상에서의 물체들은 크기가 작아서 다각형 근사화를 이용한 특징점만으로는 인식이 어렵기 때문에, 인식율을 높이기 위해서 새로운 특징으로 물체화소의 원분포와 물체중심점에서 물체윤곽선까지 거리비를 제안하여 새 개의 특징을 이용하여 인식을 한다. 물체화소의 원분포는 원이 방향성을 가지지 않는 성질을 이용하여 물체화소의 분포를 원경계로 나눈 각 경계원의 화소수비이고, 물체 중심점에서 물체 윤곽선까지 거리비는 물체의 중심에서 경계선까지 거리중에서 최대 거리와 최소거리의 비이다. 제안한 특징은 비의 형태로 되어 있어 물체의 크기가 변하여도 같은 값을 가진다.

정합을 하기 위한 결정함수(decision function)는 특징점을 이용한 비유사도와 제안한 특징 두 개를 사용하여 유클리드 거리의 형태로 만들었다.^[12] 입력된 시험 패턴은 모델 데이터베이스에 저장된 각 모델과의 비유사도를 나타내는 결정함수값이 가장 작은 값을 가지는 모델로 식별이 된다.

본 논문의 구성은 II장에서는 본 논문에서 제안한 물체인식을 위한 기본적인 영상처리과정으로 물체의 이진화 방법, 한 영상에서 각 물체를 구별하여 서로 같은 물체를 연결하는 요소 레이블링(labeling) 알고리즘, 물체의 경계를 찾는 방법을 설명하고, III장에서는 물체인식에 사용되는 특징으로 물체의 다각형 근사를 이용한 특징점과 새롭게 제안한 특징에 대해 설명을 하고, IV장에서는 특징을 이용하여 인식을 하는 정합알고리즘에 대해 설명을 하고, V장에서 제안한 인식알고리즘의 실험과 그 결과를 보이고, 끝으로 VI장에서는 결론을 맺는다.

II. 전처리 과정

1. 이진화

이진화 작업을 하는 것은 한 물체에 속한 화소와 그 나머지의 배경 화소를 구분하는 기준을 사용하여 물체화소의 집단을 만드는 것이다. 이때 중요한 고려 사항은 공간적 인접성(Spatial proximity)과 물체화소 밝기값의 유사성이다. 문제 영역에 관한 특정한 사전 정보가 주어지지 않은 상황에서는 물체의 표면에 있는 점들은 공간적으로 인접해 있으며 유사한 반사율 특성을 가지고 있다고 가정할 수 있다. 분명히 이런 가정은 모든 상황에서는 만족될 수가 없을 것이다. 그러나 이와 같은 간단한 표면 특성을 이용하여 표면의 점들의 집단을 만들 수 있다.

임계 방법을 이용하여 물체와 배경 분리를 효과적으로 하기 위해서는 물체와 배경은 충분히 대조되어야 하며 물체나 배경에 대해서 명암도를 알아야 할 필요가 있다. 보통 이진 영상에서는 배경에 속하는 화소는 0의 값을 가지고, 물체에 속하는 화소, 본 논문에서의 벌브를 나타내는 화소는 1의 값을 갖는다. 일반적으로 이진영상은 임계치 T를 사용하여 얻을 수 있다고 했다. 특정 임계값을 찾기 위해서 보통은 히스토그램을 이용한다. 그림 1에서 히스토그램의 예를 보여준다.

히스토그램은 각 밝기값에 대해서 그 밝기값을 가지는 화소의 수를 표시한다. 히스토그램에서 가로축은 명암도를 나타내고, 세로축은 해당명암도의 화소수를 나타낸다.

본 논문에서 실험하고자 하는 영상에서 배경은 좀 어두운 값을 가질 것이며, 벌브는 밝은 값을 가질 것이라는 가정으로 배경과 벌브의 분리를 한다.

임계값 T를 선택하는 최선의 방법은 두 개의 모드 (bimodal)를 갖는 명암 히스토그램을 탐색하여 두 개의 마루를 분리하는 최소치를 찾는 것이다. 즉 배경이 하나의 마루를 형성하고 물체가 또 다른 마루주위의 값을 가질 수가 있으므로 이러한 두 개의 마루를 분리하는 골을 찾으면 그 값이 가장 적절한 배경과 물체를 분리하는 임계값이 될 것이다.

그림 1에서 히스토그램의 예를 보여주는데, 물체가 밝고 배경이 어둡다는 정보를 알게되면, 물체는 250 근처에 분포하고 배경은 0-40사이에 분포한다는 것을 알 수 있다. 그림 2에서는 실제 계기판 영상과 그 영상을

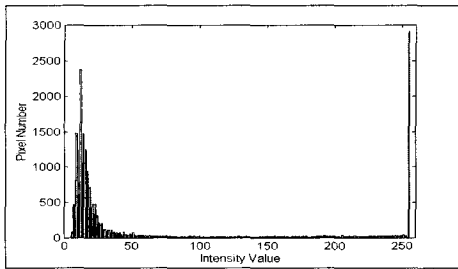
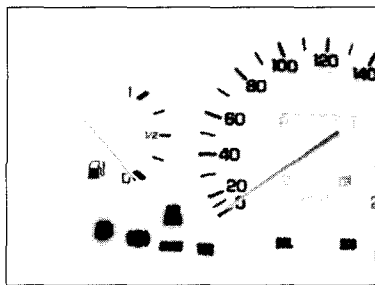
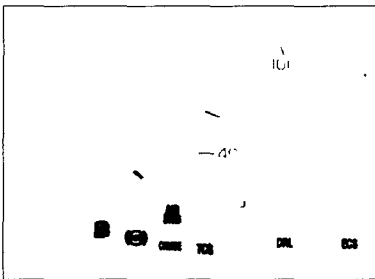


그림 1. 영상의 히스토그램 예
Fig. 1. The example of Histogram.



(a)



(b)

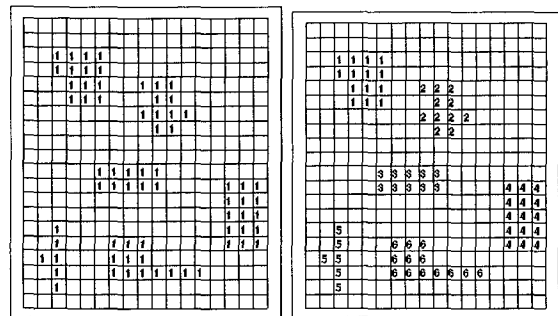
그림 2. 계기판 영상 (a) 그레이 영상. (b) 이진 영상.
Fig. 2. Dashboard image. (a) A gray image. (b) A binary image.

이진화한 영상을 도시한다.

2. 요소레이블링 알고리즘

요소 레이블링 알고리즘이란 영상에 있는 모든 연결된 요소들을 찾고, 각 요소에 레이블을 붙이는 것으로 계기판의 이진 영상에서 물체를 1로 표시를 했는데, 같은 1이라도 공간적으로 떨어져 있다면 같은 1도 서로 다른 물체를 표시한다. 이러한 분리되어있는 1들은 구분을 하고 인접한 1들은 같다는 것을 표시해주어야 한다. 이러한 작업이 레이블링이다. 계기판 영상에서의 각 요소들은 하나의 벌브이나 지시숫자의 표면을 나타낸다.

레이블링 문제는 이진 영상에서부터 시작하는 것이 보통이다. 그림 3에서 이러한 레이블링을 시험 영상을 통해 처리한 결과를 보여준다.



(a)

(b)

그림 3. 시험영상의 레이블링 (a) 이진영상(b) 이진 영상을 레이블링한 영상
Fig. 3. The labeling of test image. (a) A binary image. (b) A labelling image.

3. 분할된 물체 영상의 경계선 추출

다각형 근사점을 얻기 위해서는 경계선을 이용하기 때문에 경계선을 추출방법에 대해서 설명을 한다. 이진 영상에서는 간단한 방법으로 경계선을 추출할 수 있다. 이진영상에서 물체화소 중 배경과 인접한 화소가 경계선으로 된다. 식 (1)은 물체영역 중에 배경과 인접하는 화소를 얻는 수식으로 물체 이웃영역 중 물체와 다른 값을 가지는 화소가 경계로 된다.

$$E(x,y) = [B(x,y) \oplus B(x\pm 1,y)] \text{ OR } [B(x,y) \oplus B(x,y\pm 1)] \quad (1)$$

여기서 B(x,y)는 이진영상에서 x열 y행에서의 값을

나타내며, ⊕는 배타적 논리합을 나타낸다.

Ⅲ. 특징점 추출

물체 인식은 미지의 물체가 입력되었을 때 이 물체가 어떠한 물체인지 알아내는 것이다. 물체 인식을 하기 위해서는 인식하고자 하는 모든 물체에 대한 정보를 가지고 있어야 하는데, 정보를 수집하는 작업을 물체에 대한 모델 데이터베이스를 구축한다고 한다. 물체에 대한 정보를 수집할 때 물체에 대해서 어떠한 특징을 저장할지를 결정해야 한다.

이러한 물체에 대한 특징은 서로 다른 물체간에는 구별이 잘 되고, 같은 물체에 대해서는 물체가 회전이 되거나 물체의 크기가 변화하여도 그 물체에 대한 특징은 변함이 없어야 한다. 그러므로 각 모델에 대해서 어떠한 특징으로 비교를 해야하는지 결정하는 것이 물체인식과정에서 매우 중요하다.

이러한 특징은 물체인식 응용부분에 따라 다르다. 보통의 대부분 모델중심 물체인식에서 많이 이용하는 특징으로는 물체 다각형 근사점인데, 본 연구에서는 물체 다각형 근사점만으로는 인식이 잘되지 않는다. 왜냐하면 본 연구에서 사용되는 영상에서 모델들이 너무나 작기 때문에 다각형 근사점을 정확히 찾을 수 없고, 찾은 다각형 근사점은 모델 자체가 근사 모양이 비슷하므로 충분한 특징이 될 수가 없다. 본 연구에서 새롭게 제시하는 특징은 물체화소의 원분포비와 물체의 중심에서 경계선까지 거리의 최대최소비이다. 이런 특징들은 본 연구에서의 특징이 될 조건을 만족하고, 물체가 작을 때 유용하다. 그래서 본 논문에서는 물체 다각형 근사점과 물체화소의 원 분포비, 물체 중심에서 윤곽선까지의 거리의 최대최소비로 세 개의 특징을 이용하기로 한다.

1. 물체의 다각형 근사점

물체의 경계선을 이용하여 다각형 근사화 하는 방식에는 여러 가지가 있다. 그러나 근사화 방법에는 한계가 있다. 회전과 크기변화에 따라 근사화 되는 다각형의 꼭지점이 좀 달라질 수 있으며, 잡음이 첨가된 영상에 대해서는 다른 점을 찾을 수가 있다. 이러한 단점에도 불구하고 물체 다각형 근사화의 꼭지점을 이용하는 정합방식은 모델기반 패턴인식에서 많이 쓰이고 본 논문에서도 이용을 하기로 했다. 이러한 다각형 근사화의 꼭지점을 다른 말로는 Dominant point 혹은 Control

point라고 불린다.

그림 4에서 계기판에서의 벌브 중에 오일경고벌브 물체를 다각형으로 근사한 예를 보여준다. (a)는 다각형 근사점을 보이고, (b)에서 이 점을 이용하여 물체를 다각형으로 근사화한 그림을 보여준다.

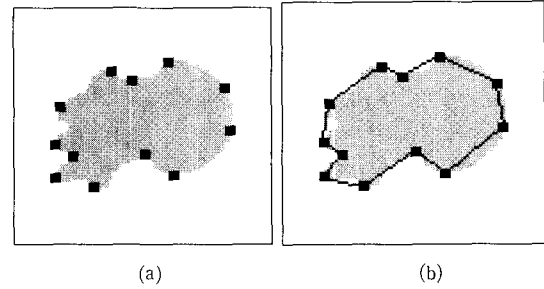


그림 4. (a) 물체의 다각형 근사점. (b) 다각형 근사화.
Fig. 4. (a) A polygonal approximation points. (b) A polygonal approximation.

물체의 다각형 근사점을 찾는 방식에는 여러 가지 방법이 있으나 본 논문에서는 분리와 결합의 방법을 사용했다. 이러한 방식은 물체의 윤곽선에서 초기포인트를 잡아 분리와 결합의 반복법을 통해 물체를 다각형으로 근사화 시키는 점을 찾는다. 그림 5에서 분리와 결합의 방법을 통해 다각형근사점을 찾은 결과를 보여준다.

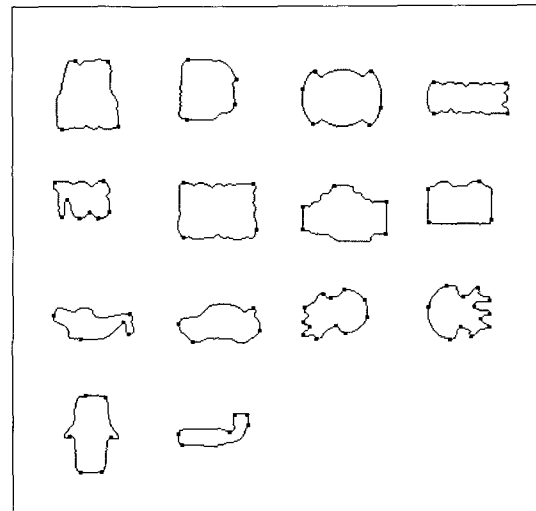


그림 5. 분리와 결합의 방법을 사용하여 찾은 다각형 근사점

Fig. 5. Dominant points obtained by using Split and Merge Algorithm.

2. 물체화소의 원 분포비

다각형 근사화 점의 특징만으로는 본 논문에서의 물체가 너무 작기 때문에 근사화 점을 정확하게 찾을 수가 없어 물체를 인식하기가 힘들기 때문에 다른 특징들이 필요하였다.

먼저 새로이 제안하는 특징중의 하나인 물체화소의 원분포 비를 설명하고자 한다. 이 특징 또한 물체의 이동, 회전, 크기변화에 따라 변함이 없는 값을 유지할 수 있어 특징으로 이용할 수 있다. 물체인식에서 물체화소의 원분포비를 제한할 수 있었던 기본적인 생각은 원은 회전에 변함이 없다는 특성을 이용하였다. 물체의 중심에서 윤곽선까지의 거리를 4등분하여 각 등분에 속하는 물체화소수의 비를 특징으로 택했기 때문에 물체의 크기가 변하여 간격 자체가 변하고 물체화소의 수가 변화하더라도 비값은 변함이 없어 물체인식의 특징으로 이용할 수 있다.

물체의 중심에서 경계선까지의 거리를 4등분하여 각 등분에 속하는 물체의 화소수를 전체 물체화소수로 나눈 값이 물체화소의 원분포비이다.

값을 구하는 방법은 먼저 중심에서 경계선까지의 거리 중 최대거리가 되는 거리를 가장 바깥 원으로 하고 그 거리를 4등분하여 각 4등분지점의 거리를 지름으로 하는 경계원이 물체화소들의 영역을 나눈다. 각 원에 포함이 되는 물체 화소수비가 특징이 된다. 적절한 명칭이 없어 본 논문에서는 물체화소의 원분포 화소비라고 하기로 한다. 물체에서 k 영역에 대한 원분포비값(Ck)을 구하는 방법은 식 (2)와 같다.

$$C_k = \frac{\sum_{pixel \in L_k} 1}{\sum_{pixel \in FullImage} 1} \quad (2)$$

$$MaxL \times \frac{k}{4} < L_k < MaxL \times \frac{k+1}{4}, \quad k=0,1,2,3$$

MaxL은 중심에서 윤곽선까지의 거리 중 최대거리이다.

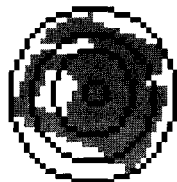


그림 6. 물체화소의 원 분포
Fig. 6. The circle distribution of object.

그림 6은 벌브 중에 오일경고벌브의 원분포에 대한 경계원을 보인다.

3. 중심에서의 물체 윤곽선까지 거리의 최대 최소비
본 논문에서 이용하는 다른 특징으로 물체의 중심에서 윤곽선까지 거리의 최대최소비를 제안한다. 중심에서 윤곽선까지의 최대거리와 최소거리는 물체마다 다르지만 그 비값은 같다. 그리고 같은 물체에 대해서는 크기가 변화하거나 회전이 되어도 같은 값을 가질 수 있어 특징으로 충분하다. 본 연구에서는 3개의 특징을 이용하기로 하고 마지막 특징으로 이 중심에서 경계선까지의 거리의 최대최소비를 하기로 한다.

IV. 정합 알고리즘

이 장에서는 앞 장에서 얻은 특징들을 이용하여 실제 모델데이터베이스를 구축하고, 임의의 시험모델패턴에 대해 어떻게 모델데이터베이스의 모델과 정합이 되는지에 대한 알고리즘에 대해 설명한다.

임의의 모델을 정합시킨다는 것은 임의의 시험모델이 모델데이터베이스에서 어떤 모델로 분류될 수 있는가를 판단하는 것이다. 즉, 정합알고리즘이란 것은 임의의 시험모델을 모델데이터베이스중에서 가장 가까운 모델에 속하도록 하는 기준을 정하는 것이다.

먼저 다각형 근사점을 이용한 두 물체의 다각형 근사점의 비유사도를 계산하여 최소의 값을 선택하는 방식을 설명하고, 다음에 다각형 근사점과 새롭게 제안한 두 개의 특징을 더하여 새로운 결정함수를 정의하여 정합시키는 방식을 설명할 것이다.

1. 다각형 근사점의 비유사도

다음은 두 물체 사이의 다각형 근사화 점의 비유사도를 계산하는 방법이다. 비유사도를 계산하기 전에 먼저 다각형 근사점을 평활화 한 후에 비유사도를 계산하도록 한다. 크기에 관계없이 일정한 값을 가지야 하는데 그 평활화는 물체의 중심에서 물체 윤곽선까지의 거리의 최대거리로 한다.

1.1. 정규화

물체인식에서 특징들은 물체의 크기변화, 방향에 대해 같은 성질을 가져야 하기 때문에 근사화 점도 먼저 평활화 시킨후에 비유사도를 계산해야 한다.

다각형 근사화 점은 물체의 중심(xc, yc)과 중심에서 윤곽선까지의 최대거리(η)로 평활화 될 수 있다. 물체

의 중심점은 식(3)에 의해서 구해 질수 있다.

$$\begin{aligned} x_c &= \frac{1}{N_b} \sum_{i \in O_b} x_i \\ y_c &= \frac{1}{N_b} \sum_{i \in O_b} y_i \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 집합 O_b 는 물체영역의 모든 화소 혹은 경계선의 화소가 될 수가 있다. 그리고 N_b 는 물체영역의 화소수 혹은 경계선 화소수가 된다. 경계선을 이용해서 구한 중심점은 물체전체의 화소를 이용한 중심점보다 잡음에 민감하기는 하지만 계산량을 줄일 수가 있다. 다각형 근사화 점을 $p_i(x_i, y_i)$ 라 두면, 평활화한 후의 근사화 점 $p'_i(x'_i, y'_i)$ 은 다음 식(4)와 같다.

$$\begin{aligned} x'_i &= (x_i - x_c) / \eta \\ y'_i &= (y_i - y_c) / \eta \end{aligned} \quad (4)$$

η 는 물체중심에서 윤곽선까지의 최대거리이다.

근사점을 이용하여 비유사도를 구하기 위해 근사점을 표현하여야 한다. 다각형 근사화 점은 네가지의 표현 특징이 있다. 이러한 특징 또한 크기변화와 회전에 대해 변하지 않는다. 먼저 근사화 점은 식 (5)와 같이 주기적으로 반복될 수 있다고 한다.

$$\begin{aligned} p'_i(x'_i, y'_i) \quad i=1, 2, \dots, n. \text{ 일 때,} \\ p'_{n+i} = p'_i \end{aligned} \quad (5)$$

근사화 점의 네가지 특징은

- 1) r_i : 극거리로 근사화 점 p'_i 와 물체 중심사이의 거리
- 2) θ_i : 극각으로 근사화 점 p'_i 와 물체 중심사이를 이은 선의 각
- 3) a_i : 꼭지각으로 두 선조각인 $\overline{p'_i p'_{i+1}}$ 와 $\overline{p'_i p'_{i-1}}$ 사이의 각
- 4) l_i : 현길이로 인접한 근사점 p'_i 와 p'_{i+1} 사이의 거리이다.

1.2. 다각형 근사화 점의 비유사도 계산

근사점이 m 개인 s 물체와 n 개의 t 물체사이의 다각형 근사점의 비유사도는 다음 식 (6)에 의해서 구해질 수 있다.

$$D(s, t) = D_m(s, t) + D_n(t, s)$$

$$D_m(s, t) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d^2(p'_i^s, E_t[p'_i^s]) \quad (6)$$

$$D_n(t, s) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d^2\left(\frac{-p'_i^t}{p'_i^t}, E_s\left[\frac{-p'_i^t}{p'_i^t}\right]\right)$$

$E_t[p]$ 와 $E_s[p]$ 는 p 점에 대해서 t 와 s 의 기대점이고 $d(p, q)$ 는 점 p 와 q 의 유클리드 거리이다.

식 (7)은 (x', y') 로 표시되는 $E_t[p_i^s]$ 를 구하는 수식이다.

$$\begin{aligned} x' &= \left(\frac{-x'_{j+1} - x'_j}{y'_{j+1} - y'_j}\right) \times \rho_i + \bar{x}_j \\ y' &= \left(\frac{-x'_{j+1} - x'_j}{y'_{j+1} - y'_j}\right) \times \rho_i + \bar{y}_j \\ \rho_i &= \left(\frac{-L_i^s - L'_j}{L'_j}\right) \left(\frac{L'_j}{L}\right) \\ \bar{L}_j \leq \bar{L}_i \leq \bar{L}_{j+1} \end{aligned} \quad (7)$$

위와 같은 방법으로 (x', y') 로 표시되는 $E_s[p_i^t]$ 를 구할 수 있을 것이다.

\bar{L}_i 는 상대길이로 시작점에서 i 점까지 현의 상대거리로 식 (8)과 같이 나타낸다.

$$\bar{L}_i = \sum_{j=1}^{i-1} \frac{l_j}{L}, \quad 0 \leq \bar{L}_i \leq 1 \quad (8)$$

L 은 모든 현 길이의 합이고 \bar{l}_j 는 앞에서 설명한 j 점에서의 현의 길이이다.

\bar{p}'_i 는 두 물체사이의 근사점을 비교할 때 필요한 초기점을 일치시켜 회전된 좌표이다. 비유사도를 계산하기 전에 이와 같이 초기점을 일치시켜야 하는데,^[14] 한 점 일치에 대한 일치는 부정확하기 때문에 본 논문에서는 초기점을 일치시켜 놓지 않고, 모든 점에 대해서 초기점을 가정하고 비유사도를 구하여 최소의 비유사도를 나타낼 때의 위치를 초기점으로 하고 그때의 값을 비유사도로 한다.

식 (9)는 두 초기점의 각도차이를 표시하고, 식 (10)은 초기점의 각도 차가 $\Delta\theta$ 일 때 초기점을 일치시키는 방식으로 모든 점을 $\Delta\theta$ 만큼의 각도로 회전시키는 식이다.

$$\Delta\theta = \theta_i^s - \theta_i^t \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \overline{x}_i^t &= x_i^t \cos(\Delta\theta) - y_i^t \sin(\Delta\theta) \\ \overline{y}_i^t &= x_i^t \sin(\Delta\theta) + y_i^t \cos(\Delta\theta) \end{aligned} \quad (10)$$

2. 제안한 결정함수

기존의 다각형 근사점을 이용한 비유사도에 제안한 특징 2개를 결합하여 패턴을 분류하기 위한 새로운 결정함수를 정의한다.

결정함수에 대한 수식은 다음 식 (11)과 같다. 근호안의 첫 번째항은 다각형 근사점의 비유사도를 나타내고, 두 번째항은 물체의 원분포비의 차이를 나타내고, 3 번째항은 길이비의 차이를 나타낸다.

$$i = \arg \min_j \left\{ \sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N d^2(p_k, E_j^i[p_k]) + \frac{1}{N^i} \sum_{k=1}^{N^i} d^2(p_k^i, E_j[p_k^i]) \right)^2 + \left(\sum_{h=0}^3 |C_h - C_h^i| \right)^2 + \left(|RoFL - RoFL^i| \right)^2} \right\} \quad (11)$$

위의 식(11)에 의해 모든 j와 i에 대해 최소의 값을 가지는 i가 입력된 시험패턴이 속하게 되는 모델이 된다.

V. 실험 및 결과

본 논문에서 제시한 패턴인식을 위한 새로운 특징들에 의해서 인식율이 기존의 모델 기반 패턴인식에 많이 이용되는 다각형 근사화 점을 이용한 인식율보다 얼마나 나아지는지를 실험을 통해 알아보려고 한다.

본 논문은 차량의 계기판에 대한 벌브 인식을 위한 연구이기 때문에 실험용 영상은 실제 차량의 계기판 영상을 이용한다. 실험용 영상은 벌브의 구별을 쉽게 하기 위해 암실에서 얻도록 한다.

정합율을 알아보기위해 각 영상에서 물체만을 얻어 번호를 붙인 영상이 그림 7이다. (a)는 데이터베이스를 만들기 위한 영상이고, (b)는 회전을 시킨 영상, (c)는 카메라를 가까이 하여 물체를 크게한 영상이다.

각 실험 영상에 대해 각각의 결과표를 제시하는데 표 (a)는 다각형 근사점만을 이용한 정합알고리즘을 사용하여 비유사도를 계산한 결과이고, 표 (b)는 제안한 결정함수에서 모든 j에 대해 최소의 값을 가지는 각 i

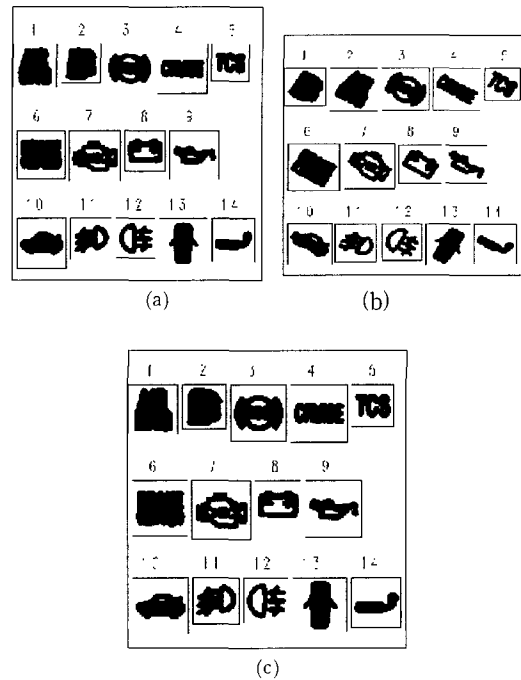


그림 7. 실험 영상 (a) 데이터베이스 영상 (b) 회전 영상 (c) 확대 영상

Fig. 7. A test image. (a) Database Image (b) Rotation Image (c) Zoon-in Image.

표 1. 물체를 회전시킨 영상에 대한 결과 데이터 (a) 다각형 근사점 이용 (b) 새로운 결정함수 이용

Table 1. Result Data of Rotated Image. (a) Polygonal Approximation Points. (b) New Decision Function.

		Model Pattern Index													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Test Pattern Index	1	0.066	0.073	0.036	0.169	0.099	0.022	0.081	0.056	0.196	0.182	0.083	0.131	0.101	0.343
	2	0.046	0.067	0.051	0.248	0.089	0.045	0.111	0.132	0.210	0.217	0.115	0.115	0.126	0.449
	3	0.041	0.108	0.046	0.118	0.096	0.012	0.070	0.026	0.154	0.125	0.104	0.120	0.080	0.412
	4	0.153	0.252	0.154	0.031	0.126	0.199	0.096	0.081	0.082	0.047	0.079	0.207	0.082	0.291
	5	0.296	0.242	0.189	0.201	0.079	0.150	0.154	0.125	0.168	0.168	0.126	0.170	0.176	0.233
	6	0.033	0.096	0.044	0.130	0.096	0.015	0.032	0.023	0.154	0.135	0.102	0.107	0.088	0.460
	7	0.131	0.091	0.057	0.310	0.106	0.083	0.028	0.156	0.307	0.280	0.108	0.158	0.048	0.565
	8	0.066	0.102	0.072	0.069	0.070	0.038	0.034	0.001	0.104	0.076	0.066	0.119	0.051	0.291
	9	0.186	0.233	0.192	0.067	0.175	0.221	0.102	0.125	0.037	0.036	0.115	0.196	0.078	0.138
	10	0.167	0.177	0.140	0.044	0.138	0.191	0.064	0.111	0.044	0.020	0.056	0.195	0.064	0.126
	11	0.133	0.110	0.085	0.101	0.059	0.093	0.058	0.087	0.078	0.085	0.024	0.137	0.090	0.253
	12	0.100	0.153	0.153	0.232	0.141	0.138	0.179	0.157	0.246	0.253	0.155	0.156	0.198	0.341
	13	0.160	0.126	0.097	0.064	0.107	0.114	0.061	0.044	0.120	0.104	0.073	0.147	0.064	0.202
	14	0.280	0.273	0.224	0.097	0.214	0.283	0.146	0.205	0.122	0.088	0.126	0.238	0.119	0.090

(a)

		Model Pattern Index													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Test Pattern Index	1	0.007	0.162	0.238	0.414	0.232	0.073	0.088	0.185	0.549	0.397	0.263	0.340	0.231	0.581
	2	0.103	0.104	0.211	0.528	0.307	0.164	0.150	0.288	0.640	0.496	0.367	0.370	0.317	0.705
	3	0.237	0.181	0.028	0.551	0.440	0.255	0.249	0.300	0.754	0.591	0.469	0.272	0.406	0.778
	4	0.425	0.546	0.566	0.030	0.339	0.391	0.409	0.400	0.197	0.162	0.233	0.450	0.209	0.169
	5	0.227	0.422	0.452	0.369	0.024	0.255	0.289	0.265	0.405	0.342	0.194	0.462	0.269	0.482
	6	0.082	0.212	0.254	0.333	0.199	0.024	0.122	0.109	0.491	0.332	0.224	0.296	0.161	0.615
	7	0.149	0.184	0.250	0.503	0.277	0.146	0.038	0.272	0.613	0.464	0.278	0.334	0.226	0.739
	8	0.219	0.287	0.297	0.402	0.341	0.206	0.208	0.046	0.610	0.473	0.316	0.318	0.307	0.545
	9	0.569	0.704	0.757	0.228	0.413	0.546	0.548	0.509	0.047	0.216	0.333	0.625	0.367	0.288
	10	0.413	0.532	0.591	0.175	0.230	0.393	0.386	0.462	0.192	0.030	0.205	0.493	0.210	0.305
	11	0.296	0.405	0.449	0.174	0.212	0.234	0.271	0.296	0.299	0.185	0.095	0.347	0.145	0.348
	12	0.429	0.438	0.342	0.447	0.529	0.388	0.452	0.445	0.636	0.558	0.492	0.182	0.413	0.575
	13	0.276	0.353	0.408	0.171	0.215	0.201	0.234	0.282	0.342	0.190	0.173	0.318	0.068	0.371
	14	0.584	0.667	0.697	0.226	0.510	0.525	0.525	0.508	0.264	0.335	0.332	0.532	0.374	0.696

(b)

의 근호안의 값을 보여준다. 표 I에서 회전영상에 대한 다각형 근사점만을 이용한 정합 알고리즘은 총 14개의 모델중 7개만을 정합하였으나 제안한 새로운 결정함수를 이용할 때는 총 14개의 모델중 13개를 정합하였다. 확대영상의 경우에도 표 II의 결과에서 보면 다각형 근사점만을 이용시 정합개수는 9개이지만 제안 알고리즘은 13개의 정합개수를 보이고 있다. 표 I, II에서의 결과와 같이 제안 알고리즘이 기존 다각형 근사점만을 이용할 때보다 회전영상과 확대영상의 두 경우 모두 성능이 우수함을 확인할 수 있다.

표 2. 물체를 확대시킨 영상에 대한 결과 데이터 (a) 다각형 근사점 이용 (b) 새로운 결정함수 이용

Table 2. Result Data of Large Image. (a) Polygonal Approximation Points. (b) New Decision Function.

		Model Pattern Index													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Test Pattern Index	1	0.006	0.076	0.065	0.119	0.116	0.057	0.077	0.051	0.142	0.132	0.113	0.120	0.084	0.402
	2	0.071	0.007	0.085	0.243	0.123	0.090	0.111	0.158	0.191	0.202	0.105	0.109	0.123	0.410
	3	0.058	0.089	0.003	0.159	0.091	0.025	0.073	0.090	0.155	0.178	0.090	0.154	0.095	0.389
	4	0.107	0.179	0.119	0.027	0.142	0.135	0.034	0.030	0.041	0.019	0.079	0.168	0.038	0.137
	5	0.214	0.239	0.200	0.205	0.033	0.297	0.184	0.184	0.185	0.187	0.083	0.150	0.191	0.172
	6	0.084	0.116	0.030	0.137	0.082	0.006	0.059	0.029	0.163	0.159	0.073	0.140	0.105	0.297
	7	0.153	0.100	0.063	0.348	0.147	0.107	0.002	0.169	0.364	0.327	0.114	0.177	0.044	0.633
	8	0.064	0.099	0.044	0.174	0.047	0.032	0.099	0.096	0.091	0.172	0.035	0.165	0.128	0.355
	9	0.269	0.340	0.322	0.087	0.318	0.405	0.169	0.218	0.040	0.071	0.174	0.214	0.140	0.141
	10	0.217	0.164	0.147	0.442	0.203	0.197	0.045	0.250	0.432	0.375	0.104	0.140	0.039	0.720
	11	0.115	0.098	0.089	0.131	0.045	0.086	0.084	0.109	0.072	0.115	0.000	0.138	0.108	0.298
	12	0.126	0.165	0.211	0.284	0.136	0.182	0.192	0.273	0.292	0.152	0.011	0.232	0.306	0.306
	13	0.084	0.100	0.094	0.041	0.098	0.101	0.028	0.049	0.061	0.053	0.093	0.101	0.031	0.216
	14	0.281	0.254	0.221	0.068	0.184	0.248	0.112	0.135	0.075	0.066	0.080	0.222	0.094	0.064

(a)

		Model Pattern Index													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Test Pattern Index	1	0.012	0.147	0.227	0.399	0.249	0.090	0.089	0.189	0.546	0.385	0.286	0.330	0.224	0.624
	2	0.114	0.134	0.252	0.528	0.301	0.177	0.151	0.304	0.617	0.453	0.347	0.388	0.319	0.697
	3	0.241	0.167	0.006	0.561	0.437	0.254	0.251	0.309	0.753	0.602	0.467	0.292	0.407	0.752
	4	0.421	0.528	0.566	0.047	0.350	0.383	0.410	0.397	0.182	0.161	0.235	0.437	0.210	0.215
	5	0.306	0.413	0.451	0.370	0.064	0.231	0.301	0.315	0.413	0.258	0.170	0.448	0.274	0.458
	6	0.112	0.224	0.254	0.337	0.188	0.024	0.106	0.168	0.483	0.342	0.211	0.315	0.173	0.504
	7	0.171	0.189	0.246	0.531	0.393	0.165	0.038	0.289	0.650	0.500	0.286	0.360	0.239	0.796
	8	0.207	0.280	0.289	0.431	0.331	0.190	0.231	0.163	0.605	0.494	0.310	0.345	0.329	0.593
	9	0.600	0.745	0.798	0.235	0.493	0.642	0.563	0.624	0.656	0.225	0.360	0.629	0.383	0.300
	10	0.444	0.538	0.602	0.481	0.271	0.404	0.393	0.523	0.473	0.376	0.221	0.486	0.214	0.776
	11	0.304	0.424	0.471	0.246	0.168	0.252	0.290	0.319	0.308	0.196	0.025	0.422	0.206	0.396
	12	0.380	0.396	0.346	0.459	0.478	0.257	0.404	0.411	0.628	0.629	0.435	0.007	0.376	0.633
	13	0.239	0.345	0.410	0.171	0.205	0.196	0.230	0.298	0.329	0.168	0.188	0.304	0.260	0.385
	14	0.559	0.641	0.668	0.202	0.476	0.486	0.493	0.468	0.238	0.305	0.294	0.509	0.243	0.766

(b)

VI. 결 론

본 논문에서는 차량계기판의 자동검사를 위해 계기판에서의 벌브를 인식하기 위해 필요한 물체의 특징을 새롭게 제안했다. 이러한 새로이 제안된 특징 중 물체 화소의 원본포는 인식하고자 하는 물체크기가 작고 모양이 비슷한 영상에서 기존의 다각형 근사점을 이용한 정합방식보다 인식율은 훨씬 좋아 작은 물체에 대한 특징으로 이용하기에는 좋은 특징이 될 수가 있었다.

그리고 인식하려는 물체가 문자로 복잡한 형태를 취한 물체에서 다각형 근사점은 찾기가 어렵지만 물체화소의 원본포는 어떠한 물체이든지 그 값을 구할 수가 있다. 이러한 이유로 기존의 모델 기반 정합에 이용되는 다각형 근사점만을 이용한 정합방식은 본 연구에서 사용한 계기판 영상에서의 벌브인식에 적용하기는 어려웠다. 물체의 크기가 클 때는 근사점을 이용한 정합이 효율적으로 좋았으나, 비슷한 모양으로 글자모양이 있는 물체에서는 이러한 다각형 근사점을 이용한 정합은 인식율이 상당히 낮았다. 다각형 근사점은 또한 정확히 찾아진다는 보장도 없고, 물체가 비슷한 모양을 취했을 때는 인식이 잘 되지 않는 단점을 가지고 있으나, 본 논문에서 제안한 특징을 첨가 이용한 정합에서는 그러한 단점을 보정시켜줄 수 있었다. 새롭게 제안한 특징들을 접합한 정합알고리즘으로 계기판에서의 벌브 인식에는 인식율이 상당히 높아졌다. 향후 과제로 제안 알고리즘의 다양한 모델 영상에서의 테스트와 더불어 인식율을 향상시키기 위한 방법의 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] Morton Nadler and Eric P. Smith, Pattern Recognition Engineering, John Wiley & Sons. Inc. pp. 1~32, 1993.

[2] N. Ansari and E. Delp, "Detecting dominant point," Pattern Recognition, Vol. 24, pp. 441~451, 1990.

[3] C. H. The and R. T. Chin, "On the detection of dominant points on digital curve," IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Int. Vol. 12, pp. 1072~1079, 1989.

[4] M. W. Koch and Rangasami L. Kashyap, "Using Polygons to recognize and locate partially occluded objects," IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Int. Vol. 9, No. 4, pp. 483~494, 1987.

[5] J. L. Turney, T. N. Mudge and R. A. Volz, "Recognizing partially occluded patrs," IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Int. Vol. 7, No. 4, pp. 410~421, 1985.

[6] S. Chaudhury, A. Acharyya and Subramanian, "Recognition of occluded obects with heuristic

- search," Pattern Recognition, Vol. 23, No. 6, pp. 617~635, 1990.
- [7] M. H. Han and D. Jang, "The use of maximum curvature points for the recognition of partially occluded objects," Pattern Recognition, Vol. 23, pp. 21~33, 1990.
- [8] P. W. M. Tsang, P. C. Yuen and F. K. Lam, "Recognition of occluded objects," Pattern Recognition, Vol. 25, pp. 1107~1117, 1992.
- [9] P. W. M. Tsang, P. C. Yuen and F. K. Lam, "Classification of partially occluded objects using 3-point matching and distance transformation," Pattern Recognition, Vol. 27, No. 1, pp. 27~40, 1994.
- [10] Liang-Kai Huang and Mao-Jiun J. Wang, "Efficient shape matching through model-based shape recognition," Pattern Recognition, Vol. 29, No. 2, pp. 207~215, 1996.
- [11] 대우정밀(주), 차량 계기판 검사 자동화를 위한 비전 시스템 개발, 1997
- [12] J. T. Tou and R. C. Gonzalez, Pattern Recognition Principles, Addison-Wesley Publishing Company, pp. 75~83, 1974.
- [13] Milan Sonka, Vaclav Hlavac and Roger Boyle, Image Processing, Analysis and Machine Vision, Chapman & Hall Computing pp. 112~191, 1993.
- [14] M. H. Han, D. J. Jang and J. Foster, "Inspection of 2-D objects using pattern matching method," Pattern Recognition, Vol. 22, pp. 567~575, 1989.

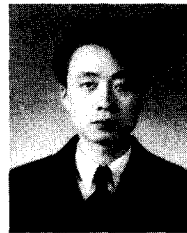
저 자 소 개



李 哲 憲(正會員)

1989년 : 부산대학교 전자공학과(공학사). 1991년 : 부산대학교 전자공학과(공학석사). 1991년~1998년 : 대우정밀 기술연구소 선임연구원. 2000년 : 부산대학교 전자공학과(공학박사). 2001년~현재 : 부산정보

대학 전기전자계열 전임강사. <관심분야 : 컴퓨터비전, 영상신호처리, 패턴인식>



金 孝 成(正會員)

1998년 : 동서대학교 전자공학과(공학사). 2000년 : 부산대학교 전자공학과(공학석사). 2000년~현재 : 부산대학교 전자공학과 박사과정. <관심분야 : 3차원 복구, 패턴인식등>

薛 盛 旭(正會員) 第37卷 CI編 第1號 參照

현재 : 부산대학교 전자공학과 박사과정 재학중