COG 칩의 얼라인을 위한 영역분할 패턴매칭

김은석* · 왕지남*

The Area Segmentation Pattern Matching for COG Chip Alignment

EUNSEOK KIM* · GI-NAM WANG*

요 약

수 마이크로 단위로 계측되는 반도체 COG의 불량 검사에 있어서 칩 얼라인은 검사의 정확성을 높이는데 매우 중요한 역할을 한다.

본 논문에서는 칩 얼라인의 정확성을 높이기 위해서 영역분할 패턴매칭 방법을 제안한다. 영역분할 패턴매칭 방법은 세분화 된 영역 내의 특징치들과 영역들 간의 상관관계를 비교하여 매칭된다. 그리고 불량 패턴으로 인한 매칭오류를 최소화 하기 위해서 패턴 주위의 3영역을 학습시킨다.

제안된 방법은 분할 된 영역에서 특징치를 찾기 때문에 매칭 시간을 단축시키는 효과와 정확성을 높일 수 있는 이점을 가지고 있다.

ABSTRACT

The accuracy of chip alignment in inferior product inspection of COG(Chip On Glass) to be measured a few micro unit is very important role since the accuracy of chip inspection depends on chip alignment.

In this paper, we propose the area segmentation pattern matching method to enhance the accuracy of chip alignment. The area segmentation pattern matching method compares, and matches correlation coefficients between the characteristic features within the detailed area and the areas. The three areas of pattern circumference are learned to minimize the matching error by bad pattern.

The proposed method has advantage such as reduction of matching time, and enhanced accuracy since the characteristic features are searched within the segmented area.

키워드

pattern matching, alignment, characteristic features, correlation

Ⅰ. 서 론

최근 들어 제품의 소형화와 기능이 다양화 됨에 따라 반도체 칩의 집적도도 높아지고 있다. 반도체 제품에서의 패키지 경향은 경박 단소화, 다 기능화, 다 핀 처리 등으로 기술이 점차 발전하고 있으며 이는 실장 효율을 높이는데 많은 이점을 가지고 있다. COG(Chip On Glass)는 Glass Panel에 Bare Die(IC)를 접착하는 방식이다. 공정과정은 웨이퍼 입고 후에 웨이퍼를 절단하기 전 낱개로 분리 되지 않도록 하기 위해 웨이퍼 뒷면에 정전용 테이프를 붙이는 공정인 테이프 마운트를 거친 후 웨이퍼 다이를 하나씩 분리하는 과정인 절단과정을 통하여 이루어진다. 현재 COG는 육안 검사로 이루어지고 있어서 품질의 신뢰성에 크게 문제가 되고 있지만 머신비젼을 이용하여 COG의 불량 검사를 함으로써 품질과 생산성 향상 효과를 가져 올 수

* 아주대학교

접수일자 : 2004. 12. 8

있다. 머신비젼에 있어서 반도체와 같은 정밀검사가 필요한 경우 검사 기준을 잡기 위해 패턴매칭 방법을 이용한다. 패턴인식 모델로는 템플릿 매칭 방법, 통계적 방법[1][2][3], 구문론적 방법[4], 뉴럴 네트워크[5][6]를 이용하는 방법들이 있다.

수 마이크로 단위로 계측되는 COG의 불량 검사에 있어서 검사 기준인 얼라인에 따라 검사 정확도가 달라질 수 있고 패턴매칭 시간에 따라 검사 시간을 줄일 수 있다. 본 논문에서는 패턴매칭 시간을 줄이고 얼라인의 정확성을 높이기 위한 영역분할 패턴매칭 방법과 불량패턴으로 인한 매칭오류를 최소화하기 위한 패턴 주위 3영역을 학습 시키는 방법을 제안하였다. 영역분할 패턴매칭은 통계적 방법의 응용으로서 매칭 속도를 빠르게 하기 위해서 2단계의 영역분할 방법을 사용하였다. 첫 번째는 2*10영역으로 나눈 각각의 영역에서의 특징점들을 매칭함으로써 패턴 근처의 이웃한 위치를 빠르게 찾을 수 있다. 두 번째는 정확한 위치를 찾기위해 10*10영역으로 나누어서 각각의 특징점들을 매칭하는 방법이다. 이 방법은 다른 패턴매칭 방법에 비해서 매칭 시간이 빠르며 정확성을 높일 수 있다.

Ⅱ. 영역분할 패턴 학습

영역분할 패턴매칭은 빠른 인식을 위하여 2단계의 영역분할 방법을 사용한다. 그러므로 패턴 학습에 있어서도 2단계에 걸쳐서 특징점을 추출하여 학습하게 된다. 그림 1은 2단계에 걸친 패턴 학습 순서도를 나타내고 있다. 첫 번째 단계에서는 패턴근처에 빠르게 접근하기 위해 특징값과 특징점 위치를 찾기 위한 것으로 먼저, 학습 시킬 패턴의 영역을 설정한다. 그리고 영역을 그림 2와 같이 2*10영역으로 분할 한 후 각각의 영역에서의 최대 최소 픽셀 값을 찾는다. 그리고 그 지점의 상대 좌표를 저장하여 각각의 영역에서의 특징값인 최대 최소 픽셀 차(A_{ij})를 구한다. 여기서 A_{ij}는 패턴 매칭 시에 빠르게 패턴 근처에 접근하기 위한 특징값이다. 그림 2를 보면 패턴이 포함 된 영역에서는 최대 픽셀 값이 패턴에 존재하게 되고 최소 픽셀 값은 패턴 주위에 존재하여 패턴의 특징점을 잘 나타낼 수 있다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 구한 대략적인 위치에서 정밀한 위치를 찾기 위해서 보다 많은 특징점과 위치 데이터를 구해야 한다. 먼저, 영역을 그림 3에서와 같이 10*10영역으로 분할하였다. 그리고 각각의 영역에서 특징점을 찾기 위해서 그 영역의 에지를 가장 부각시킬 수 있는 4이웃 픽셀 차의 합이 가장 큰 위치와 픽셀 값을 구한다. 여기서 4이웃 픽셀 차를 8이웃 픽셀 차로 대치하면 복잡한 패턴의 경우 정밀한 특징점을 찾을 수 있다. 하지만 COG는 패턴이 단순하고 검사 시간이 빨라야 하므로 4이웃 픽셀 차를 이용하였다. 그림 3을 보면 각각의 영역에서 패턴의 에지 부분이 가장 큰 값을 나타내는 것을 알 수 있으며, 특히 패턴 주위의 원은 패턴의 에지 부분을 가장 잘 나타내주고 있는 위치이다.

그림 5는 동일 패턴에 대하여 학습 영역을 좌우로 이동하면서 3번 학습을 시킨 것으로 이것은 패턴 한 부분이 파손되어 있거나 패턴의 픽셀 값이 변할 경우를 대비한 것으로 한 영역을 매칭 시켰을 때 인식률이 나쁘면 다른 영역으로 이동하여 인식률을 높이는 방법이다.

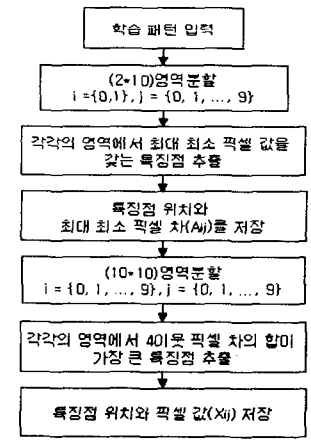


그림 1. 패턴 학습 순서도
Fig. 1 Pattern learning flowchart

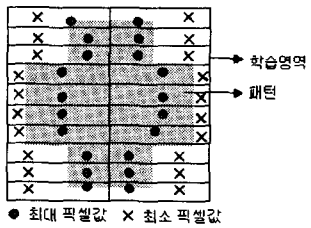


그림 2. 2*10영역으로 분할 된 패턴
Fig. 2 2*10 region segmentation pattern

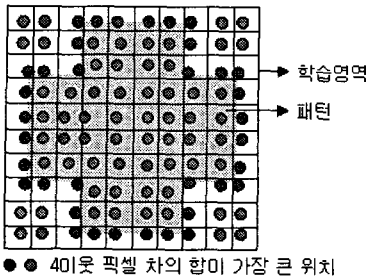


그림 3. 10*10영역으로 분할 된 패턴
Fig. 3 10*10 region segmentation pattern

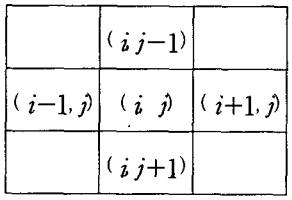


그림 4. 4이웃 픽셀
Fig. 4-neighbor pixel

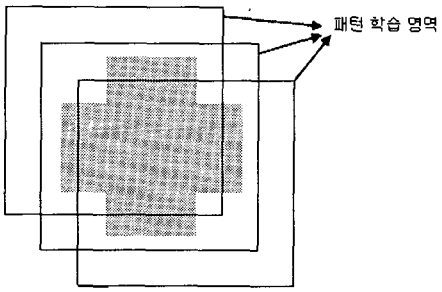


그림 5. 매칭 오류 최소화를 위한 이동 패턴 학습
Fig. 5 The Moving pattern learning for minimization of matching error

Ⅲ. 영역분할 패턴 매칭

학습 된 패턴이 동일 패턴인지 확인하기 위해서는 학습 된 특징값들을 각각 매칭 함으로써 알 수 있다. 그림 6은 패턴 매칭 순서도를 나타내고 있다. 패턴 매칭을 하기 위한 첫 번째 단계는 빠르게 패턴 근처의 위치를 찾는 것으로 학습 시 첫 번째 단계에서 구한 특징값 위치를 매칭시킴으로써 패턴 근처에 접근할 수 있다. 먼저, 패턴 근처의 9개 후보지 영역을 구하기 위해 그림 7처럼 학습 시에 구해진 20개의 영역에서의 최대 최소 특징점 위치를 찾아가 각각의 영역에서의 최대 최소 픽셀 차(B_{ij})를 구한 후 학습 시에 구한 A_{ij}를 뺀 매칭값(C_k)을 식 (1)를 이용하여 구한다. 그리고 각각의 매칭 영역에서 구한 C_k의 최소값을 갖는 9개의 후보지를 구하게 된다. 두 번째 단계는 정밀한 위치를 찾기 위해서 첫 번째에서 구한 대략적인 9개의 패턴 위치를 중심으로 8이웃 픽셀 위치에서 그림 7에서처럼 학습 시에 구해진 100개의 특징점 위치를 찾아가 픽셀값(Y_{ij})을 구한 후에 학습 시에 구한 X_{ij}와의 상관계수(ρ_k)를 식 (2)를 이용하여 구한다. 구해진 상관계수 중에 최대값을 갖는 부분이 가장 인식률이 좋은 부분이다.

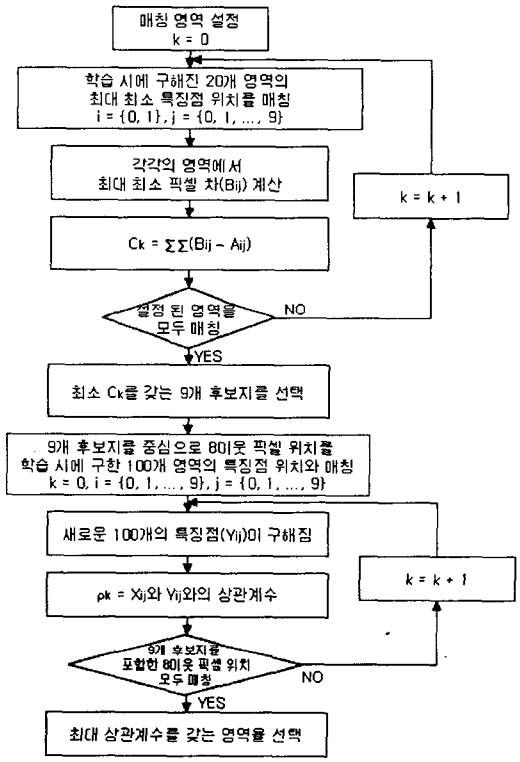


그림 6. 패턴 매칭 순서도
Fig. 6 Pattern matching flowchart

$$C_k = \sum_{i=0}^{1}\sum_{j=0}^{9}(B_{ij} - A_{ij}) \quad (1)$$

여기서,

A_{ij} = 1단계 학습에서 i, j번째 영역의 최대 최

소 픽셀 차

B_{ij} = 1단계 매칭에서 i, j번째 영역의 최대 최소 픽셀 차

k = 학습 영역을 매칭 영역에 모두 투영 시킨 수

i = {0, 1}

j = {0, 1, ... , 9}

$$\rho_k = \frac{Cov(X, Y)}{SD(X)SD(Y)} \quad (2)$$

$$Cov(X, Y) = E(XY) - \mu_X \mu_Y$$

여기서,

ρ_k = X와 Y의 상관계수

$Cov(X, Y)$ = X와 Y의 공분산

$SD(X)$, $SD(Y)$ = X, Y의 표준편차

X = $\{X_{ij}\}$, Y = $\{Y_{ij}\}$

i = {0, 1, ..., 9}, j = {0, 1, ... , 9}

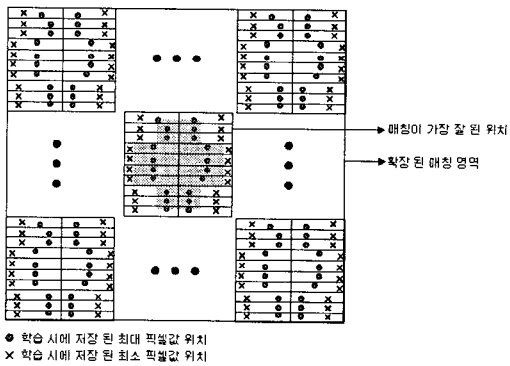


그림 7. 학습된 영역의 특징점을 매칭 영역에 투영시키는 모습

Fig. 7 The projection from learned region feature point to matching region

Ⅳ. 실험 결과

본 연구에서 사용한 비젼 시스템은 16,670*2,430 μm크기의 COG를 검사하기 위해서 2K 라인스캔 카메라와 Matrox이미지 보드로 구성하였으며, 프로그램 개발환경은 Windows 2000에서 Visual C++을 이용해서 개발하였다.

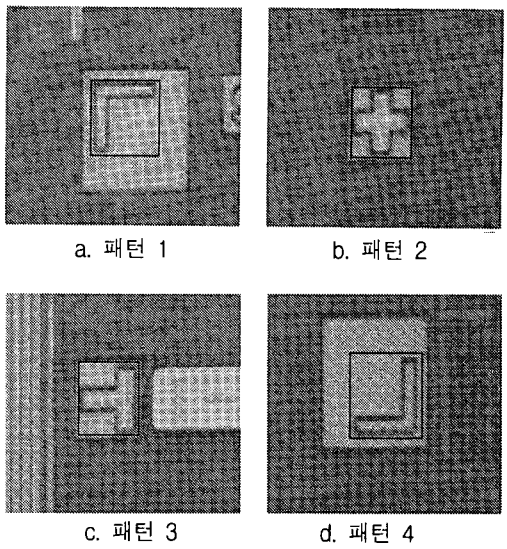
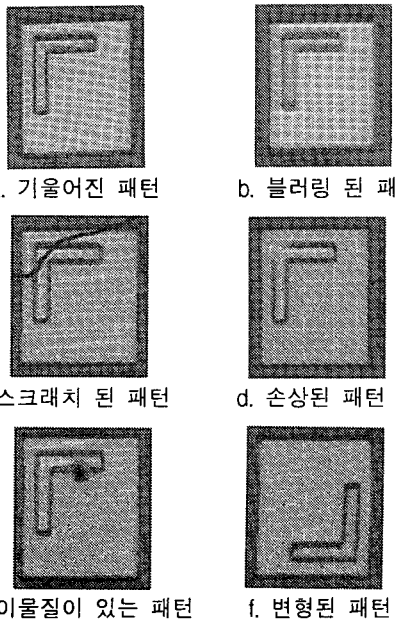


그림 8. 4가지 패턴

Fig. 8 4 patterns

모든 COG는 만들어 질 때부터 그림 8과 같은 4종류의 얼라인 키가 각각의 모서리 부분에 존재하므로 COG를 얼라인 하기에 가장 적합한 패턴이라고 할 수 있다. 이 패턴들을 학습 시키기 위해서 그림 8의 사각형 영역을 학습 영역으로 설정하였다. 그리고 영역분할 학습방법을 사용하여 특징점들을 찾은 후 5종류의 COG에 적용하였다. 표 1은 5종류의 COG에 대한 4가지 패턴의 매칭 결과를 나타내고 있다. 표 1에서 COG-1의 패턴들은 학습 시켰던 패턴들과 픽셀 분포가 거의 유사하여 패턴들의 인식률이 97%이상으로 높은 편이었다. 그러나 COG-3은 패턴에 불량요인이 있어서 패턴들의 인식률이 90%를 넘지 못하고 있다. 불량 패턴들로는 그림 9a처럼 COG가 기울어져서 스캔된 경우와 9b와 같이 스캔될 때 초점이 맞지 않아서 블러링 된 경우가 있다. 그리고 9c~9e처럼 패턴에 스크래치가 생겼거나 손상되고 이물질이 있는 경우이다. 또한 9f와 같이 COG가 변형되어 패턴이 변형된 경우이다. 이들 6가지 불량 패턴에서 9b와 같이 블러링 된 패턴이 경계가 뚜렷하지 않아서 평균 인식률이 75%정도로 가장 좋지 않았다. 나머지 불량패턴들은 경계는 명확해서 80%이상의 인식률을 보였다. 표 2는 불량패턴의 평균 패턴 인식률과 인식시간을 나타내고 있다. 표 3은 50개 COG의 평균 패턴 인식률과 인식시간을

나타내는 것으로 평균 패턴인식 시간이 0.5~0.6초 사이로 상당히 빨랐으며, 평균 인식률도 90%이상으로 COG 불량 검사의 효율을 높일 수 있었다.



a. 기울어진 패턴 b. 블러링 된 패턴

c. 스크래치 된 패턴 d. 손상된 패턴

e. 이물질이 있는 패턴 f. 변형된 패턴

그림 9. 불량 패턴들
Fig. 9 Bad patterns

표 1. 패턴 인식률과 인식시간
Table. 1 Pattern recognition rate and recognition time

(시간:sec)

COG수 \ 패턴		패턴 1	패턴 2	패턴 3	패턴 4
1	시간	0.535	0.595	0.5592	0.517
	인식률	98%	97%	97%	98%
2	시간	0.527	0.590	0.709	0.515
	인식률	93%	95%	92%	94%
3	시간	0.535	0.582	0.578	0.525
	인식률	89%	88%	85%	85%
4	시간	0.533	0.585	0.564	0.512
	인식률	97%	98%	98%	96%
5	시간	0.526	0.600	0.563	0.509
	인식률	92%	83%	90%	93%

V. 결 론

수 마이크로 크기의 COG 불량검사를 하는데 있어서 검사 기준이 되는 얼라인을 얼마나 정확하게 하느냐에 따라서 불량검사의 정확성도 달라지게 된다. 따라서 본 연구에서는 패턴인식 시간을 줄이고 얼라인의 정확성을 높이기 위한 영역분할 패턴인식 방법과 불량패턴으로 인한 매칭오류를 최소화하기 위한 패턴 주위 3영역을 학습 시키는 방법을 제안하였다.

제안한 방법으로 실험한 결과 평균 패턴인식 시간이 0.5~0.6초 사이로 상당히 빨랐으며, 평균 인식률도 90%이상으로 COG 불량 검사의 효율을 높일 수 있었다.

표 2. 불량패턴의 평균 패턴 인식률과 인식시간
Table. 2 Average pattern recognition rate and recognition time of bad patterns

(시간:sec)

불량패턴(패턴1)	시간	인식률
기울어진 패턴	0.530	82%
블러링 된 패턴	0.532	75%
스크래치 된 패턴	0.531	80%
손상된 패턴	0.529	85%
이물질이 있는 패턴	0.525	85%
변형된 패턴	0.530	93%

표 3. 평균 패턴 인식률과 인식시간 (COG : 50)
Table. 3 Average pattern recognition rate and recognition time (COG : 50)

(시간:sec)

평균	시간	0.531	0.59	0.595	0.516
	인식률	94.2%	92.8%	93%	93.6%

참고문헌

[1] Zheng, Z., Wang, H. and Teoh, K., "Analysis of gray level corner detection," Pattern Recognition Letters, Vol.20, pp. 149-162, 1999.

[2] 나재형, 오해석, "웨이퍼 다이 위치 인식을 위한 명암 영상 코너점 검출," 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용 제 31권 제6호, 2004

[3] A. Roddy and J. Stosz, "Fingerprint Features: Statistical Analysis and System Performance

Estimates," Proc. of IEEE, Vol. 85, No.9, pp. 1390-1421, 1997.

[4] L. S. Oliveira, R. Sabourin, F. Bortolozzi, and C. Y. Suen, "Automatic recognition of handwritten numerical strings: A recognition and verification strategy," IEEE Trans. on PAMI, vol. 24, no. 11, pp. 1438-1454, 2002.

[5] Jie Yang, Hua Yu, "A Direct LDA Algorithm for High-Dimensional Data with Application to Face Recognition." Pattern Recognition 34(10), pp. 2067-2070, 2001.

[6] Jeong, S. W., Kim, S. H. and Cho, W. H., "Performance comparison of statistical and neural network classifiers in hand-written digits recognition," Proc. 6th IWFHR, Taejon, pp. 419-428, 1998.

저자약력

김은석(EUNSEOK KIM)

1999년 대불대학교 산업공학과 (공학사)
2001년 목포해양대학교 해양정보통신 (석사)
2003년 아주대학교 산업공학과 (박사수료)
※ 관심분야 : 컴퓨터 비전, 제어계측, 인공지능,

왕지남(GI-NAM WANG)

아주대학교 산업공학과를 졸업하고 KAIST에서 석사 Texas A&M에서 박사학위를 취득
※ 관심분야 : Neural Network, 지능형 시스템, Prediction & Control, 초고속망.