

FOV 분할을 위한 Hopfield Network

Hopfield Network for Partitioning of Field of View

차 영 업
(Young-Youp Cha)

Abstract : An optimization approach is used to partition the field of view. A cost function is defined to represent the constraints on the solution, which is then mapped onto a two-dimensional Hopfield neural network for minimization. Each neuron in the network represents a possible match between a field of view and one or multiple objects. Partition is achieved by initializing each neuron that represents a possible match and then allowing the network to settle down into a stable state. The network uses the initial inputs and the compatibility measures between a field of view and one or multiple objects to find a stable state.

Keywords : Hopfield network, neural network, partitioning of field of view

I. 서론

PCB(Printed Circuit Board) 위에 실장된 부품과 납땀 상태 검사를 위한 일반적인 비전 검사 시스템의 구성은 Host PC부, 영상 처리부, 그리고 구동부로 이루어진다. Host PC부는 구동부와 영상처리부 등의 주변 장치를 통제하고 검사 알고리즘을 구현하는 부분이며, 영상 처리부는 화상처리 보드를 사용하여 CCD(Charge Coupled Device) 카메라를 통해 들어오는 영상을 검사 알고리즘에 적용할 수 있도록 처리해주는 부분이다. 그리고 구동부는 검사 시스템이 자동으로 동작하기 위하여 영역이동, 카메라 줌(zoom)조정 등의 작업을 하는 부분이다. 이러한 요소들을 이용한 간략한 비전 검사 시스템의 정보 흐름도는 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

이와 같은 컴퓨터 비전 시스템에서 하드웨어(Host PC, 구동부, 그리고 영상 처리부)와 함께 중요한 부분은 소프트웨어부분인 검사 알고리즘이라고 할 수가 있다. 따라서 시스템 구성과 검사 알고리즘에 관한 연구는 폭넓게 진행되어져 왔으며[1]-[3], 최근에는 신경 회로망을 이용한 PCB의 납땀 상태 검사 알고리즘도 발표되었다[4][5]. 하지만 소프트웨어부분 중에서 검사 알고리즘만큼 중요한 FOV(Field of View) 분할에 관한 연구는 순차적인 생성 방법[6]과 신경회로망 중에서 Self-organize Feature Map(SOM)을 이용한 생성 방법[7][8]을 제외하고는 거의 전무한 상태이다.

FOV란 임의의 구동부 좌표에서 검사 카메라가 볼 수 있는 최대한의 가로와 세로의 범위를 나타낸다. 일반적으로 PCB는 가로와 세로 크기가 각각 수백 mm이고, FOV는 검사 대상과 정밀도에 따라 차이는 있지만, 수 mm에서 수십 mm 정도이다. 따라서 한 개의 PCB를 검사하기 위해서는 수 개 또는 수십 개의 FOV로 분할되어야 한다. 이와 같은 FOV 생성과 이용을 위하여 선행되어야 할 사항으로는 FOV의 크기 결정과 생성된 FOV의 검사 순서 결정이 있다. 첫 번째로

FOV의 크기 결정을 위해서는 카메라의 해상도(Resolution)에 따른 실제 거리값과 영상 거리값에 대한 보정(Calibration) 작업[9]이 필요하다.

두 번째로 생성된 FOV의 검사 순서 결정은 카메라 이동 시 최소 거리로 이루어진 경로를 결정하기 위하여 신경 회로망의 Hopfield 모델을 이용한 알고리즘[10] 등을 사용하여 결정할 수 있다.

본 연구는 FOV 생성의 중요성을 인식하여 위의 선행 조건들이 행해졌을 경우, CCD 카메라의 FOV를 최소 개수로 생성하는 신경회로망 알고리즘 개발에 목적을 두고 있다. 실제 검사 시스템에서는 특정 PCB의 FOV 크기는 일정하게 정해진다. 그러므로, 그 PCB에서 FOV의 중첩을 최소화하고 FOV의 개수와 그 사이의 거리를 최적화한다면, 총 부품 검사 시간이 줄어들게 할 수 있을 것이며, 이러한 효과는 검사 시스템의 검사 시간을 단축시켜 생산성 향상을 가능하게 한다. 이러한 최적의 FOV 생성 알고리즘 개발을 위하여 신경 회로망 중에서 Hopfield model[11]을 기본으로 한 네트워크를 제안한다. Hopfield 네트워크는 Processing 요소가 서로 완전히 연결된(Fully connected) 단층(Single layer)의 형태를 가졌으며, 반복적 자기 결합형(Iterative auto-associative) 네트워크이다.

결국 Hopfield model을 기본으로 한 최적화 방법이 FOV의 분할을 위하여 사용된다. Hopfield model의 새로운 에너지 함수가 바라는 해의 제한조건을 표현하는데 사용되고, 그것은 2차원의 Hopfield 신경회로망으로 맵핑되어 최소화된다. 이러한 신경회로망 위의 각 뉴런은 FOV와 한 개 또는 그 이상의 부품들 사이의 결합을 나타내도록 제안된다. 결국 가능한 결합을 나타내는 각 뉴런의 초기화와 신경회로망

의 안정상태로의 안착이 FOV의 분할을 가능케 한다. 본 연구의 신경회로망에서는 각 FOV와 한 개 또는 그 이상의 부품들 사이의 안정상태를 찾기 위하여 초기 입력과 적합성 인자를 사용한다. 이와 같은 FOV 분할에 관한 연구는 다중 이동로봇들이 주변 환경지도를 작성하는 협력작업과 배치(deployment) 등에도 이용할 수 있다. 신경 회로망 중에서

접수일자 : 2001. 7. 16., 수정완료 : 2001. 10. 31.

차영업 : 원광대학교 기계공학부(ggypcha@wonkwang.ac.kr)

※본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R02-2000-00310)지원으로 수행되었음.

Hopfield model을 이용한 새로운 FOV 생성 알고리즘의 설명을 위하여, 먼저 2장에서는 기존의 시스템에 대부분 사용되고 있는 순차적인 FOV 생성 알고리즘을 설명한다. 3장에서는 본 연구에서 제안되는 알고리즘의 이론적 기초가 되는 Hopfield model을 간단히 설명하고, 이를 확장하여 새로운 FOV 생성 알고리즘에 대한 이론과 새로운 에너지 방정식을 기술한다. 4장에서는 FOV 분할을 위해 제안된 Hopfield 네트워크의 유용성을 검증하기 위하여 컴퓨터를 사용하여 시뮬레이션한 결과를 보여준다.

II. 순차적인 FOV 생성 알고리즘

기존의 FOV 생성 알고리즘의 대표적인 예는 순차적인 방법을 통한 FOV 생성이다[6]. 그림 2는 현재 일반적으로 사용되고 있는 순차적인 FOV 생성 방법을 보여주고 있다. 여기서 검게 칠한 작은 사각형은 부품을 나타내며, 그들을 둘러싼 사각형은 CCD 카메라의 FOV를 나타내고, X, Y 좌표축이 접해있는 외부의 사각형은 PCB의 외곽을 표시한 것이다. 이 알고리즘은 이전에 생성된 FOV에 포함되지 않은 부품들 중에서, 가장 왼쪽에 있는 부품의 x축 좌표를 새로이 생성하는 FOV의 x축 시작 좌표로 하여, FOV의 x축 길이(FOV_x)만큼 FOV 위치를 설정한다. y축도 마찬가지로 이전에 생성된 FOV에 포함되지 않은 부품들 중에서, 가장 아래쪽에 있는 부품의 y축 좌표를 새로이 생성하는 FOV의 y축 시작 좌표로 하여, FOV의 y축 길이(FOV_y)만큼 FOV 위치를 설정하여 하나의 FOV를 만든다. 그리고 이 FOV에 포함된 부품을 다음 FOV 생성에서는 삭제시킨다. 삭제된 부품을 제외한 나머지 부품을 이용하여 위의 방법과 같은 작업을 반복적으로 그리고 순차적으로 수행한다(아래→위→아래→위---, 왼쪽→오른쪽---). 이러한 작업은 남은 부품이 없을 때까지 수행함으로써 FOV 생성은 종료된다. 그림 3은 이

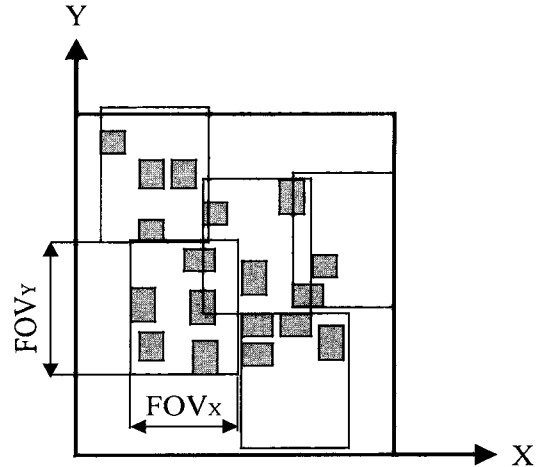


그림 2. 순차적인 FOV 생성.
Fig. 2. Sequential FOV generation.

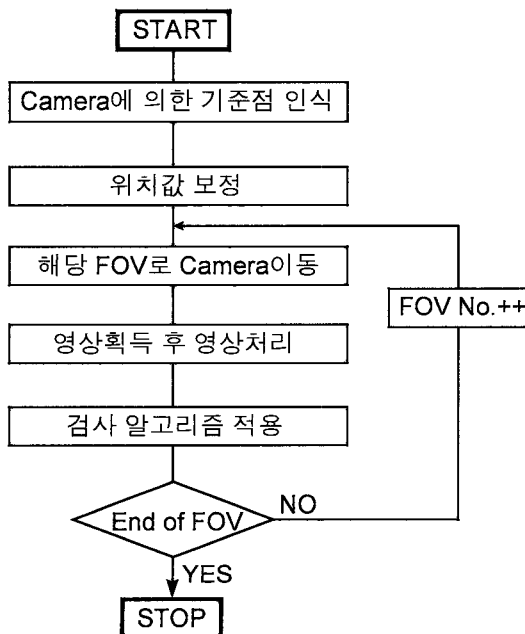


그림 1. 일반적인 비전 검사 시스템의 흐름도.
Fig. 1. Flow chart of general visual inspection system.

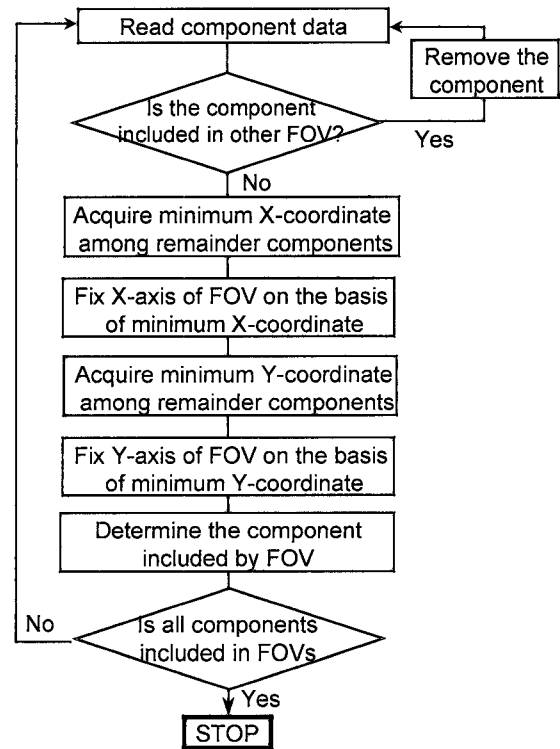


그림 3. 순차적인 FOV 생성 알고리즘.
Fig. 3. Algorithm of sequential FOV generation.

와 같은 순차적인 FOV 생성 순서도를 나타낸다.

이러한 방법은 비록 모든 부품을 FOV에 포함시킬 수는 있겠지만, 검사 부품이 많을수록 야기되는 생성시간의 과중성과 FOV들간의 중첩에 따른 FOV 개수의 과다성 등의 단점을 가지고 있다. 그림 4는 순차적 FOV 생성 결과와 최적화된 FOV 생성결과를 예시하여 보여준 것이다. 여기서, 그림 4(a)는 기존의 순차적인 FOV 생성 알고리즘을 사용했을 경우의 결과를 예시하여 나타낸 것이며, 그림 4(b)는 그림 4(a)와 같은 부품의 크기, 개수, 그리고 위치를 가질 때 얻을 수 있는 최적화된 FOV를 예시하여 나타낸 것이다. 그림 4에서 (a)는 (b)보다 FOV간의 중첩과 개수가 많아서 검사시간

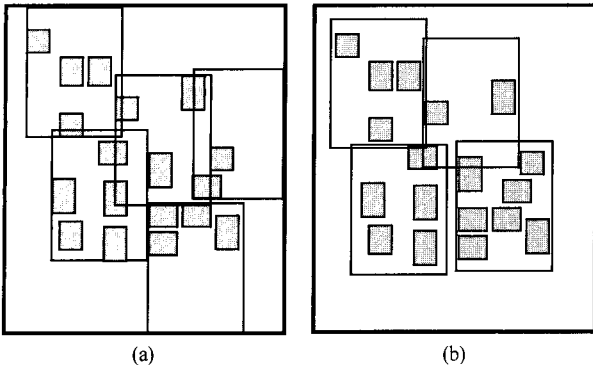


그림 4. 순차적 FOV(a)와 최적화된 FOV(b)생성의 비교.
 Fig. 4. Examples of FOV generation by (a) existing sequential and (b) optimization algorithm.

과 구동부의 이동횟수 관점에서 안 좋은 상태이다. 특히 FOV 개수의 과다성은 그림 4(a)에서와 같이 각 FOV간의 많은 중첩과 공간의 비효율적 사용에 의해 발생되며, 결국 PCB의 총 검사 시간이 길어지는 결과를 낳는다.

III. Hopfield 네트워크를 이용한 FOV 분할

1. Hopfield 네트워크

Hopfield와 Tank[11]에 의하여 제안된 자아-연상 기억 모델(Auto-associative memory model)은 풀기 어려운 최적화 문제의 해결 방법으로 여러 분야에서 이용되고 있다[12][13]. 간단한 다중-입력(Multi-input)구조이며, 비선형적 구동을 하는 Hopfield 네트워크는 입력값의 변화를 조정할 수 있는 운동 방정식(Dynamic rule)과 에너지 방정식(Energy function)을 가지고 있다. 에너지 방정식의 가장 큰 특징은 언제나 운동 방정식에 의해 진행이 될 때, 그 에너지가 감소(또는 상수를 유지)한다는 것이다. 이러한 특징으로 인하여 에너지 방정식의 최소값을 구함으로써 어려운 최적화 문제를 풀 수가 있다.

대체로 크기가 N 인 문제는 각각 다른 e^N 또는 $N!$ 의 경우해를 가지며, 에너지 방정식이 최소인 해가 최적의 해가 될 것이다. 이러한 문제를 조합적 최적화 문제(Combinatorial optimization problem)라 한다. 이러한 조합적 최적화 문제를 풀기 위해 신경 회로망 중 Hopfield 네트워크가 이용된다. Hopfield 네트워크를 이용한 조합적 최적화 문제 풀이의 주안점은 그 문제를 풀기 위한 에너지 방정식을 어떻게 정식화하느냐에 있다.

본 연구는 조합적 최적화 문제의 새롭고 특수한 문제인 FOV 분할에 대한 연구이다. 따라서, 본 연구에서는 부품의 개수와 위치가 일정하지 않는 경우에 Hopfield 네트워크를 이용하여 모든 부품이 적어도 하나의 FOV에 포함되면서 최소 개수의 FOV를 가지는 최적 해를 능동적으로 찾는 결합 알고리즘을 만드는 것이 목적이다. 이 절에서는 이 문제를 해결하기 위하여 우선적으로 Hopfield 네트워크의 기본적인 운동 방정식과 에너지 방정식을 설명한다. 그리고 다음 절에서는 FOV 생성을 위한 제약 조건(Constraint) 및 주요 고려사항들을 정리한 후, 운동 방정식에 적용할 수 있는 에너지 방정식을 제안하고, 이 방정식을 이용하여 결합 행렬

과 외부 자극을 유도한다.

Hopfield 네트워크는 뉴런(Neuron)이라고 불리는 각각의 요소들이 서로 피드백(Feedback)으로 연결된 구조를 이룬다. 일반적으로 i 번째의 뉴런은 현재의 상태 또는 입력값 U_i , 그리고 그 출력값 V_i 등으로 표기가 가능하며, 출력값 V_i 는 비선형의 $0 \sim 1$ (또는 $-1 \sim +1$) 사이의 값을 갖는 출력 함수 $g(U_i)$ 와 관계를 가지고 있다. 출력함수 $g(U_i)$ 는 여러 가지 형태가 있으나, 일반적으로 Step 함수 또는 쌍곡선 탄젠트(Hyperbolic tangent) 형태를 갖는다. j 번째 뉴런의 출력값 V_j 는 결합 행렬(Connection matrix) $T_{i,j}$ 와 곱해져서 i 번째 뉴런의 입력값 U_i 가 되며, 각각의 뉴런에는 Offset bias라는 외부 자극(External excitation) I_i 를 받게 된다.

i 번째 뉴런 U_i 는 이 뉴런의 총 입력값에 대한 함수로 값이 갱신(Update)되며, 이 함수는 사용하는 값이 연속적(Continuous)이나, 이산적(Discrete)이나에 따라 구별되어진다. 이산적인 경우에는 네트워크의 거동 방정식을 정의할 때, 미분 방정식의 적용이 불가능하므로 여기에서는 연속적인 경우라 설정하여 다룰 것이다[11].

연속적인 경우의 미분 방정식으로 표시되는 네트워크의 운동 방정식은

$$\frac{dU_i}{dt} = \sum_{j=1}^N T_{i,j} V_j - \frac{U_i}{\tau} + I_i \quad (1)$$

이며, 이 식에서 τ 는 회로의 시간 상수(Time constant)를 나타낸다. 또한 갱신을 위한 출력함수 $g(U_i)$ 는 쌍곡선 탄젠트를 도입하면 아래와 같다.

$$V_i = g(U_i) = \tanh\left(\frac{U_i}{U_0}\right) \quad (2)$$

여기서, U_0 는 초기의 뉴런값을 나타낸다. U_i 가 비동기적(Asynchronous; 뉴런들의 값이 무작위로(Random) 갱신되는 경우)으로 갱신되고, 결합 행렬 $T_{i,j}$ 가 대칭적이면, (1)로부터 유도되는 기본적인 에너지 방정식(Energy function)은 다음과 같다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T_{i,j} V_i V_j - \sum_{i=1}^N I_i V_i \quad (3)$$

이러한 에너지 방정식은 Liapunov 함수 또는 목적 함수(Objective function)라고도 하며, 중요한 특성으로는 시스템은 언제나 감소(또는 일정한 상수로 수렴)하는 방향으로 나아간다는 것이다. 그러므로 초기의 입력값이 점점 감소하여 에너지 최소점(Energy minima)에 도달하면 일정 상수가 되고, 이 에너지 최소값이 우리가 원하는 해가 될 수 있다.

2. Hopfield 네트워크를 이용한 FOV 분할

FOV 분할이란 여러 개의 부품을 모두 일정한 크기의 최소 개수의 FOV 내에 위치시키는 것을 말한다. 본 연구에서는 Hopfield 네트워크를 기본으로 한 최적화 방법을 FOV 분

		The number of FOV			
		1	2	3	N
The number of object	1	●	●	●	→ ●
	2	●	●	●	
	3	●	●	●	
		↓			↘
	N	●			●

그림 5. FOV를 생성하기 위하여 사용되는 Hopfield 네트워크.
Fig. 5. The Hopfield network used to generate FOV.

할을 위하여 사용한다. 에너지 함수를 바라는 해의 제한조건을 표현하는데 사용하고, 그것은 2차원의 Hopfield 신경회로망으로 맵핑되어 최소화된다. 신경회로망 위의 각 뉴런은 FOV와 한 개 또는 그 이상의 부품들 사이의 결합을 나타내도록 제안된다. 결국 가능한 결합을 나타내는 각 뉴런의 초기화와 신경회로망의 안정상태로의 안착이 FOV의 분할을 가능케 한다. 본 연구의 신경회로망에서는 각 FOV와 한 개 또는 그 이상의 부품들 사이의 안정상태를 찾기 위하여 초기 입력과 적합성 인자를 사용한다.

그림 5는 FOV를 생성하기 위하여 사용되는 Hopfield 네트워크를 보여주고 있다. 가로방향에는 FOV의 번호를 부여하고 세로방향에는 부품번호를 부여한다. 여기서 생성되는 FOV의 수는 부품이 N개라면 최소 1개에서 최대 N개까지가 존재한다. 최적 설계를 문제 해결에 이용하여 최소 개수로 결합을 가능하게 하는 에너지 함수를 만들기 위해 고려할 조건은 다음과 같다

- C1) 각 부품은 오직 한 개의 FOV에만 결합되어야 한다.
- C2) 모든 FOV에 결합된 부품의 개수는 N개이어야 한다.
- C3) 부품들이 결합된 FOV의 개수는 최소가 되어야 한다.
- C4) 한 FOV에 결합된 모든 부품은 해당 FOV 내에 존재하여야 한다.

위의 네 가지 항을 모두 만족하여야 하지만, C1, C2, C4는 유효한 값을 얻기 위해 꼭 만족해야 할 강한 제약조건(Strong Constraint)들이며, C3는 다른 조건들에 비해 약한 제약조건(Weak Constraint)이다.

여기서, 표기법의 통일을 위해 뉴런 $V_{x,i}$ 는 x번 부품과 i번 FOV의 결합으로 정의한다. 만일 x번 부품과 i번 FOV가 결합된다면, 그 값이 1(즉 뉴런이 켜짐)이고, 그렇지 않다면 0(뉴런이 꺼짐)이 된다. 그리고 (1)을 이용한 FOV 분할을 위한 운동 방정식은

$$\frac{dU_{x,i}}{dt} = \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N T_{xi,yj} V_{y,j} - \frac{U_{x,i}}{\tau} + I_{x,i} \quad (4)$$

이고, 여기서

$$V_{x,i} = g(U_{x,i}) = \tanh\left(\frac{U_{x,i}}{U_o}\right) \quad (5)$$

과 같다. 여기서 $T_{xi,yj}$ 는 결합을 갖는 부품 x와 FOV i 그리고 다른 부품 y와 다른 FOV j 사이의 관계를 행렬 형태의 에너지 값으로 표현한 결합 행렬로서, $\sum_y \sum_{j=1}^N T_{xi,yj} V_{y,j}$ 값이 작으면 작을수록 결합력이 강함(즉, 부품 x, i가 결합)을 의미한다. 그리고, (4)에서 유도되는 기본적인 에너지 방정식은 다음과 같이 표현할 수가 있다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N T_{xi,yj} V_{x,i} V_{y,j} - \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N I_{x,i} V_{x,i} \quad (6)$$

그리고 앞에서 거론한 네 가지 조건에 만족하는 FOV 분할 문제의 에너지 방정식을 각각 정의한다면 다음과 같다.

$$E1 = + \frac{A}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N V_{x,i} V_{x,j} - \frac{B}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1, y \neq i}^N V_{x,i} V_{y,x} \quad (7)$$

$$E2 = + \frac{C}{2} \left(\sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N V_{x,i} - N \right)^2 \quad (8)$$

$$E3 = + D \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N V_{x,i} (2P_{x,i} - 1) \quad (9)$$

여기서, A, B, C 그리고 D는 각각 임의의 상수이고, N은 총 부품 수를 나타낸다. 그리고 $P_{x,i}$ 는 부품 x와 FOV i 사이의 결합 강화 변수를 나타내며 다음과 같이 정의한다.

$$P_{x,i} = \begin{cases} 1, & \text{if FOV } i \text{ can enclose component } x \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

(7)에서 우변의 첫 번째 항과 두 번째 항은 $V_{x,i}$ 에서 x에 관한 제약으로, 각각 $x \neq y$, $x = j$ 인 경우를 나타낸다. 즉, 첫 번째 항은 부품 x와 FOV i가 결합되면 부품 x는 다른 FOV와 결합할 수 없음을 나타내는 C1을 의미한다. 두 번째 항은 한 FOV에 여러 개의 부품을 포함하도록 하여 FOV 개수를 최소로 하는 C3의 조건을 의미한다. 그리고 (8)은 C2의 조건을 만족하는 방정식으로 $V_{x,i}=1$ 인 경우의 합이 부품 개수 N과 같아야 함을 나타내며, 마지막으로 (9)는 부품 x가 FOV i에 포함될 수 있는지를 검사하는 식으로 조건 C4를 의미한다.

그러므로, (7), (8) 그리고 (9)를 합한 것이 FOV와 부품 결합 문제의 에너지 방정식이라 볼 수 있다.

$$E = E1 + E2 + E3 \quad (11)$$

(6)과 (11)의 에너지 방정식을 같다고 놓고 풀면, 상수항, $V_{x,i}$ 에 비례하는 선형 항, 그리고 $V_{x,i}$ 의 쌍과 비례하는 2차 항이 나온다. 여기서, 2차 항은 (4)의 운동 방정식에 이용될 결합 행렬 $T_{xi,yj}$ 을 나타내며, 선형 항은 외부 자극 $I_{x,i}$ 을 나타낸다.

그러므로, (11)에 의하여 얻어지는 결합 행렬 $T_{xi,yj}$ 와 의

부 자극 $I_{x,i}$ 는 각각 다음과 같다.

$$T_{xi,yj} = -A\delta_{x,y}(1 - \delta_{i,j}) + B\delta_{x,j}(1 - \delta_{i,y}) - C \quad (12)$$

$$I_{x,i} = CN - D(2P_{x,i} - 1) \quad (13)$$

(12)에서 $\delta_{i,j}$ 는 Kronecker 델타 함수이며 $\delta_{i,j} = \begin{cases} 1 & (i=j) \\ 0 & (i \neq j) \end{cases}$

와 같이 정의된다.

(12), (13)에서 A, B 그리고 C 항이 D 항보다 작은 값이면 모든 부품이 FOV에 결합하지 못할 것이며, A, B 그리고 C 항이 D 항보다 더 크다면 최소개수 결합을 이루지 못할 것이다. 그러므로 시간에 따라 변화하는 임의의 변수 γ 를 이용하여, 초기에는 D 의 값보다 작은 값으로 출발하여, 시간의 변화에 따라 변수 γ 값을 점점 작아지게 함으로써 모든 결합이 최적일 수 있게 할 수 있을 것이다. 이러한 목적을 위하여 (4)의 운동 방정식과 (13)의 외부 자극에 시간 변수 γ 를 추가하면 결과 식은

$$\frac{dU_{x,i}}{dt} = \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N (\gamma \cdot T_{xi,yj}) V_{x,j} - \frac{U_{x,i}}{\tau} + I_{x,i} \quad (14)$$

$$I_{x,i} = \gamma CN - D \cdot (2 P_{x,i} - 1) \quad (15)$$

과 같다.

IV. FOV 분할 실험결과

그림 6은 앞에서 얻은 (12), (14), 그리고 (15)를 이용한 FOV 생성 결과를 보여주고 있다. 여기서는 한 PCB 위에 $N=10$ 개의 부품이 점으로 존재한다고 가정하였다. PCB의 가로와 세로 길이는 $86\text{mm} \times 106\text{mm}$ 이고, FOV는 $30\text{mm} \times 30\text{mm}$ 이다. 여기서 사용된 각 인수값은 $A=300, B=300/N, C=300/N$, 그리고 $D=500$ 이다. 50회의 반복에서 최적해로의 수렴률은 42%이었다.

그림 7은 그림 6의 결과를 얻기까지의, 각 Epoch에서 제

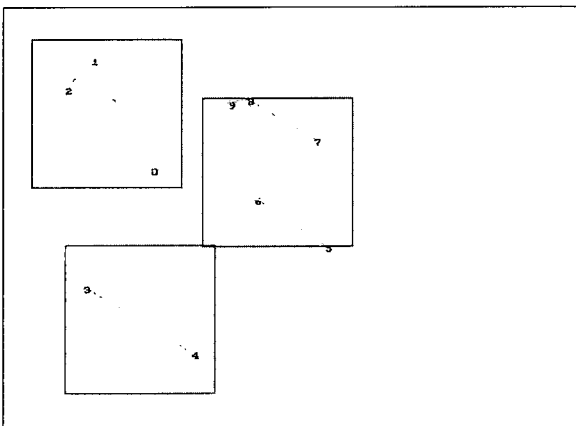


그림 6. 실험적인 FOV 생성 결과.
Fig. 6. Experimental FOV generation result.

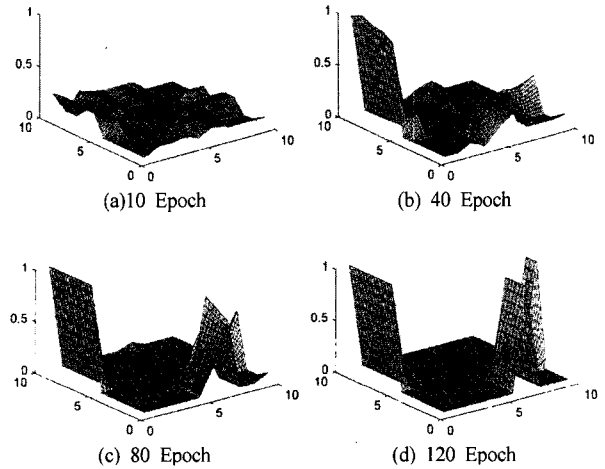


그림 7. 각 Epoch에서 제안된 FOV 생성 알고리즘을 사용한 순차적인 결과.

Fig. 7. Sequential results using the proposed FOV generation algorithm according to each epoch.

object \ FOV	The number of FOV									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	○	○	○	○	○	○	●	○	○	○
2	○	○	○	○	○	○	●	○	○	○
3	○	○	○	○	○	○	●	○	○	○
4	○	○	○	○	○	○	○	○	○	●
5	○	○	○	○	○	○	○	○	○	●
6	●	○	○	○	○	○	○	○	○	○
7	●	○	○	○	○	○	○	○	○	○
8	●	○	○	○	○	○	○	○	○	○
9	●	○	○	○	○	○	○	○	○	○
10	●	○	○	○	○	○	○	○	○	○

그림 8. 컴퓨터 시뮬레이션 결과.

Fig. 8. The result of computer simulation.

안된 FOV 생성 알고리즘을 적용한 순차적인 결과를 3차원으로 보여주고 있다. 여기서 한 Epoch는 10개의 부품 위치가 모두 입력으로 한번씩 적용된 것을 의미한다. 이 그림에서 보면 수평면의 왼쪽 축은 부품번호를 나타내고, 오른쪽 축은 FOV 번호를 나타낸다. 그리고 수직축은 각 뉴런의 상태를 나타낸다. 120 Epoch에서 보면, 3개의 산등성이 모양으로 군집을 이루는 뉴런의 상태를 볼 수 있다. 이는 $N=10$ 개의 부품이 3개의 FOV로 결합된 것을 의미한다. 그림 8은 그림 6과 그림 7에서의 각 뉴런의 최종 상태를 보기 쉽게 2차원으로 표시한 것이다. 흰색은 뉴런의 최종결과가 0인 것을 나타내고, 흑색은 1인 것을 나타낸다. 결과적으로 생성된 FOV의 개수는 3개인 것을 알 수 있다. 그림 9는 PCB의 가로와 세로 길이, 그리고 부품개수는 그림 6과 같이 하고, FOV 크기는 $20\text{mm} \times 20\text{mm}$ 로 한 결과이다. 여기서 사용된 각 인수값은 $A=500, B=300/N, C=300/N$, 그리고 $D=500$ 이다. 50회의 반복에서 최적해로의 수렴률은 41%이었다. 위 실험 결과에서 추론할 수 있는 것은 생성되는 FOV와 부품의 개

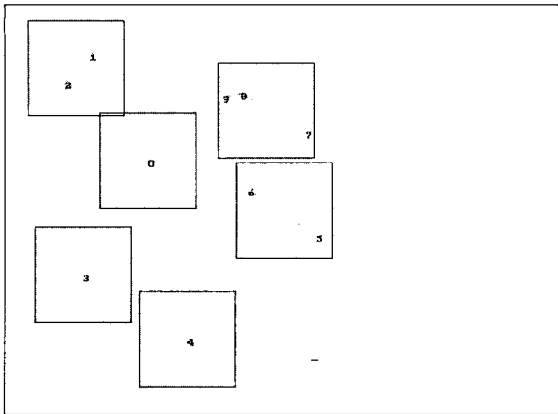


그림 9. 실험적인 FOV 생성 결과.
Fig. 9. Experimental FOV generation result.

수가 증가할수록 수렴률은 떨어지나, 각 인수의 값을 상호 조정함으로써 수렴률의 향상도 가능할 것이다.

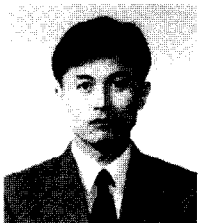
V. 결론

본 연구는 FOV를 자동으로 분할하기 위하여 기존의 순차적인 방법과는 다른, Hopfield 네트워크의 에너지 방정식을 이용하여 FOV 분할 알고리즘의 운동 방정식을 만들었으며, 결합 강화 변수 $T_{xi,yj}$ 에 의하여 부품과 FOV간의 결합을 가능하게 하였다. 그리고 시간 변수 γ 에 의하여 결합 및 최소 개수 결합을 보장할 수 있는 방법을 제안하였다. 특히, 결합 강화 변수 $T_{xi,yj}$ 를 확장한다면, 실제로 여러 종류의 크기를 갖는 FOV나 부품 결합 등에도 능동적인 결합을 가능하게 할 것이다. 이러한 결과는 FOV의 중첩을 최소화시키고, 실제 PCB 검사시에 총 검사 시간을 줄임으로써 생산성 향상을 가능하게 하는 방법으로 확장할 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] T. S. Newman and A. K. Jain, "A survey of automated visual inspection," *Computer Vision and Image Understanding*,

vol. 61, no. 2, pp. 231-261, 1995.
 [2] 유창목, 차영엽, 김철우, 권대갑, 윤한중, "시각센서를 이용한 인쇄회로기판의 J-리드 납땜검사에 관한 연구," 한국정밀공학회지, 제15권, 제5호, pp. 9-18, 1998.
 [3] 오제휘, 차영엽, "시각 검사 시스템에서 신경회로망을 이용한 납땜상태 분류 기법," 한국정밀공학회지, 제15권, 제7호, pp. 26-35, 1998.
 [4] Y. K. Ryu and H. S. Cho, "A neural network approach to extended gaussian image based solder joint inspection," *Mechatronics*, vol. 7, no. 2, pp. 159-184, 1997.
 [5] 유창목, 이중호, 차영엽, "신경회로망을 이용한 J-리드 납땜상태 분류," 제어·자동화·시스템 공학회지, 제5권, 제8호, pp. 995-1000, 1999.
 [6] 김철우, "비전을 이용한 PCB 납땜 검사장치의 개발," 한국과학기술원, 1996.
 [7] Y. Y. CHA and J. H. OH, "A field-of-view generation algorithm using neural network," *Mechatronics*, vol. 11, no. 6, pp. 731-744, 2001.
 [8] 오제휘, 차영엽, "비전 시스템에서 신경회로망을 이용한 검사영역에 관한 연구," 제어 자동화 시스템 공학회지, 제4권, 제3호, pp. 378-383, 1998.
 [9] Y. Y. Cha and D. G. Gweon, "A calibration and range-data extraction algorithm of an omni-directional laser range finder for free ranging mobile robot," *Mechatronics*, vol. 6, no. 6, pp. 665-689, 1996.
 [10] 오제휘, 차영엽, "부품 조립 공정에서 경로의 최적화 알고리즘," 한국정밀공학회지, 14권, 8호, pp. 122-129, 1997.
 [11] Hopfield, J. J. and Tank, D. W., "Neural computation of decisions in optimization problems," no. 52, pp. 141-152, 1985.
 [12] Suganthan, P. N. et al., "Hopfield network with constraint parameter adaption for overlapped shape recognition," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 10, no. 2, pp. 444-449, 1999.
 [13] 오제휘, 차영엽, 고경용, "Hopfield Network를 이용한 이중부품 결합의 최적화 알고리즘," 제어·자동화·시스템 공학회지, 제5권, 제2호, pp. 174-179, 1999.



차 영 엽

1961년 11월 18일생. 1984년 부산대 기계공학과 졸업. 1987년 한국과학기술원 생산공학과(석사). 한국과학기술원 정밀공학과 박사(1995). 1995~현재 원광대학교 기계공학부 부교수. 관심 분야는 이동로봇, 영상처리, 지능제어.