

동적계획법을 이용한 자동화 공정에서의 제품 ID 마크 자동분할 알고리즘 개발

Development of an Image Segmentation Algorithm using Dynamic Programming for Object ID Marks in Automation Process

강 동 중*, 유 동 훈, 안 인 모, 김 민 성
(Dong-Joong Kang, Dong-Hun Yu, In-Mo Ahn, and Min-Sung Kim)

Abstract : This paper presents a method to segment object ID(identification) marks on poor quality images under uncontrolled lighting conditions of automated inspection process. The method is based on dynamic programming using multiple templates and normalized gray-level correlation (NGC) method. If the lighting condition is not good and hence, we can not control the image quality, target image to be inspected presents poor quality ID marks and it is not easy to identify and recognize the ID characters. Conventional several methods to segment the interesting ID mark regions fail on the bad quality images. In this paper, we propose a multiple template method, which uses combinational relation of multiple templates from model templates to match several characters of the inspection images. To increase the computation speed to segment the ID mark regions, we introduce the dynamic programming based algorithm. Experimental results using images from real factory automation(FA) environment are presented.

Keywords : multiple template, NGC, dynamic programming, segmentation, OCR, image inspection

I. 서론

산업구조가 고도화 되면서 생산라인에서 전통적으로 사람이 직접 수행하던 검사나 불량품 판별 등에 대한 자동 검사 요구가 점차 증가하고 있다. 일반적인 공정환경에서 다양하게 적용할 수 있는 비전 검사 시스템의 개발을 위해서는 안정적인 동작을 보장하면서도 고속 패턴 정합을 수행하는 알고리즘의 개발이 필요하다. 영상분할(image segmentation)은 주어진 영상에서 의미 있는 영역을 분리해 내는 과정으로 컴퓨터 비전에 있어 필수적이면서도 매우 중요한 단계로 취급된다. 지금까지 많은 영상 분할 방법에 관한 연구가 계속되고 있으며 실제 영상에서 다양한 응용에 대한 많은 연구가 속행되고 있는 추세이다[1-5].

컴퓨터를 이용하여 영상을 분할하는 방법으로는 크게 영역기반 분할, 경계기반 분할, 그리고 히스토그램(histogram)을 이용한 분할방법이 있다[1-4]. 영역기반 분할은 값이 비슷한 화소들을 하나의 영역으로 묶어 동질성이 보장되는 영역을 기반으로 영상을 분할하는 방법이고, 경계기반 방법은 화소 값이 급격하게 변하는 경계성분을 이용하여 영역의 연결성이 보장되는 영역을 기반으로 영상을 분할하는 방법이다. 영역기반 분할의 대표적인 방법으로는 분할법(split-and-merge) [2]이 있는데, 영상을 일정 단위로 나눈 다음, 이웃 화소와의 유사성을 비교하여 동일한 영역으로 판단되면 합하고 서로 다른 성질이면 분리하는 과정을 반복하여 영상을 분할하는 방법이다. 이러한 방법은 비교적 정확한 영상분할의 결과를

얻을 수 있지만 수행시간이 길다는 단점이 있다.

경계기반 분할로는 경계선 추적에 의한 방법이 있다[3]. 입력 영상에서 각 화소의 기울기 값 및 방향 정보를 이용하여 물체의 경계선을 순차적으로 따라가는 방법으로 영상을 경계선과 그 경계선으로 둘러싸인 영역으로 나눈다. 경계기반 분할은 분할된 영상을 별도의 처리 없이 경계선과 그 경계선 내부 성분으로 나누는 것이 가능하다. 이 방법은 입력영상에 잡음이 있는 경우에는 오경계(false edge)를 따라갈 수 있으므로 별도의 전처리 과정이 필요하다. 히스토그램을 이용한 방법[4]은 영상내의 그레이(gray) 값들의 분포가 단순한 경우에 주로 사용된다. 이 방법은 입력 영상으로부터 그레이 값들의 히스토그램을 구하여 가장 높은 빈도를 갖는 두 개의 그레이 값으로 영상 전체를 양자화함으로써 영상분할을 용이하게 한다. 따라서 이 방법은 히스토그램의 분포가 배경과 객체에 해당하는 두 개의 그레이 값에 집중되어 있는 경우(bimodal histogram)에 좋은 분할 효과를 얻는다. 특히 자동화공정에서 검사영역의 분할에 사용되는 알고리즘은 크게 히스토그램 누적법(histogram projection)과 하프변환(Hough transformation)법 등이 존재한다. 이러한 기존의 대부분의 알고리즘의 경우, 가시화 정도가 좋은 선명한 영상에서는 비교적 좋은 결과를 나타내나, 조명제어가 힘든 열악한 환경에서는 검사영역의 분리가 문제가 된다. 잡영에 의해 검사영역의 분할을 위한 영상 밝기의 분포 특징이 잘 형성되지 않기 때문에 이러한 어려움이 나타난다.

본 논문에서는 가시화 불량 상태에서의 검사영상에 대해 인식할 문자영역을 자동으로 분할하는 것을 목표로 삼는다. 검사영역의 분할은 인식을 위한 전처리(preprocessing) 과정이며 이 과정의 성공적 수행이 전체 인식과정의 성패를 좌우하게 된다. 가시화 불량상태에서는 문자영역부를 추출하기 위한 어떠한 특징치도 일관성 있게 검출되지 않으므로 기존의

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2003. 7. 5., 채택확정 : 2004. 3. 9.

강동중, 유동훈 : 동명정보대학교 메카트로닉스공학과

(djkkang@tit.ac.kr / oxta8on@hotmail.com)

김민성 : 동명정보대학교 정보통신공학과(imahn@masan-c.ac.kr)

안인모 : 마산대학 전기컴퓨터공학과(mskim@tit.ac.kr)

* 이 논문은 과학재단의 해외 Post-Doc. 연수지원에 의해 연구되었음.

히스토그램법이나 이치화법 등의 적용이 어려워진다. 따라서, 템플릿 정합을 이용하여 검사할 문자부를 분리할 수 있으나 이 방법 또한 가시화 불량상태에 의한 오정합의 빈발로 직접적 적용이 불가능하다. 따라서, 본 논문에서는 ID 마크 영역 검출에 템플릿 정합법을 적용함에 있어, 보통 ID부는 연속된 몇 개의 마크가 동시에 존재함에 착안하여 다중 템플릿 기법을 제안하고 이 문제를 탐색에 의한 최적화문제로 정의함으로써 문자영역을 신뢰성 있게 자동으로 추출하는 새로운 방법을 제안한다.

II. 패턴 정합 알고리즘

전통적으로 비전 시스템들은 관심 있는 패턴들을 검사영상에서 찾기 위해 정규화 상관법(normalized correlation)을 사용해왔다. 기준 패턴(reference pattern)에 상대적인 비교대상으로 입력되는 검사할 영상에 대해 탐색(searching)과 정합(matching)을 수행하는 이 기술은 많은 분야에서 일반적인 검사 알고리즘으로 사용되는 넓은 응용성을 가지고 있다. 신뢰성과 안정성을 기반으로 다양한 분야에서 사용되고 있으며, 농담 정규화 상관(Normalized Gray-scale Correlation: NGC)에 기반하는 방법이 주로 채택되어 FA 산업이나 유관 연구분야에서 사용되어 왔다. NGC는 미리 정해진 모델 패턴을 검사할 영상내부에서 찾아 위치를 발견하는 것으로, 모델 패턴은 영상의 모든 가능한 위치로 이동 되면서 서로 겹쳐진 검사 영상의 값들에 대해 서로 대응되는 픽셀의 값을 곱하고 이 값들을 저장한다. 보통의 영상은 밝기에 대한 변이(intensity variations)가 존재하므로 밝기값의 평균크기 성분이 상쇄되도록 정규화 시킨 정합법이 농담 정규화 상관법이다[5-7].

1. 농담 정규화 상관법(NGC)

NGC는 중첩법 또는 패턴 매칭법으로 불리며 인식 장치 속에 마크나 패턴의 종류(category)에 따라 각각을 대표하는 패턴을 기억해두고, 인식하고자 하는 미지 패턴이 각각의 표준패턴과 일치하는 정도를 일정한 기준으로 비교하는 방법이다.

그림 1에서 X는 검사 영상 내 미지의 문자이다. A,B,...,Z는 표준패턴을 나타낸다. C₁,C₂,...,C_n는 미지패턴이 속할 카테고리이며, S₁,S₂,...,S_n 검사문자와 각 표준 패턴의 일치도를 나타낸다. 이 방법은 인식에 영상 유사도를 이용하지만, 특히 여러 가지 품질의 패턴을 인식할 때의 인식 정밀도의 좋고 나쁨은 전처리나 획득 영상의 내용에 의존하게 된다. 본 논문에서 사용할 NGC의 기본 형태는 다음과 같다.

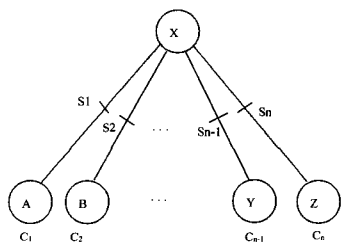


그림 1. 패턴 정합법의 구성.
Fig. 1. Schematics of pattern matching.

$$s^l(P) = \frac{(Q^l, P)}{\|Q^l\| \cdot \|P\|},$$

$$l = 1, 2, \dots, L$$

$$S^1(P) \geq S^2(P) \geq \dots \geq S^L(P)$$

(1)에서 Q^l은 l 번째 기준 템플릿 모델 영상의 밝기값을, P는 검사 영상의 픽셀 밝기값을 각각 나타낸다. 식(1)은 매칭을 수행할 표준 패턴과 입력 영상의 밝기를 정규화 시킨 유사도식으로 (2)와 같은 두 패턴의 내적(inner product)을 이용한다.

$$(Q^l, P) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N Q^l_{i,j} \cdot P_{i,j}$$

인식 규칙은 미지 패턴과 L개의 표준 패턴 (L개의 카테고리에 대응) 각각과의 유사도를 계산한 후, 이것을 크기 순으로 나열하여 원칙적으로 유사도가 최대인 표준패턴을 인식 결과로 한다. 그림 2는 농담 정규화 정합법을 이용한 문자 패턴의 비교 과정이다. 검사할 영상은 “3”을 가지고 있으며 0~9까지의 템플릿이 반복 적용되면서 (1)을 이용하여 영상 유사도를 검사한다.

NGC는 밝기의 선형 변화에는 불변이나 패턴의 회전, 크기 변화, 투영변화, 밝기의 비선형 변화 등에는 영향을 받는다. 검사할 영상의 모든 영역에서 전체적으로 밝기 값이 증가되었을 경우, 검사 영상과 템플릿 영상의 평균 밝기 값을 구성 화소에서 빼고 밝기에 대해 정규화시켜 비교한다면 전체적인 조명의 밝기가 높아지거나 낮아진다고 하여도 패턴의 비교가 가능할 것이다. NGC 계수치를 계산하기 위한 식은 다음과 같이 주어진다.

여기서 $a(i, j) = g(i, j) - \bar{m}$, $b(i, j) = t(i, j) - \bar{t}$ 이다.

$$C = \frac{a \cdot b}{|a| \cdot |b|} = \frac{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N a(i, j)b(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N a(i, j)^2 \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N b(i, j)^2}}$$

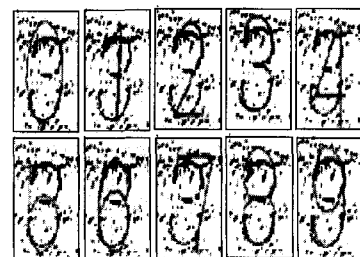


그림 2. 패턴의 비교 과정.
Fig. 2. Pattern matching process.

g와 t는 비교할 두 영상으로 입력영상 내부에서 취한 임의의 비교영역 부분과 템플릿 영상을 가리킨다. ij는 수직 및 수평 방향으로의 인덱스로 픽셀 좌표이다. $a(i, j)$ 는 입력영상에서 취한 비교부에서 밝기평균 \bar{m} 을 빼버린 밝기값을 나타내며 $b(i, j)$ 는 템플릿 영상에서 평균 밝기 \bar{t} 를 뺀 밝기값을 나타낸다. 템플릿의 크기는 $M \times N$ 이다.

NGC의 또 다른 표현으로는 (4)와 같은 형태가 있다. 이식에서 N은 모델영상의 픽셀의 수이다. 첨자는 생략하였으며, I는 영상 픽셀의 밝기값, M은 모델 픽셀의 밝기 값을 가리킨다.

$$C = \frac{N \sum IM - (\sum I) \sum M}{\sqrt{[N \sum I^2 - (\sum I)^2][N \sum M^2 - (\sum M)^2]}} \quad (4)$$

이 수식은 계산량이 큰 (3)을 변형하여 탐색 시간을 줄이기 위한 수식으로 이 식을 이용하면 템플릿에 관련된 부분은 미리 탐색루프에 들어가기 전에 계산해 놓는 것이 가능하다. 수식 (4)에서 탐색과정동안 재계산이 필요한 부분은 $\sum I$, $\sum I^2$, $\sum IM$ 부분 뿐이므로 나머지 수식부분은 미리 계산해 놓고 결과값만 이용한다면 전체 수식의 계산량을 크게 줄일 수 있게 된다.

실제 검사 시, 음수의 계수치는 관심의 대상이 아니므로 배제 시킨다. 수식에 들어 있는 제곱근 연산은 계산량을 증가시키므로 이 값을 배제 하기 위해 C값을 제공해 줄 수 있다. 따라서 최종적인 정합의 계수치는 다음과 같은 형태가 된다.

$$Score = [\max(C, 0)]^2 \quad (5)$$

III. 다중 템플릿을 이용한 자동 분할 알고리즘

기존 OCR(optical character recognition) 알고리즘에서 필수적으로 선행되는 전처리 작업 중 하나는 검사영상 내의 문자부와 배경부의 분리이다. 하지만 가시화가 불완전한 열화 이미지 상에서는 이와 같은 전처리 작업의 적용은 어려워진다. 그림 3은 예의 하나로 브라운관의 CRT 유리 패널(Glass panel) 상에 음각으로 새겨진 문자들을 보여준다. 빛을 투과하는 유리와 같은 재질의 성격상, 패널에서의 마크 형상 가시화는 상당히 어려운 부분이며 검사환경이나 조명 조건의 변화에 따라 민감하게 변화하여 검사 시스템의 성능에 영향을 주게 된다.

이러한 예에서 볼 수 있는 것처럼 FA 환경에서 나타나는 문자 ID 마크 인식의 경우 영상의 열화로 인해 기존의 영역 분할이나 경계추적, 기타 이진화 등에 의한 문자와 배경부의 분리가 어렵게 된다.

1. 다중 템플릿(Multiple templates)

먼저 분할을 위한 이치화 적용이 어려운 영상에서는 문자 부만 추출하기는 어렵다고 가정한다. 이치화를 수행하더라도 문자부만의 영역을 배경과 분리해 추출하는 것이 어렵기 때문이다. 대신 패턴 정합 시 사용할 문자들로 구성된 템플릿

을 구성한다. 검사 이미지 내의 모든 문자들은 이렇게 구성된 템플릿 카테고리에 속하게 되므로 적어도 정합 될 각 패턴은 이 카테고리 내의 하나의 문자가 된다고 가정한다. 이 템플릿을 이용하여 검사 영상 내부에 문자를 탐색하게 된다면 각각의 분리된 템플릿을 사용하여 따로따로 문자영역을 인식하거나 추출하게 되는 것이 된다. 이러한 방식의 문제점은 열화 영상에서 정합의 신뢰성 저하이다. 즉, 정합의 실패는 분할의 실패로 이어지고 이것은 인식과정에서 전처리의 실패로 인한 인식의 실패로 나타난다. 이러한 문제점 해결을 위해 본 논문에서는 검사 영상 내의 미지의 문자 영역을 자동으로 분할하는 그림 4와 같은 다중 템플릿(multiple templates)을 제안한다.

그림 4는 다중 템플릿의 개념도를 보여주고 있다. 다중 템플릿의 설계 시 제한 조건은 다음과 같다.

- 1) 각 템플릿 모델의 세로(높이) 크기는 동일하게 정규화(normalize) 한다.
- 2) 검사 이미지 내의 미지의 문자는 템플릿에 상대적인 회전변화가 없다.
- 3) 검사 이미지 내의 미지의 문자는 템플릿에 상대적인 크기변화가 없다.

위의 조건을 만족하기 위해 본 논문의 구현에서는 각 문자 템플릿 모델의 MBR(minimum boundary rectangle)을 이용하여 템플릿 크기를 정규화 한 후 정규화 된 영상을 이용해 정합을 실시하였다. 미리 구성된 모델 영상 M개를 이용하여 NGC 정합을 위한 다중 템플릿의 연속 체인을 구성한다. 연결되는 템플릿 연속 체인의 수는 분리할 검사마크의 개수와 동일하다. 그림 4는 이러한 연속 체인중의 인접 두 체인을 보여준다. 연속으로 이어진 템플릿은 상호간의 사이에 스프링이 달려있어 두 템플릿 사이의 거리가 평균값에 상대적으로 커지거나 작아지면 스프링의 탄성력을 받게 된다.

먼저 i번째 위치에서 모델 템플릿에 의한 NGC 정합의 결과는 i점의 수평 인접위치에서의 탐색을 통해 M개가 발생



그림 3. 열화 이미지의 예.
Fig. 3. Example of poor quality images.

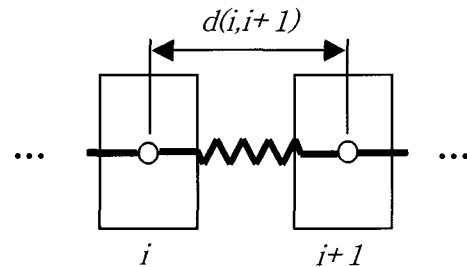


그림 4. 다중 템플릿의 구성.
Fig. 4. Schematics of multiple templates.

하게 된다. 또한 $i+1$ 번째 위치에서 템플릿 정합의 결과는 $i+1$ 번째 수평 인접 위치에서 M 개가 발생한다. 템플릿 사이의 거리는 부분적으로 변화 가능하므로 인접한 두 템플릿이 발생시키는 거리의 조합은 모두 M^2 개가 된다. 만일 사용할 연속 체인의 개수가 N 개 라면 가능한 조합의 합은 M^{N-1} 개가 된다. 이러한 다중 조합에서 하나의 최적 조합을 발견하는 것은 최적화 문제(optimization problem)를 정의하게 된다[8].

2. 동적계획법에 의한 탐색

최적화 탐색문제를 해석하는 방법은 여러 가지가 있으나 본 논문에서는 동적계획법(dynamic programming: DP)을 사용한다. 동적계획법은 상향식(bottom-up) 탐색 방법의 하나로 전체 문제의 최적해를 결정함에 있어 큰 문제를 작은 문제로 나눈 후, 작은 문제를 먼저 해결하고 그 결과를 저장하여 차 단계에서 재계산 없이 이전단계의 결과를 이용하여 탐색의 효율성을 얻는 방법이다[8].

이 방법은 Amini와 Kang이 물체의 경계영역 추출을 위해 Snake알고리즘을 주어진 문제에 맞추도록 변형하여 적용한 예가 있다[9][10]. 또한 Kang은 DP의 상향식 최적화 기법을 선화(image lines) 기반의 3차원 물체인식문제에 적용하여 대응점문제를 해결하였다[11].

그림 5는 동적 계획법을 열화문자 분할 문제에 적용하기 위한 개념도를 보여 주고 있다. 미리 구성된 모델 영상 M 개를 이용하여 NGC의 정합을 다중 템플릿의 연속 체인 중, i 번째 위치에서 수평 방향으로 인접한 위치에 대해 수행한다고 하면 각 모델 템플릿에 의한 NGC 정합의 결과는 i 점의 인접 위치에서 M 개가 발생하게 된다. 이 M 개의 점을 그림 5에 표시한 것처럼 i 단계에서 M 개의 탐색 노드로 표현하였다. 마찬가지로 $i+1$ 단계에서도 i 단계와 동일한 인접 탐색을 수행한다.

이러한 노드는 수평 방향으로의 인접 탐색에서 가장 높은 NGC값을 가지고 정합된 후보 문자 중의 하나가 될 것이다. 각 노드는 제각기 다른 수평방향의 위치를 가지고 있으므로 i 단계와 $i+1$ 단계에서의 노드 연결은 인접한 두 템플릿과 템플릿 사이의 수평 거리를 나타내게 된다. 문자사이의 수평거리의 평균값은 미리 정해져 있다고 보면 그림 5에 표시된 두 인접 노드 사이의 연결선은 수평거리 평균값에 비해 상대적

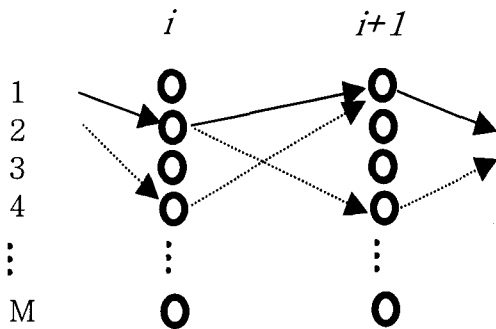


그림 5. 동적 계획법에 의한 문자 분할 알고리즘.
Fig. 5. Character segmentation algorithm by dynamic programming based search.

인 차이를 발생시키게 되고 이것은 변위 차이에 의한 탄성력(elastic force)인 snake에너지의 내력 에너지(internal energy) E_{int}^i 을 발생시키게 된다.

$$E_{int}^i = \frac{1}{2} \alpha \cdot (d(v_i, v_{i-1}) - \bar{d})^2 \tag{6}$$

$$E_{ext}^i = \frac{1}{2} \beta \cdot Corr(v_{i-1}) \tag{7}$$

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^N E_{DP} = \sum_{i=1}^N (E_{int}^i + E_{ext}^i) \tag{8}$$

(6)의 v_i 가 다중 템플릿 체인 노드 중 i 번째 노드에서 발생한 최적 매칭 좌표라 하면 $d(v_i, v_{i-1})$ 는 i 및 $i-1$ 번째 단계에서 인접하는 두 템플릿의 매칭 위치가 발생시키는 거리 값으로 평균 거리 값 \bar{d} 와의 차이 값이 내력을 발생시키게 된다. (6)과 (7)에서 α, β 기호는 가중치를 나타내는 계수치로 실험적으로 값을 결정한다. 두 인접 템플릿 사이의 거리가 평균 거리 값에 가깝다면 내력은 0에 근접할 것이다. 두 템플릿 사이의 거리가 지나치게 커지거나 작아지면 설계된 다중 템플릿 노드의 연결강도가 스프링이 눌리거나 당겨진 것처럼 내력을 증가시킬 것이다. (7)의 Snake 모델의 외력 에너지(external energy) E_{ext}^i 는 정합된 NGC의 계수치 값의 크기가 될 것이다. (7)은 v_{i-1} 단계에서 인접 수평거리 내에서 각 모델 템플릿이 가장 높은 NGC 값을 주는 위치에서의 계수치 값을 의미하며 영상 데이터가 대응 노드점이 나타내는 수평위치로 템플릿을 당겨주는 역할을 하므로 외력이라 부른다. 본 논문에서는 DP 알고리즘의 역추적(back-tracing) 기법을 이용하여 연속된 다중 템플릿 조합 중 각 체인 노드의 E_{snake} 의 값이 최소가 되는 노드를 탐색한다. 순환 재귀(recursive iteration)에 의한 DP 에너지의 일반화된 식은 아래의 (9), (10)처럼 정의된다. E_{DP} 는 (6)과 (7)의 합으로 다중 체인 노드 중 전 단계의 노드와 현 노드 간의 획득한 snake 에너지의 관계를 기술한 함수가 된다.

$$S(n, m) = \min_k \{S(n-1, k) + E_{DP}(v_{n,m}, v_{n-1,k})\} \tag{9}$$

$$B(n, m) = \min(k) \tag{10}$$

(9)의 $v_{n,m}$ 은 n 번째 단계에서의 1~ M 노드 중 m 번째 노드를 가리키며, (10)의 $B(n, m)$ 은 DP Energy 조합의 역 추적을 위한 연결 요소(linked-list)로서 구축된 템플릿 모델 m ($m=1, \dots, M$) 가운데 최소 E_{snake} 값을 가지는 인덱스 k ($k=1, \dots, M$)를 저장하게 된다. (9)의 $S(n, m)$ 은 연속된 다중 연결 템플릿 체인 인덱스 n ($n=2, \dots, N$) 에 대한 DP 에너지의 산출에 대한 순환적 형식의 일반화 된 식이다. 여기서 모든 m 에 대하여 $S(1, m)=0$ 으로 초기화 되고 최소값을 가지는 최적 해는 아래 식에 의해 획득 되어 진다.

$$\min_v E_{DP}(v_1, \dots, v_N) = \min_{v_N} S(N, m). \quad (11)$$

따라서 주어진 문제는 두 인접 템플릿 사이의 거리를 평균 거리에 가깝도록 유지하면서 각 템플릿이 높은 NGC값을 가지고 후보영역에 정합되는 위치를 발견하는 문제로 귀결된다.

이러한 문제는 그래프 탐색(graph search) 문제의 일종이고 주어진 그래프는 연속된 단계(enumerated graph chain)의 반복형으로 각 단계를 통과하는 최적의 경로를 찾는 문제로 귀결된다. 주어진 문제는 상향 누적식 접근법으로부터 단계적 최적화를 이용하는 최적의 원칙(principle of optimality)[8]이 성립되므로 다양한 풀이 기법 중에서 동적 계획법을 적용하여 탐색하는 것이 가능하다.

IV. 실험 결과 및 고찰

제안된 검사영역 자동 분할 알고리즘의 효율성을 검토할 수 있도록 가시화 제어가 어려운 대표적 예인 유리 판넬 위에 레이저로 표면을 녹여 새겨진 문자 영상과 반도체 공정에서 획득한 웨이퍼(wafer) 이미지 대해서 실험을 수행하였다. 레이저 마크의 경우 레이저에 의해 각인된 거친 면이 문자를 이루며 유리 판넬의 측면부에 새겨져 있다. 레이저에 의해 표면을 거칠게 만들어 놓았기 때문에 조명의 난반사로 인해 문자부가 밝게 가시화 되는 특징을 가지고 있다. 투명 유리상에 존재하기 때문에 빛의 투과로 인해 옅은 가시화가 이루어진다.

그림 6(a)는 CRT판넬유리에 새겨진 레이저 마크 영상의 한 예를 나타내고 있다. 유리재질의 투명한 성질로 문자부만의 선명한 가시화가 쉽지 않다. 그림 6(b)의 반도체 웨이퍼(IC wafer) 영상 내부에는 문자부 외에 문자의 배경에 다른 배타적 요소를 내포하고 있어 문자 마크의 분리가 어렵게 된다.

그림 7은 미리 구축한 CRT 마크인식을 위한 템플릿 모델들의 예이다. 정규화된 템플릿 모델이 전면 레이저 마크의 패턴 매칭 시 사용되어 진다.

그림 8(a)는 수평과 수직 방향의 밝기 히스토그램의 누적을 보여준다. 열화(degraded)된 영상 특징으로 문자와 문자 사

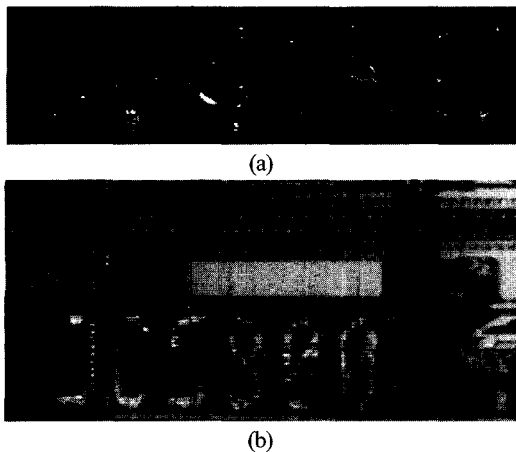


그림 6. CRT상의 레이저 마크와 wafer표면 마크이미지.
Fig. 6. Laser marking images on CRT and IC wafer surface.



(a) 검사영상 샘플에서 가공된 마크 템플릿



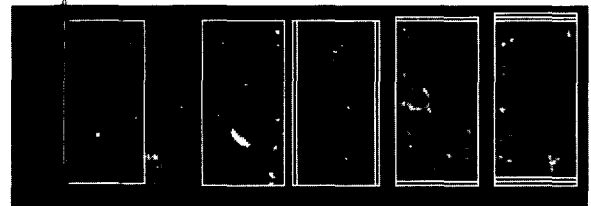
(b) MBR을 구해 높이값을 정규화한 영상

그림 7. 이치화된 템플릿 모델 영상.

Fig. 7. Template model images after binarization.



(a) 검사 영상의 히스토그램 누적 프로파일



(b) 단일 템플릿을 이용한 문자 분할의 예

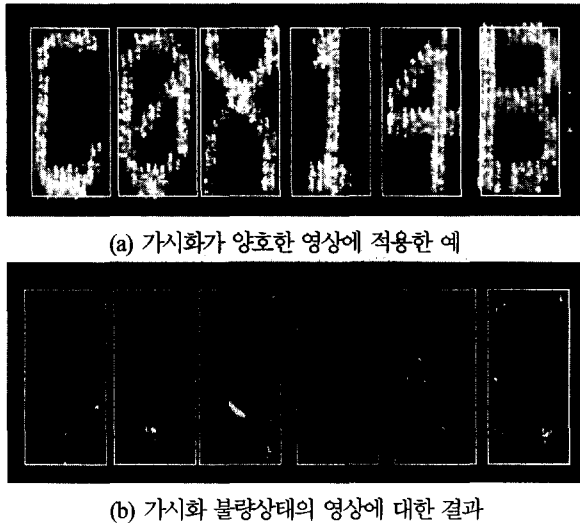
그림 8. 기존 방법들의 분할 결과.

Fig. 8. Segmentation results for the conventional methods.

이를 분리하는 누적 히스토그램 특징이 거의 나타나지 않는다. 이러한 특징은 기존의 영역 분할 방법 뿐만 아니라 하프변환 방법이나 히스토그램 투영법 등이 열화된 문자마크 분리에는 적용되기 어렵다는 것을 보여준다. 그림 8(b)는 미리 구축된 각각의 모델 템플릿으로 정합을 통해 문자부의 분리를 시도한 결과를 보여준다. 단일 템플릿을 이용하여 검사 영상 내의 미지의 문자들을 패턴 분할한 경우 검사 영상 내의 잡영과 문자부의 소실로 인해 신뢰성 있는 분할이 이루어지지 않는다. 그림 8(b)의 예는 기존의 상용화된 머신비전 시스템[12]의 주요 접근법으로 이러한 방법들은 가시화 불량상태의 마크 인식에는 적용이 쉽지 않다는 것을 보여준다.

그림 9(a)는 비교적 가시화가 좋은 상태에서 다중 템플릿과 동적 계획법을 적용하여 문자 마크를 분할한 결과를 보여준다. 그림 9(b)는 열화 문자에 대하여 제안된 방법을 적용하여 문자 마크를 분할한 결과이다.

두 경우 모두 성공적인 문자 분할이 달성 되었다. 열화 이미지는 가시화가 불완전하고 많은 잡영을 내포하고 있기 때



(a) 가시화가 양호한 영상에 적용한 예

(b) 가시화 불량상태의 영상에 대한 결과

그림 9. 제안된 방법에 의한 탐색결과.

Fig. 9. Segmentation results for the proposed method.

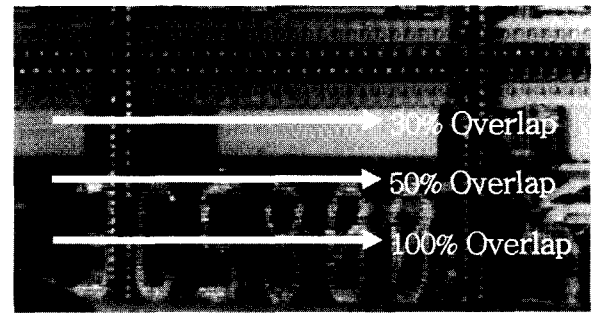
문에 종래의 일반적인 방법으로는 일관적인 검사 영역 분할이 어려웠다.

그림 10은 웨이퍼 이미지에 동적 계획법을 적용한 결과이다. 그림 10(a)는 다중 템플릿 체인을 이용한 문자 분할 시, 화살표로 나타낸 것처럼 영상내의 수직 위치에 따른 기준 패턴의 겹침도와 Snake Energy의 관계를 보여주기 위한 그림이다. 그림 10(b)에서처럼 겹침도가 클수록 Snake Energy가 작아지며, 최적 매칭은 Energy 값이 최소인 부분에서 일어나게 된다. 즉, 다중 템플릿이 문자부가 존재하는 영역을 스캔하여 지나갈 때 Snake 에너지 값이 가장 크게 떨어지게 된다.

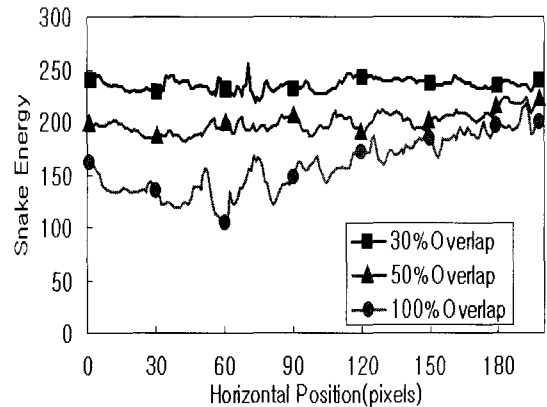
그림 11에서 보여진 바와 같이 본 논문에서 제안된 방법을 적용하여 기존의 상용시스템으로 정확한 분할이 어려운 가시화 불량 VIN 영상에서도 문자마크부의 성공적 분리가 가능하였다.

제안된 방법을 실제 시스템에 적용시켜 검증하기 위해 그림 12와 같은 시스템을 구성하였다. 일반 연구실 환경 하에서 FA용 CCD카메라 Teli-1345 및 Matrox Meteor2-MC4 프레임 그레버(Frame grabber)를 사용하여 영상을 획득하고 제안된 방법을 적용하였다. 그림에서 볼 수 있는 것처럼 다중 템플릿 각각의 체인 노드에 대한 정보로부터 최적의 문자부를 계산하고 분리된 문자부를 화면에 출력하고 있다. 일단, 문자부가 분리된다면 신경회로망 등의 분류기를 이용하여 인식을 수행한다. 인식을 위해 이치화를 적용하거나 특징을 추출하는 후처리 단계로 진행하는 것이 가능하다. 수행시간은 Pentium-III 1.5Ghz에서 대략 1초이내에 문자분리와 인식을 수행하였다.

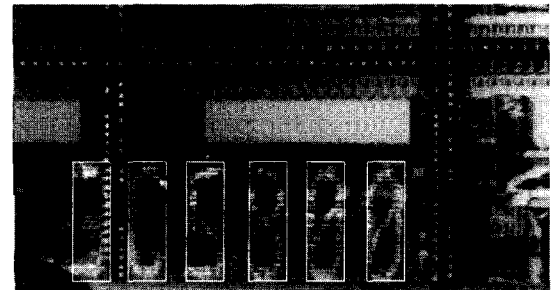
몇 가지 추가적인 예를 통하여 기존의 OCR 관련 알고리즘의 적용이 어려운 열화 영상들에서도 제안된 방법이 검사 영상 내 문자를 정확하게 분할한 결과를 나타내었고 동적 계획법의 적용을 통해 비교적 고속의 처리속도로 마크의 성공적 분할을 달성함을 확인하였다.



(a) 탐색 시, 다중 템플릿을 검사마크에 겹치는 정도에 따른 에너지 값의 변화를 계산함



(b) 겹침도에 따른 E_{DP} 값의 변화



(c) 분할 결과

그림 10. 탐색영역에 따른 에너지값의 비교 분석.

Fig. 10. Comparison of energy values according to change of search position.

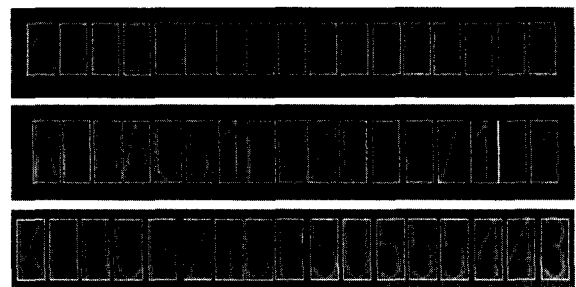


그림 11. 동적 계획법에 의한 차대마크 시편에 대한 분할 결과.

Fig. 11. Segmentation results for VIN images.

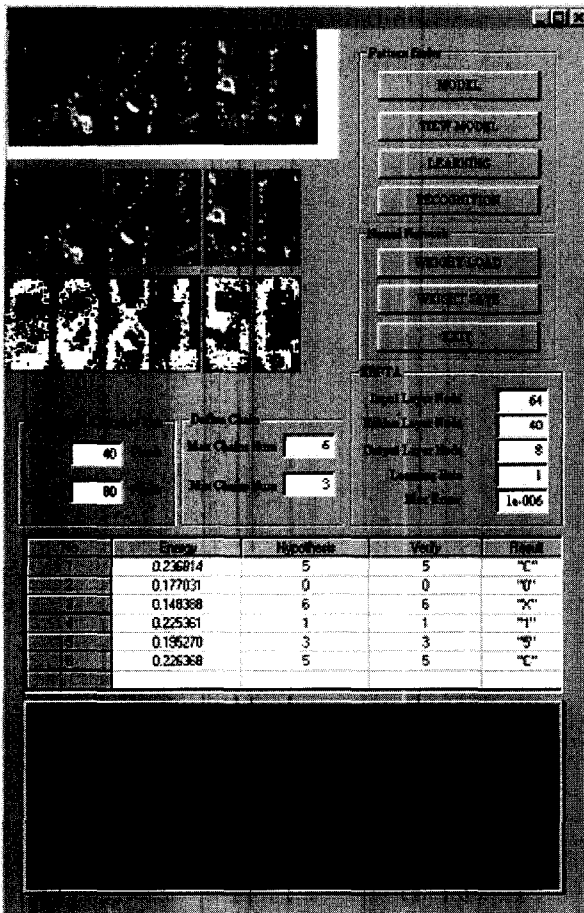


그림 12. 실시간 ID 마크 분할 및 인식 시스템.
Fig. 12. Real time ID segmentation and recognition system.

V. 결론

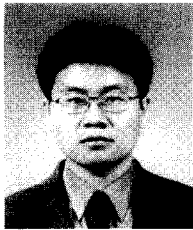
본 논문은 자동화 공정에서 획득된 열화 영상 내의 문자 마크 분할 문제점을 개선하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법의 중요 아이디어는 가시화 불량 상태에서 개개의 ID 마크는 문자부의 특성을 완전하게 나타내지 않지만 일련의 라인에 이러한 문자부의 특성이 반복하여 연속적으로 나타난다면 문자부일 가능성이 높아진다는 가정에 기반하고 있다. 최적해를 풀이하는 여러가지 기법 중 동적 계획법을 이용하여 열화영상에서의 문자부 분리문제에 적용하였다. 기존의 일반적인 방법으로는 문자부의 분할이 쉽지 않은 가시화 불량 영상에서 자동 분할을 위해 다중 템플릿을 이용하여 패턴 정합을 수행하였으며, 템플릿을 상호 연결하여 템플릿 세트를 구성하고 각각의 템플릿 모델의 정합 계수치와 연속된 템플릿 배치위치의 평가값 합이 최대가 되는 세트를 획득

하여 문자부와 배경부의 분리가 어려운 영상에서 검사영역을 분할하는 다중 템플릿을 설계 하였다.

주어진 문제를 최적화문제로 정의하였으며 동적 계획법 기반 탐색을 통해 신뢰성 있는 분할 결과를 얻을 수 있었다. 실제적용 예로써, 제안된 방법을 가시화가 열악한 유리 판넬 위에 레이저로 표면을 녹여 마킹된 시편에 대해 실험하여본 결과, 효과적으로 문자를 배경으로부터 분할할 수 있음을 확인할 수 있었다.

참고문헌

- [1] R. Haralick and L. Shapiro, "Survey: Image segmentation technique," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 29, pp. 100-132, 1985.
- [2] S. Horowitz and T. Pavlidis, "Picture segmentation by a tree traversal algorithm," *J. CM*, vol. 23, pp. 368-388, 1976.
- [3] S. M. Lee, "Low rate video coding using 3-D segmentation with two change detection masks," *ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11 MPEG93/941*, 1993.
- [4] C. K. Chow and T. Kaneko, "Boundary detection of radiographic images by a thresholding method," *Frontiers of Pattern Recognition*, Academic Press, New York, 1972.
- [5] A. Rosenfeld and A. C. Kak, "Digital picture processing," Academic Press, New York, 1976.
- [6] S. Manickam, S. D. Roth, T. Bushman, "Intelligent and Optimal Normalized Correlation for High-Speed Pattern Matching," *Datacube Technical Paper*, Datacube Incorporation, 2000.
- [7] 강동중, 노태정, "고속 검사자동화를 위한 에지 기반 점 상관 알고리즘의 개발," 제어 · 자동화 · 시스템공학 학회 논문집, 9권 8호, pp. 640-646, 2003.
- [8] R.E. Neapolitan and K. Naimipour, "Foundations of algorithms using C++ pseudocode," *Jones and Barlett Publishing*, 1988.
- [9] A. Amini, T. E. Weymouth, R.C. Jain, "Using dynamic programming for solving variational problems in vision," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, 1991.
- [10] D. J. Kang, "A fast and stable algorithm for medical images," *Pattern Recognition Letters*, vol. 20, pp. 507-512, 1999.
- [11] D. J. Kang, J. E. Ha, and I. S. Kweon, "Fast Object Recognition using Dynamic Programming from Combination of Salient Line Groups," *Pattern Recognition*, vol. 36, pp.79-90, 2003.
- [12] Matrox Image Library, User Guide, Matrox Inc, Version 7, pp.241-260, 2002.



강 동 중

1988년 부산대학교 정밀공학과 졸업. 1990년 KAIST 기계공학과 공학석사. 1998년 KAIST 자동화 및 설계공학과 공학박사. 1990년~1992년 현대전자 산전 연구소 주임연구원. 1997년~1999년 삼성 종합기술원 신호처리연구실 책임연구원. 2000년~현재 동명정보대학교 메카트로닉스공학과 조교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 지능형 메카트로닉스, VR시스템개발.



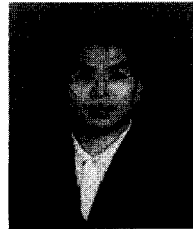
유 동 훈

1997년 동명정보대학교 로봇시스템공학과 입학. 2004년 동명정보대학교 로봇시스템공학과 졸업. 2003년 삼성전자 소프트웨어멤버쉽 회원. 2004년~현재 삼성전자 연구원. 2003년~현재 삼성전자 근무. 관심분야: 머신비전, 영상처리.



안 인 모

1981년 동아대학교 전기공학과 졸업. 1983년 동아대학교 전기공학과 공학석사. 1992년~1994년 KAIST 자동화 및 설계공학과 박사과정수료, 2003년 단국대학교 전기공학과 공학박사. 1984년~1990년 삼성전자, LG전자 연구원. 1990년~1994년 한국생산기술연구원 책임연구원. 1994년~현재 마산대학 전기컴퓨터공학과 교수. 관심분야는 로봇비전, PLC제어, 반도체물류 자동화.



김 민 성

1987년 동아대학교 금속공학과 졸업. 1993년 Waseda대 이공학부 석사. 1997년 동경공업대학 광디바이스 박사. 1993년~1999년 동경일렉트론, 현대전자, 삼성전자 연구원, 책임연구원. 2000년~현재 동명정보대학교 정보통신공학과 조교수. 관심분야: 광조명, 광학, 광통신.