

# 반도체 웨이퍼 ID 인식을 위한 다중템플릿형 영상분할 알고리즘 개발

論 文

55P-4-3

## Development of a Multi-template type Image Segmentation Algorithm for the Recognition of Semiconductor Wafer ID

安仁模<sup>†</sup>  
( In-Mo Ahn )

**Abstract** - This paper presents a method to segment semiconductor wafer ID on poor quality images. The method is based on multiple templates and normalized gray-level correlation (NGC) method. If the lighting condition is not so good and hence, we can not control the image quality, target image to be inspected presents poor quality ID and it is not easy to identify and then recognize the ID characters. Conventional several method to segment the interesting ID regions fails 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 find out the optimal solution of multiple template model in ID regions, we introduce newly-developed snake algorithm. Experimental results using images from real FA environment are presented.

**Key Words** : Multiple Template, NGC, Dynamic Programming, Segmentation, OCR, Image Inspection, Wafer ID

### 1. 서 론

반도체 웨이퍼 상에 새겨진 제품번호를 인식하는 것은 매우 중요하다. 웨이퍼(Wafer) ID(Identification Number)를 표시하여 공정 중 필요한 때에 이를 자동으로 인식함으로써 제품을 분류하고, 공정상의 위치를 확인하며, 효과적으로 공정관리를 하기 위한 중요한 정보를 제공하여 이를 통해 보다 넓은 범위의 생산자동화를 이룰 수 있다.

그런데 이러한 문자나 마크는 조명의 상태, 각인의 품질, 주변 환경의 변화 등에 의해서 영상의 가시화 상태가 좋지 않은 경우가 많다. 또한 빛의 반사 및 배경 패턴 때문에 종래의 OCR(Optical Character Reader) 알고리즘을 이용해서는 인식률을 증대시키기 어려운 경우가 많다.

지금까지 많은 OCR 기술들이 개발되어 왔지만 이들의 대부분은 주로 종이위에 쓰인 깨끗한 문서 영상을 대상으로 한 인식 알고리즘이므로 이들을 이용하여 공장과 같은 열악 환경에서 생산 공정 중 제품에 표기된 문자나 마크를 인식하는 것은 어려운 일이다. 우선적으로 조명을 최적으로 하여 입력 영상의 질을 높이는 방법을 강구하여야 하겠지만, 인식률을 올릴 수 있는 새로운 알고리즘의 개발이 필요하다.

본 논문은 기존의 방법으로는 영상 분할이 전혀 불가능한 극단적인 가시화 불량 영상을 대상으로 분할 가능성이 있다는 하나의 방법을 제시하기 위한 것이다. 그러한 영상 중에

서 웨이퍼에 새겨진 ID를 택하였다. 즉 기존의 방법으로는 영역 분할이 불가능한 영상을 구하기 위하여 웨이퍼 ID 영상 중 가시화 상태가 좋지 않은 영상을 골랐으며 심지어는 인위적으로 질을 나쁘게 하기 위하여 조작한 영상을 대상으로 하고 있다.

웨이퍼는 한개 단위로 공정관리가 이루어지므로 웨이퍼 ID는 고속 고인식률로 독취 해야 한다. 웨이퍼 Die의 표면 위에 새겨진 번호는 육안으로는 식별이 불가능하다. 마이크 로렌즈 등으로 광학계를 구성하여 확대된 영상을 취득하여도 배경 패턴에 의해 영상의 가시화 상태가 매우 나쁜 경우가 많다. 그림 1에 두 가지 경우의 웨이퍼 영상 예를 나타낸다.

현재 인식에 사용되는 웨이퍼 ID는 그림 1의 (a)와 같은 형태가 대부분이다. 그림을 관찰해 보면 ID가 새겨진 부분에는 Die를 두지 않고 있다. 이것은 ID 인식률을 올리기 위한 하나의 방편으로 이 경우는 배경이 깨끗하여 영상 분할이 잘 이루어지고 인식도 잘 되고 있다. 그러나 ID 인식을 위해 웨이퍼를 낭비하고 있음을 알 수 있고 제조 공정에서는 이 부분에 정확히 인식을 하여 인식해야 하는 부담을 안고 있다. 그림 1(b)는 문자 부분만 확대한 그림으로서 본 논문에서 관심을 가지는 영상이다. Die 위에 직접 ID를 인쇄하여 배경 패턴이 복잡하고 영상의 질이 떨어지는 경우이다.

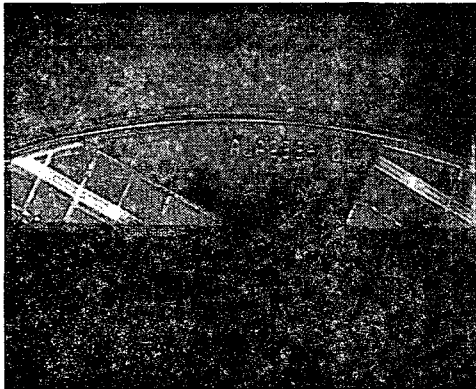
반도체 공정 중에서 일어나는 문제의 20%가 이러한 ID 인식으로부터 기인한다고 할 정도로 매우 중요하며 인식률 증대는 반도체 웨이퍼 생산 업체들의 큰 관심사로 되어 있기 때문에 많은 연구가 이루어지고 있다[1]. 일본에서는 NEC의 지원으로 OCR에 대한 연구와 개발이 많이 이루어졌으며 [1,2], 그 외에도 OCR에 대한 연구는 상용시스템 기술 개발을 통해 OCR 폰트(Font) 뿐만 아니라 수기(手記)에 대한 인식에서도 많은 진전을 보이고 있다.

본 연구에서 인식대상으로 설정한 웨이퍼 ID 인식에 대한

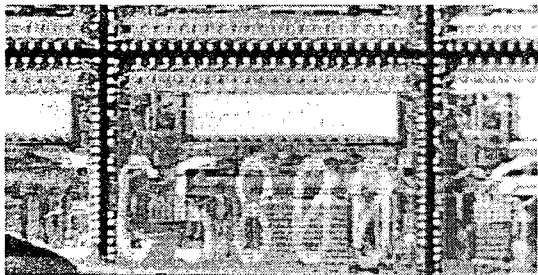
<sup>†</sup> 교신저자, 正會員:馬山大學 컴퓨터電氣工學部 教授・工博  
E-mail : imahn@masan.ac.kr  
接受日字 : 2006년 7월 21일  
最終完了 : 2006년 8월 29일

연구로는 일본 齊藤文彦의 문자영역 탐색과 일반화 허프 변환(Hough Transformation)에 의한 반도체 웨이퍼 식별번호 인식 등[3,4]이 있으며, 조합 허프 변환을 이용한 웨이퍼 칩(Wafer Chip) ID인식[4]에서는 여덟 개의 식별번호를 대상으로 98%의 인식률, 2초 이내의 인식시간을 나타내고 있다. 그러나 실제로 실험을 한 대상 화면을 나타낸 그림은 배경 패턴이 없는 매우 양호한 영상을 가진 웨이퍼 영상을 대상으로 하였음을 보여주고 있다. 즉 그림 1(a)의 경우와 유사한 상태이다.

Eiko Suzuki 등은 식별이 용이하도록 웨이퍼 ID를 V형 노치(Notch)에 표기한 웨이퍼의 ID 인식을 시도하였다[5]. OCR 기능이 있는 반도체 웨이퍼 조정에 대한 연구도 있었는데[6], 여기서도 ID를 표기한 부분에 다른 배경 패턴이 없는 경우로서, 가시화 상태가 비교적 양호한 것을 대상으로 하고 있어 쉽게 이치화가 가능한 상태로 확인되었다.



(a) 깨끗한 면에 인쇄된 영상  
(a) Image printed on clean surface



(b) Die위에 인쇄된 영상  
(b) Image printed on die

그림 1 웨이퍼 ID 영상  
Fig. 1 Images of Wafer ID

컴퓨터를 이용하여 영상을 분할하는 방법으로는 크게 영역기반 분할, 경계기반 분할 그리고 히스토그램을 이용한 분할방법이 있다[7,8]. 영역기반 분할은 값이 비슷한 화소들을 하나의 영역으로 묶어 동질성이 보장되는 영역을 기반으로 영상을 분할하는 방법이고, 경계기반 방법은 화소값이 급격하게 변하는 경계성분을 이용하여 영역의 연결성이 보장되는 영역을 기반으로 영상을 분할하는 방법이다.

영역기반 분할의 대표적인 방법으로는 분할법(Split-and-Merge)

[8]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[9]. 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 입력 영상에 잡음이 있는 경우에는 오경계(False Edge)를 따라갈 수 있으므로 별도의 전처리 과정이 필요하다.

히스토그램을 이용한 방법[10]은 영상내의 밝기 값들의 분포가 단순한 경우에 주로 사용된다. 이 방법은 입력 영상으로부터 밝기 값들의 히스토그램을 구하여 가장 높은 빈도를 갖는 두 개의 밝기 값으로 영상 전체를 양자화 함으로써 영상분할을 용이하게 한다. 따라서 이 방법은 히스토그램의 분포가 배경과 객체에 해당하는 두 개의 밝기 값에 집중되어 있는 경우(Bimodal Histogram)에 좋은 분할 효과를 얻는다. 특히 자동화 공정에서 검사영역의 분할에 사용되는 알고리즘은 크게 히스토그램 누적법과 허프변환법 등이 있다.

이러한 대부분의 기존 알고리즘의 경우, 가시화 정도가 좋은 선명한 영상에서는 비교적 좋은 결과를 나타내지만, 조명제어가 힘든 열악한 환경에서는 검사영역의 분리가 문제가 된다. 잡영(雜影)에 의해 검사영역의 분할을 위한 영상 밝기의 분포 특징이 잘 형성되지 않기 때문에 이러한 어려움이 생긴다.

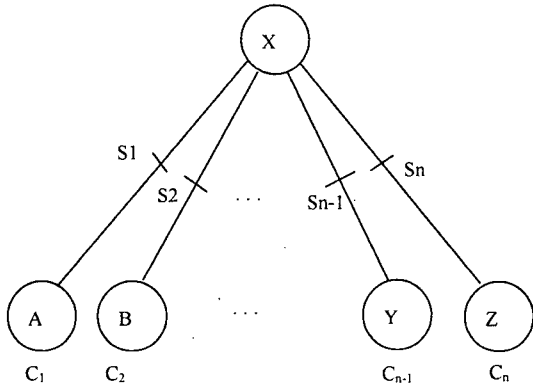
본 논문에서는 가시화 불량 상태에서의 검사영상에 대해 인식할 문자영역을 자동으로 분할하는 것을 목표로 삼는다. 검사영역의 분할은 인식을 위한 전처리(Preprocessing) 과정이며 이 과정의 성공적 수행이 전체 인식과정의 성패를 좌우하게 된다. 가시화 불량상태에서는 문자영역부를 추출하기 위한 어떠한 특징치도 신뢰성 있게 검출되지 않으므로 기존의 히스토그램법이나 이치화법 등의 적용이 어려워진다. 템플릿 정합을 이용하여 검사할 문자부를 분리할 수 있으나 이 방법 또한 가시화 불량상태에 의한 오정합의 빈발로 직접적 적용이 불가능하다.

따라서 본 논문에서는 ID 마크 영역 검출에 템플릿 정합법을 적용함에 있어, 보통 ID부는 연속된 몇 개의 문자 또는 마크가 존재함에 착안하여 다중 템플릿 기법을 제안하고 이 문제를 탐색에 의한 최적화 문제로 정의함으로써 문자영역을 신뢰성 있게 자동으로 추출하는 방법을 제안한다.

## 2. 패턴 정합 알고리즘

NGC 정합법은 중첩법 또는 패턴 정합법으로 불리며 인식 장치 속에 마크나 패턴의 종류(Category)에 따라 각각을 대표하는 패턴을 기억해 두고, 인식하고자 하는 미지 패턴이 각각의 표준 패턴과 일치하는 정도를 일정한 기준으로 비교하는 방법이다[11]. 미지의 문자를  $X$ 라고 하고  $A, B, \dots, Y, Z$  등을 표준 패턴의 벡터라 할 때 그림 2에 패턴 정합법의 구성을 나타내었다.

이 방법은 인식에 영상 유사도를 이용하지만, 특히 여러 가지 품질의 패턴을 인식할 때의 인식 정밀도의 좋고 나쁨은 전혀리나 획득 영상 내용에 의존하게 된다[12].



X : 미지 문자  
 A, B, ..., Y, Z : 표준모델 패턴  
 C<sub>1</sub>, C<sub>2</sub>, ..., C<sub>n-1</sub>, C<sub>n</sub> : 카테고리  
 S<sub>1</sub>, S<sub>2</sub>, ..., S<sub>n-1</sub>, S<sub>n</sub> : 일치도

그림 2 패턴 정합법의 구성  
 Fig. 2 Schematics of pattern matching

본 논문에서 사용할 NGC의 기본 형태는 다음과 같다. 두 벡터의 내적(Inner Product)을 이용한 상관도를 나타내면 다음과 같다.

$$S^l(P) = \frac{(\vec{Q}^l, \vec{P})}{\|\vec{Q}^l\| \cdot \|\vec{P}\|} \quad (1)$$

where  $l = 1, 2, \dots, L$   
 $S^1(P) \geq S^2(P) \geq \dots \geq S^L(P)$

여기서  $l$  은 카테고리 수를 나타내며  $\vec{Q}$ 는 모델 패턴이고  $\vec{P}$ 는 입력 패턴이다.  $\|\cdot\|$ 은 벡터의 norm을 의미한다.

식 (1)은 정합을 수행할 표준 패턴과 입력 영상의 밝기를 정규화 시킨 유사도 식으로 (2)식과 같은 두 패턴의 내적을 이용한다.

$$(\vec{Q}^l, \vec{P}) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N Q^l(i, j) \cdot P(i, j) \quad (2)$$

식 (2)에서  $i, j$ 는 가로 세로 방향의 화소 위치를 나타낸다.

정합 규칙은 미지 패턴과  $L$ 개의 표준 패턴 ( $L$ 개의 카테고리에 대응) 각각과의 유사도를 계산한 후, 이것을 크기 순으로 나열하여 원칙적으로 유사도가 최대인 표준패턴이 대표 하는 카테고리를 정합 결과로 한다.

NGC는 밝기의 선형 변화에는 불변이나 패턴의 회전, 크기 변화, 투영변화, 밝기의 비선형 변화 등에는 영향을 받는다. 검사할 영상의 모든 영역에서 전체적으로 밝기값이 증가 되었을 경우, 검사 영상과 템플릿 영상의 평균 밝기값을 구성 화소에서 빼고 밝기에 대해 정규화시켜 비교한다면 전체적인 조명의 밝기가 높아지거나 낮아진다고 하여도 패턴의 비교가 가능할 것이다.

종래의 NGC는 이동된 수평 및 수직 위치를 발견할 수 있으나  $O(n^4)$ 의 시간 복잡도를 가지는 것으로 알려져 있다. NGC 계수치  $C$ 를 계산하기 위한 식은 다음과 같이 주어진다[13].

$$C = \frac{(\vec{I}, \vec{T})}{\|\vec{I}\| \cdot \|\vec{T}\|} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j) T(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j)^2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N T(i, j)^2}} \quad (3)$$

만일  $\vec{Q}, \vec{P}$ 가 비교될 두 영상이라면  $I(i, j), T(i, j)$ 는 다음을 의미한다.

$$I(i, j) = Q(i, j) - m_1$$

$$T(i, j) = P(i, j) - m_2 \quad (4)$$

여기서  $Q(i, j)$ 와  $P(i, j)$ 는 비교할 두 영상으로 입력 영상 내부에서 취한 임의의 문자 영역 부분과 템플릿 영상을 가리킨다.  $m_1$ 는  $Q(i, j)$ 영상의 밝기값의 평균이고,  $m_2$ 는  $P(i, j)$ 영상의 밝기값의 평균이며,  $i, j$ 는 수직 및 수평 방향으로의 인덱스로 화소 좌표이다.  $I(i, j)$ 와  $T(i, j)$ 는 원래 영상에서 밝기 평균을 뺀 값을 의미한다.

즉, 평균밝기를 빼서 정규화 시킨 두 영상을 두 벡터 비교 식을 이용하여 유사도를 검사하는 수식이 식 (3)이다. 템플릿의 크기는  $M \times N$ 이다.

또 다른 표현으로는 식 (5)와 같은 NGC식이 있다. 식 (5)는 식 (3)보다 효과적으로 계산에 이용될 수 있다. 이때 인

덱스 첨자 표시  $\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N$ 를  $\sum_{i,j}$ 와 같이 간단히 한다. 탐색 루프 안에서 계속 반복해서 계산이 필요한 부분은  $\sum_{i,j} I, \sum_{i,j} P,$

$\sum_{i,j} IT$ 의 세 부분뿐이므로 이 부분을 제외한 나머지 부분들은 탐색 루프 밖에서 미리 계산해 놓는다면 농담정규화 정합의 계산 량을 크게 줄이는 것이 가능하다[12].

$$C = \frac{(MN) \sum_{i,j} IT - (\sum_{i,j} I)(\sum_{i,j} T)}{\sqrt{[(MN) \sum_{i,j} P^2 - (\sum_{i,j} I)^2][(MN) \sum_{i,j} T^2 - (\sum_{i,j} T)^2]}} \quad (5)$$

실제적으로 검사 시, 음수의 계수는 관심의 대상이 아니

므로 배제 시킨다. 수식에 들어 있는 제곱근 연산은 계산량을 상당히 증가시키므로 이 값을 배제하기 위해  $C$ 값을 제곱해 준다. 따라서 최종적인 정합의 계수치는 다음과 같은 형태가 된다.

$$Score = [\max(C, 0)]^2 \quad (6)$$

### 3. 다중 템플릿에 의한 영상 분할 알고리즘

저화질 영상 내에서 제품식별번호를 나타내는 문자를 찾기 위해서 NGC 정합을 수행한다. 이때 템플릿은 한 개의 모델로 만들어진 단일 템플릿 세트로서, FOV(Field of View)내에 들어온 문자열에 대해서 최대의 정합치를 갖는 각각의 문자를 찾게 된다. 그 영역을 대상으로 이후의 인식 과정을 진행한다.

그러나 입력된 문자 영상 전체의 콘트라스트(Contrast)가 약하거나 잡음이 심한 경우, 또는 문자열 중 특정 문자 부분이 심하게 손상된 경우에는, 단일 템플릿을 이용하여 정합을 수행하면 그 상관도의 출력 값이 너무 미약하여, 전체 또는 일부 문자를 찾지 못할 수가 있다. 이러한 경우 의미 있는 값으로 인정할 수가 없으므로 문자 영역을 찾아내지 못하는 결과가 된다.

따라서 하나의 템플릿으로 정합을 수행하는 대신 문자열 전체로 이루어진 패턴으로 템플릿을 만들고 그것으로 정합을 수행하면 훨씬 큰 상관도 에너지를 얻을 수 있을 것이다. 즉 식(6)의 값을 다음과 같이 증대시킬 수 있다.

$$Score_m \approx K \cdot Score \quad (7)$$

여기서  $Score_m$ 은 다중 템플릿의 NGC 정합 계수치이며  $K$ 는 다중템플릿의 개수이다. 이  $Score_m$ 은 최소한, 한 개의 정합 계수치인  $Score$  이상이고, 최대로는 템플릿 개수만큼 커지게 된다. 그러므로 정합계수치가 낮은 저화질 영상에 대해서 보다 강하게 문자 영역을 찾을 수 있는 것이 자명하다.

#### 3.1 다중 템플릿(Multiple Templates)

다중 템플릿이 되면 정합계수치가 높아지지만 검사 대상인 패턴의 문자열 구성에 따라 글자 간격이 항상 일정하지 않고 변하는 경우 제대로 효과를 발휘할 수가 없다. 즉 단일 템플릿 간의 간격이 일정한 고정형 다중 템플릿의 경우에는 단일 템플릿의 정합 정도가 떨어지게 된다.

따라서 템플릿 내 자간 간격이 자동으로 조절되게 하면 개별 문자에 대한 정합계수가 100% 더해지므로 가시화가 좋지 않은 문자열의 경우 문자 영역을 찾을 확률이 높아지게 된다.

그림 3에 능동 다중 템플릿의 모습을 보여주고 있다. 개별 템플릿간의 거리가 문자열의 구성에 따라 각각 조정되어 다르게 되는 것을 나타내고 있다.

검사 영상 내의 미지의 문자열에 대해 개별 문자로 분할하기 위해, 그림 4와 같은 다중 템플릿(Multiple Templates)

을 설계한다. 다중 템플릿을 만들어 정합을 하면 찾을 확률이 올라가겠지만 문자열간의 간격이 마음대로 변하는 경우 별 효과를 낼 수 없기 때문에, 유연한 구조의 다중 템플릿을 갖고 있다가 문자열의 간격이 변하는 경우에는 각각의 간격이 능동적으로 조정되어 갖다 댈 수 있도록 하는 것이 가능할 것이다. 이것을 능동 다중템플릿(Active Multiple Templates, AMT)이라 명명하고 다음과 같이 모델을 설계하였다.

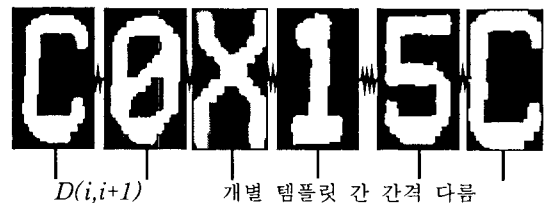


그림 3 능동 다중 템플릿(AMT)  
Fig. 3 Active multiple templates(AMT)

그림 4에서 사각형은 템플릿을 의미하며 이들이 서로 일정한 탄력을 가진 용수철(Spring)로 연결되어 있는 구조이다. 즉 한 문자열 내에서 문자 구성이 달라짐에 따라 개별 문자간의 간격이 일정하지 않고 변하기 때문에, 이 간격에 따라 템플릿의 간격을 조정하는 역할을 하는 것이다.

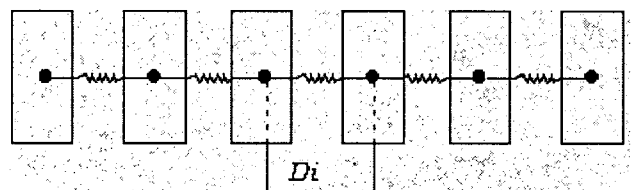


그림 4 다중 템플릿의 구성  
Fig. 4 Schematics of multiple templates

템플릿 모델의 MBR(Minimum Boundary Rectangle)을 구해 크기를 정규화 한 후 정규화 된 영상을 이용해 정합을 실행하여 각 문자열 위치에 따라 정확한 분할을 하게 되는 것이다.

먼저 분할을 위한 이치화 적용이 어려운 영상에서는 문자 부분 추출하기는 어렵다고 가정한다. 이치화를 수행하더라도 문자부분의 영역을 배경과 분리해 추출하는 것이 어렵기 때문이다. 대신 패턴 정합 시 사용할 문자들로 구성된 템플릿을 구성한다. 검사 영상 내의 모든 문자들은 미리 구성된 템플릿 카테고리에 속하게 되므로 적어도 정합 될 각 패턴은 이 카테고리 내의 한 문자가 된다고 가정한다. 이 템플릿을 이용하여 검사 영상 내부에 문자를 탐색하게 된다면 단일 템플릿을 사용하여 문자영역을 인식하거나 추출하게 되는 것이 된다.

영역 분리를 위해 단일 템플릿을 사용하는 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 그림5와 같은 다중 템플릿을 제안한다.

그림 5는 다중 템플릿의 개념도를 보여주고 있다. 다중 템플릿을 설계 시 다음과 같은 약간의 제한을 두었다.

- (1) 각 템플릿 모델의 세로(높이) 크기는 동일하게 정규화(Normalize) 한다.
- (2) 검사 영상 내의 미지의 문자는 회전변화가 없다.
- (3) 검사 영상 내의 미지의 문자는 크기변화가 없다.

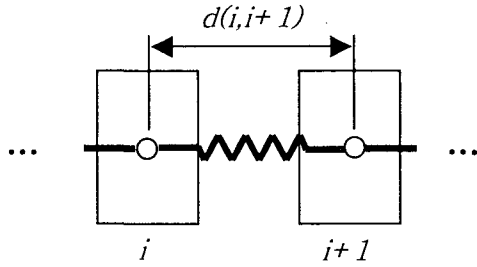


그림 5 다중 템플릿의 개념도  
Fig. 5 Concept diagram of multiple templates

위의 조건을 만족하기 위해 본 논문의 구현에서는 각 문자 템플릿 모델의 MBR을 이용하여 템플릿 크기를 정규화한 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 검사문자의 개수와 동일하다.

그림 5는 이러한 연속 체인중의 인접 두 체인을 보여준다. 먼저  $i$ 번째 위치에서 모델 템플릿에 의한 NGC 정합의 결과는  $i$ 점의 인접위치에서  $M$ 개가 발생하게 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  $N$ 개라면 가능한 배치의 합은  $M^{N-1}$ 개가 된다. 이러한 다중 조합에서 하나의 최적 조합을 발견하는 것은 최적화 문제(Optimization Problem)를 정의하게 된다[14].

### 3.2. 탐욕법에 의한 해석

최적화 문제를 해석하는 방법 중의 하나로 탐욕법(Greedy Algorithm)이 있다. 탐욕법은 문제를 해석함에 있어 전에 결정하였거나, 후에 결정할 선택과는 상관없이 현재 시점에서  $M$ 개의 카테고리 중 정합률이 최대가 되는 패턴을 선택하게 된다.

상호 연결된 다중 템플릿 체인의 각 노드는 수평 방향으로의 인접 탐색에서 가장 높은 NGC값을 가지고 정합된 후보 문자중의 하나가 될 것이며, 각 노드는 제각기 다른 수평 방향의 위치를 가지고 있으므로  $i$ 단계와  $i+1$ 단계에서의 노드 연결은 인접한 두 템플릿과 템플릿 사이의 수평 거리를 나타내게 된다.

다중 템플릿을 이용하여 아래와 같은 과정으로 검사 영상의 패턴을 자동 분할하게 된다.

- ① 처음 NGC의 탐색 시 수직 방향의 이동은 배제하고 수평 방향으로만 이동을 허용하여 최적 정합 포인트 및 정합 계수치를 이용하여 설계된 다중 템플릿 중 첫 번째 노드의 최적 정합 포인트를 획득하게 된다.
- ② 각 템플릿 간의 상호 간격(Gap)이 기준 템플릿의 문자 성분에 따라 틀려지게 되므로 고정된 값이 아닌 한 개의 템플릿 정합이 끝날 때마다 정합된 모델의 가로 크기만큼 이격시켜 다시 정합을 반복한다.
- ③ 영상 공간상의 허용 가능한 수평 방향의 탐색이 끝나면 설계된 다중 템플릿의 각 정합 계수치의 합과 정합 좌표를 따로 저장하게 되고 영상에 정합된 다중 템플릿 1세트를 획득하게 된다.
- ④ 탐색 영역에 대해 ①~③과정을 반복하면서 정합 계수치의 합이 최대가 되는 다중 템플릿 세트(Set)를 획득한다.

획득한 다중 템플릿 세트는 검사 영상 내의 각 템플릿의 정합 계수치가 최대 값을 가지는 각각의 정합 포인트를 가지므로 가시화가 불완전한 영상 내에서도 자동으로 문자부의 분할이 가능하다.

### 3.3. 동적계획법에 의한 해석

탐욕적 방법은 주어진 문제를 간략하게 해석할 수 있다는 장점이 있으나 구해진 해가 항상 전체적으로 최적이라는 것을 보장해 주지 못한다. 이러한 단점을 해결하기 위해 상향식(Bottom-up)방식에 의한 최적해 탐색법인 동적 계획법(Dynamic Programming, DP)을 적용한다[15].

이 방법은 Amini와 Kang이 물체의 경계영역 추출을 위해 Snake알고리즘을 주어진 문제에 맞도록 변형하여 적용한 예가 있다[15][16]. 또한 Kang은 DP의 상향식 최적화 기법을 선화(Image Lines) 기반의 3차원 물체 인식 문제에 적용하여 대응점 문제를 해결하였다[17].

그림 6은 동적 계획법을 다중 템플릿을 이용한 열화문자 분할 문제에 적용하기 위한 개념도를 보여 주고 있다.

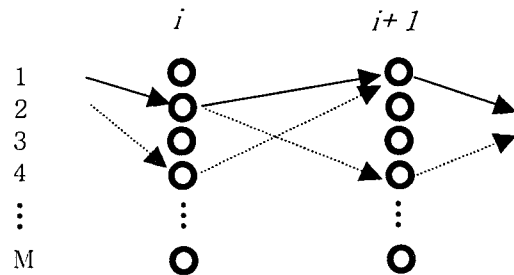


그림 6 동적 계획법에 의한 문자 분할 알고리즘  
Fig. 6 Character segmentation algorithm by dynamic programming based search

미리 구성된 모델 영상 M개를 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 6에 표시한 것처럼 각 단계에서

M개의 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.

문자 사이의 수평거리의 평균값이 미리 정해져 있다고 보면 그림 6에 표시된 두 인접 노드 사이의 연결선은 수평거리 평균값에 비해 상대적인 차이를 발생시키게 되고 이것은 변위 차이에 의한 탄성력(Elastic Force)인 Snake 에너지의 내력 에너지(Internal Energy)  $E_{int}^i$ 을 발생시키게 된다.

$$E_{int}^i = \frac{1}{2} \alpha \cdot (d(v_i, v_{i-1}) - \bar{d})^2 \quad (8)$$

$$E_{ext}^i = \frac{1}{2} \beta \cdot Corr(v_{i-1}) \quad (9)$$

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^N (E_{int}^i + E_{ext}^i) \quad (10)$$

식 (8)의  $d(v_i, v_{i-1})$ 는  $i$  및  $i-1$ 번째 단계에서 인접하는 두 템플릿의 정합 위치가 발생시키는 거리 값으로 평균 거리 값  $\bar{d}$  와의 차이 값이 내력을 발생시키게 된다. 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 늘러지거나 당겨진 것처럼 내력을 증가시킬 것이다.

식 (7)의 Snake 모델의 외력에너지(External Energy)  $E_{ext}^i$ 은 정합된 NGC의 계수치 값의 크기가 될 것이다. 식 (7)은  $v_{i-1}$  단계에서 인접 수평거리 내에서 각 모델 템플릿이 가장 높은 NGC값을 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 재귀에 의한 DP 에너지의 일반화 된 식은 아래와 같이 정의된다.

$$S(n, m) = \min_k \{S(n-1, k) + E_{DP}(v_{n,m}, v_{n-1,k})\} \quad (11)$$

$$B(n, m) = k^{\min} \quad (12)$$

식 (12)의  $B(n, m)$ 은 DP 에너지 조합의 역추적을 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.  $v_{n,m}$ 은  $n$ 번째 단계에서의  $1 \sim M$  노드 중  $m$ 번 노드를 가리킨다. 식 (11)의  $S(n, m)$ 은 연속된 다중 연결 템플릿 체인 인덱스  $n$  ( $n=2, \dots, N$ )에 대한 DP 에너지의 산

출에 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.

$$\min_v E_{DP}(v_1, \dots, v_N) = \min_{v_N} S(N, m). \quad (13)$$

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

이러한 문제 정의는 그래프 탐색(Graph Search)문제를 정의하게 되고 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)이 성립되므로 다양한 풀이 기법 중에서 동적 계획법을 적용하여 탐색하는 것이 가능하다.

#### 4. 실험 결과 및 고찰

제안된 검사영역 자동 분할 알고리즘의 효율성을 검토할 수 있도록 가시화 제어가 어려운 대표적 예인 반도체 웨이퍼 위에 레이저로 새긴 영상에 대해서 실험을 수행하였다.

레이저에 의해 각인된 거친 면이 문자를 이루며 웨이퍼 Die 위에 새겨져 있으며 레이저에 의해 표면을 거칠게 만들어 놓았기 때문에 조명의 난반사로 인해 문자부가 밝게 가시화 되는 특징을 가지고 있다.

그림 7의 반도체 웨이퍼 영상 내부에는 문자부 외에 문자의 배경에 다른 배타적 요소를 내포하고 있어 문자 마크의 분리가 어렵다.

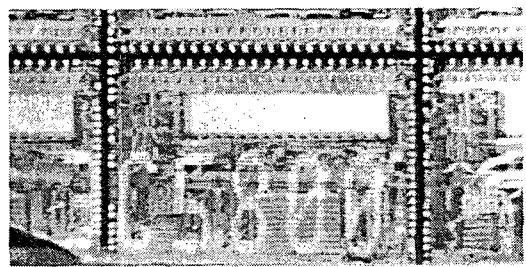


그림 7 웨이퍼 ID 영상 예  
Fig. 7 Example of wafer ID image

그림 8은 미리 구축한 템플릿 모델들의 예이다. 정규화된 템플릿 모델은 전면 레이저 마크의 패턴 정합 시 사용되어 진다.

그림 9는 수평과 수직 방향의 밝기 히스토그램의 누적을 보여준다. 열화된 영상 특징으로 문자와 문자 사이를 분리하는 누적 히스토그램 특징이 거의 나타나지 않고 슬라이싱 선(Slicing Line)만 뚜렷하고 나타나고 있다. 이러한 특징은 기존의 영역 분할 방법뿐만 아니라 허프변환 방법이나 히스토그램 투영법 등이 문자마크 분리에 적용되기 어려움을 보여

준다.



(a) 웨이퍼 ID 템플릿  
(a) Templates of wafer ID



(b) 크기를 정규화(80\*40)한 웨이퍼 ID 템플릿.  
(b) Template of wafer ID normalized by size

그림 8 이치화 패턴의 템플릿 모델 영상.  
Fig. 8 Template model images after binarization

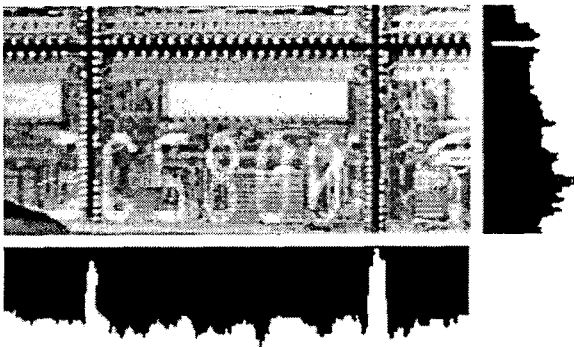


그림 9 검사 영상의 히스토그램 프로파일  
Fig. 9 Histogram profile of selected image

그림 10은 미리 구축된 모델 템플릿으로 문자부의 분리를 시도한 결과를 보여준다.

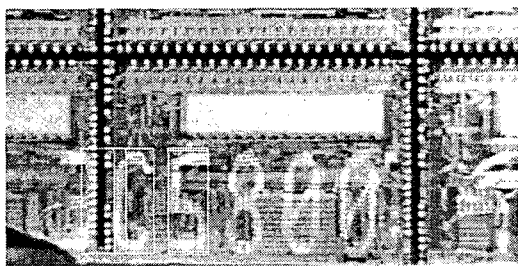


그림 10 단일 템플릿을 이용한 문자 분할 결과  
Fig. 10 Segmentation result by single template

단일 템플릿을 이용하여 검사 영상 내의 미지의 문자들을 패턴 분할한 경우, 검사 영상 내의 잡음과 문자부의 소실로 인해 신뢰성 있는 분할이 이루어 지지 않는다. 각각의 모델 템플릿으로 검사할 문자부를 분리하기 위해 탐색한 결과를 보여주는데, 템플릿들이 원편에 몰려 부정합을 이루고 있는 모습을 볼 수 있다. 즉 기존의 템플릿 정합에 의해서는 문자

영역 분할이 잘 이루어지지 않는다는 것을 알 수 있다.

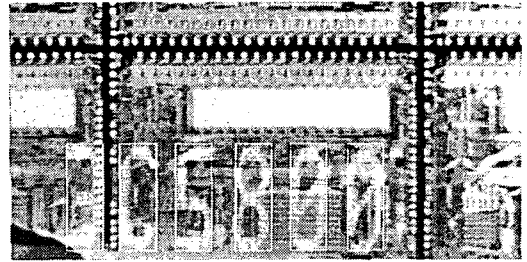


그림 11 제안된 방법에 대한 분할 결과  
Fig. 11 Segmentation result by suggested method

그림 11은 본 논문에서 제시하는 다중 템플릿을 이용하여 웨이퍼 ID를 분할한 결과를 보여준다. 성공적으로 문자를 분리하는 결과를 나타내고 있다. 일단 문자부가 분리된다면 신경회로망 등의 분류기를 이용하여 인식을 수행한다. 인식을 위해 이치화를 적용하거나 특징을 추출하는 후처리 단계로 진행하는 것이 가능하다.

그림 11에 나타낸 비트맵 입력 영상과 유사한 품질의 가시화 상태가 좋지 않은 영상을 대상으로 40개씩의 시료 영상을 취득한 후, 이것을 대상으로 개별 문자 분할을 수행한 후 신경회로망을 이용해 인식을 수행해 보았다. 수행시간은 Pentium IV 2.8GHz에서 대략 1초 이내에서 문자분리와 인식을 수행하였다.

웨이퍼 ID에 대한 실험 결과를 표 1에 정리하였다.

표 1 웨이퍼 ID에 대한 인식 결과  
Table 1 Recognition result for wafer ID

인식 결과											
Template Model #	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9	#A	Reject
#1	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14
#2	0	21	0	0	0	0	0	0	0	0	19
#3	0	0	3	0	0	0	0	1	0	0	36
#4	1	0	0	32	0	0	0	0	0	0	7
#5	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	7
#6	0	0	0	0	0	14	0	6	0	0	20
#7	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	16
#8	0	0	0	0	0	2	0	21	0	0	17
#9	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	4
#A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	14

10개의 템플릿 모델에 해당하는 입력 패턴 40개를 검사한 결과, 모델 #1의 경우 26개는 전부 자기 모델인 #1로 확인되었으며, 어느 모델로도 인식하지 않고 거부된 것이 14개 있었다.

모델 #2의 경우 21개가 자기 모델인 #2로 분류되었으며 거부된 것이 19개 있었다. 모델 #3의 경우 단 3개만 자기 모델인 #3으로 확인되었으며, 모델 #8로 오인식된 것이 1개 있었으며 36개가 거부되었다. 모델 #4의 경우 32개가 자기 모델인 #4로 분류되었으며, 모델 #1로 오인식된 것이 1개 있었고 거부된 것은 7개이다. 모델 #5의 경우 33개가 자기 모

델인 #5로 인식되었으며 어느 모델로도 인식하지 않은 것이 7개이다.

이렇게 하여 총 400회의 시료 테스트 결과 성공적으로 인식된 것은 236개로 인식률 59.0%이며 거부된 것이 154개로 38.5%의 부독물을 보였지만 거부되지 않고 최소한의 인식이 가능한 시료에 대한 정인식률은 95.9%에 달하였다.

이는 현장에서 요구하는 수준을 어느 정도 만족하고 있으며, 실험을 위해서 의도적으로 극히 좋지 않은 영상을 포함시킨 것을 감안하면 보다 좋은 결과를 보일 수 있을 것으로 추정된다.

이 결과는 기존의 상용 제품인 Siemens, Cognex, Acuity 등의 OCR 알고리즘을 이용하는 경우 전혀 인식이 되지 않는 결과와 비교해 보면 획기적인 결과라 할 수 있고, 극단적인 열악 영상에서도 어느 정도의 문자 분할이 가능한 방법이라는 점에 의미를 두고자 한다. 즉 위의 기존 세 가지 방법을 이용하여서는 100% 거부되는 영상에 대해서도 상당 부분 분할이 가능함을 보인다는 것이다.

위에서 보인 결과에서 부독물이 높은 것은 실험에 사용된 웨이퍼 ID의 표기 상태가 매우 좋지 않았기 때문으로 판단된다. 또한 템플릿 제작 시 입력 영상으로부터 깨끗한 시료를 얻지 못하여, 유사한 폰트로 만든 템플릿들이 포함되었기 때문에, 이러한 부정확한 템플릿에 기인한 영향이 있을 것으로 판단된다.

이상에서 보는 바와 같이 이와 같은 열화 영상은 가시화가 불완전하고 많은 잡영을 내포하고 있기 때문에 종래의 일반적인 방법으로는 일관적인 검사 영역 분할이 어려운데, 이러한 영상의 경우에도 본 연구에서 개발한 다중 템플릿을 이용하면 효과적으로 문자를 분리할 수 있음을 알 수 있다.

또한 그림 9에서 비교 분석한 것과 같이 가시화가 좋지 않은 열화 영상에서도 능동 다중 템플릿을 이용하면 분할이 가능함을 확인할 수 있었다.

이러한 결과는 어느 정도 예상할 수 있는 것으로서 열악 영상에서는 단일 템플릿으로 문자 영역을 탐색하기에는 너무 미약한 신호이므로 문자 영역으로 인정하기 어려운 것도 문자열 개념에서 다중 템플릿으로 탐색하면 그 에너지가 커지기 때문이며 문자열을 찾을 확률이 높아지며 이 범위에서 개별 문자로 분할할 수 있는 가능성은 훨씬 높아진다는 것이다.

제안된 방법을 실제 시스템에 적용시켜 검증하기 위해 시스템을 구성하였다. 일반 연구실 환경 하에서 FA용 CCD카메라 Sony XC-HR50 및 Matrox Meteor2 MC4 프레임 그라버(Frame Grabber)를 사용하여 영상을 획득하고 제안된 방법을 확인하였다.

몇 가지 예를 통하여 기존의 OCR과 관련된 알고리즘의 적용이 어려운 열화 영상에서도 제안된 방법이 검사영상 내 미지의 문자를 정확하게 분할한 결과를 나타내었고 최적해 문제를 해석함에 있어서 Snake 변형 알고리즘을 이용하여 최적해 문제를 해결할 수 있음을 알 수 있었다.

### 5. 결 론

본 논문은 자동화 공정에서 획득된 열화 영상 내의 웨이퍼 ID 분할 문제점을 개선하는 알고리즘을 제안하였다. 제안

된 방법의 중요 아이디어는 가시화 불량 상태에서 개개의 ID마크는 문자부의 특성을 완전하게 나타내지 않지만 일련의 라인에 이러한 문자부의 특성이 반복하여 연속적으로 나타난다면 문자부일 가능성이 높아진다는 가정에 기반하여 2개 이상의 템플릿을 만들면 정합값이 높아질 것이라는 추정에서 시작하고 있다.

실험 결과 이 당연한 가정은 예측과 일치하였으나 문자열의 간격 변화에 따라 전혀 효과를 내지 못하거나 오히려 역효과가 나는 문제가 생겨 문자열의 간격과 정합율에 따라 최적화 모델을 설계하고 이에 대한 해를 구하는 방법으로 열화 영상에서의 문자부 분리문제에 적용하였다.

기존의 일반적인 방법으로는 문자부의 분할이 쉽지 않은 가시화가 불완전한 영상에서의 자동 분할을 위해 다중 템플릿을 이용하여 패턴 정합을 수행하였으며, 템플릿을 상호 연결하여 템플릿 세트를 구성하고 각각의 템플릿 모델의 정합 계수치의 합이 최대가 되는 세트를 획득하여 문자부와 배경부의 분리가 어려운 영상에서 검사영역을 자동으로 분할하는 다중 템플릿을 설계 하였다.

주어진 문제를 최적화문제로 정의하였으며 탐욕법과 동적 계획법의 적용을 통해 신뢰성 있는 분할 결과를 얻을 수 있었다. 실제적인 예로써, 제안된 방법을 가시화 상태가 열악한 웨이퍼 ID 영상에 대해서 실험하여 본 결과, 잡음이 많고 가시화가 불완전한 영상에서도 효과적으로 문자를 배경으로부터 자동으로 분할할 수 있음을 보여 주었다.

본 연구의 결과는 공장 환경에서 조명 조건의 변화 및 재료의 고유 특성에 의해 가시화가 좋지 않은 제품의 문자 또는 마크를 인식하는 패턴 인식 시스템에 적용할 수 있으므로 반도체 공정 내의 미세한 식별자 및 ID bar, 전자조립 공정에서의 식별번호 인식은 물론, 방송 영상에서의 문자 인식, 유리 제품 표면의 레이저 마킹 및 양각, 음각 문자 인식, 자동차 부품 표면의 금형 마킹 인식 등, 기존 기법에 의한 인식이 어려운 여러 분야에 적용되어 인식 및 검사 자동화의 영역을 확대할 수 있을 것으로 기대된다.

### 참 고 문 헌

- [1] Naoya Tanaka, "Development of General Forms Reading Techniques for Optical Character Recognition Systems," NEC Res. & Develop., Vol.43, No.1, pp. 25-28, 2002.
- [2] Daisuke Nishiwaki, Atsushi Sato, and Jun Tsukumo, "Research and Development for OCR Technologies," NEC Res. & Develop., Vol.43, No.1, pp. 29-32, 2002.
- [3] 齊藤文彦, "一般化 ハフ変換による 半導體 ウェハ 識別 番号認識," 日本精密工學會誌, Vol. 61, No. 10, pp. 1470-1474, 1995.
- [4] 齊藤文彦, "組合せ Hough 変換を用いた 半導體ベアチップ ID 認識," 日本精密工學會誌, Vol. 65, No. 1, pp. 73-77, 1999.
- [5] Eiko Suzuki, Hajime Matsuda, Teichirou Chiba, and Akira Mori, "New Identification System for Individual Wafer Management," Proc. the 2000 ninth



International Symposium on Semiconductor Manufacturing, pp. 33-36, 2000.

- [6] Hee Sub Lee, Jae Wook Jeon, Joon-Woo Kim, Sung-Jong Chung, and Jong-Eun Byun, "The Development of a 12-inch Wafer Prealigner with Optical Character Recognition", IECON Proc., pp. 215-219, 2001.
- [7] R. Haralick and L. Shapiro, "Survey: Image segmentation technique," CVGIP, vol. 29, pp 100-132, Jan. 1985.
- [8] S. Horowitz and T. Pavlidis, "Picture segmentation by a tree traversal algorithm," J. CM, vol 23, pp. 368-388, Apr. 1976.
- [9] S. M. Lee, "Low rate video coding using 3-D segmentation with two change detection masks", ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11 MPEG93/941, Nov, 1993.
- [10] C. K. Chow and T. Kaneko, Boundary detection of radiographic images by a thresholding method, in Frontiers of Pattern Recognition (S. Watanabe, Ed.), pp. 61-82, Academic Press, New York, 1972.
- [11] A. Rosenfeld and A.C.Kak, "Digital picture processing," Academic Press, New York, 1976.
- [12] S. Manickam, S.D.Roth, T. Bushman, "Intelligent and Optimal Normalized Correlation for High-Speed Pattern Matching, Datacube Technical Paper," Datacube Incorporation, 2000.
- [13] 강동중, 하종은, "Visual C++을 이용한 디지털 영상처리" 사이텍미디어, pp300-308, 2003.
- [14] R.E. Neapolitan and K. Naimipour, Foundations of algorithms using C++ pseudocode, 2nd edition, Jones and Barlett Publishing, 1988.
- [15] Amini, A., Weymouth, T.E., Jain, R.C., Using dynamic programming for solving variational problems in vision, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence 12(9), 1991.
- [16] D.J. Kang, A fast and stable algorithm for medical images, Pattern Recognition Letters 20, pp.507-512, 1999.
- [17] 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(1), pp.79-90, 2003.

## 저 자 소 개



안 인 모 (安仁模)

1981년 동아대학교 전기공학과 졸업.  
1983년 동대학원 전기공학과 졸업(석사).  
1996년 KAIST 자동화및설계공학과 박사과정을 수료, 단국대학교 전기공학과 졸업(박사) 1984~1990 삼성전자, LG전자 연구원. 1990~1994년 한국생산기술연구원

원 책임연구원. 1994년~현재 마산대학 컴퓨터전기공학부 교수. 관심분야는 로봇비전, 메카트로닉스, IMS(Intelligent Manufacturing System).

Tel : 055-230-1328

Fax : 055-230-1325

E-mail : imahn@masan.ac.kr