

<技術論文>

자동조립에서의 신경회로망의 계산능력을 이용한 조립순서 최적화

홍대선* · 조형석**
(1993년 12월 23일 접수)

A Neural Network-Based Computational Method for Generating the Optimized Robotic Assembly Sequence

Dae Sun Hong and Hyung Suck Cho

Key Words : Optimal Assembly Sequence(최적조립순서), Assembly Constraints(조립구속조건),
Assembly Cost(조립경비), Neural Network(신경회로망)

Abstract

This paper presents a neural network-based computational scheme to generate the optimized robotic assembly sequence for an assembly product consisting of a number of parts. An assembly sequence is considered to be optimal when it meets a number of conditions: it must satisfy assembly constraints, keep the stability of in-process subassemblies, and minimize assembly cost. To derive such an optimal sequence, we propose a scheme using both the Hopfield neural network and the expert system. Based upon the inferred precedence constraints and the assembly costs from the expert system, we derive the evolution equation of the network, and finally obtain an optimal assembly sequence resulting from the evolution of the network. To illustrate the suitability of the proposed scheme, a case study is presented for industrial product of an electrical relay. The result is compared with that obtained from the expert system.

1. 서 론

생산현장에서 만들어지는 제품들의 가격구성중 조립공정에 해당하는 경비가 차지하는 비율은 약 30%로 알려져 있다.⁽¹⁾ 따라서, 이 공정에서의 원가절감이 중요한 문제로 인식되고 있고, 이를 위하여 조립성향상을 위한 설계(design for assembly-DFA)^(2,3)와 조립순서의 추론방법에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다.^(4~17) 또한, DFA를 위한 하나의 수단으로 조립순서추론이 사용되기도 한다.⁽⁴⁾

현재 조립순서추론에 관한 연구의 대부분은 잘 알려진 탐색방법을 이용하여 가능한 조립순서(feasible assembly sequences)^(4~9)와 최적조립순서(optimal assembly sequences)^(7,8)를 추론하고 있다. 그러나, 이 방법들은 수많은 질의응답에 의존하여 조립구속조건을 추론하던지 또는 많은 시간을 요하는 기하학적 추론에 의해 조립순서를 구하게 되는 단점을 갖고 있다. 더우기, 부품수가 증가하면 탐색공간이 폭발적으로 커지게 되어 적용하는데 한계를 안고 있다.

전자의 문제점을 해결하기 위하여 Cho and Cho^(10~12)는 부품접촉순위 그래프(part contact level graph)를 이용한 조립구속조건 추론방법을 제시하였다.

* 한국과학기술원 대학원 정밀공학과
** 정회원, 한국과학기술원 정밀공학과

그렇지만 이 방법 역시 후자의 탐색공간의 폭발문제를 갖고 있다.

한편 탐색전략을 사용하지 않는 방법으로, 분해법에 의해 조립순서를 추론하는 연구결과도 발표되고 있다.^(13,14) 이 방법들은 기본적으로 국부최적순서(local optimal sequence)를 찾는 방법으로서, 전체최적순서(global optimal sequence)를 찾지 못하는 경우가 있을 수도 있다. 이 방법이 갖고 있는 단점은 스냅결합(snap fit)과 같은 기계적인 구속이 있는 경우에는 적용하기 곤란하다는 점이다.

한편 새로운 방법으로, 신경회로망의 계산능력을 이용한 방법이 Chen⁽¹⁵⁾에 의해 제시가 되었다. 그는 홉필드 신경회로망을 이용하여, 부품의 조립순서 대신에 제품내에 존재하는 연결관계(liaison)들의 조립순서를 구하는 방법을 제시하였다. 이 방법에서는 신경회로망을 학습시키기 위하여, AND/OR 조립선행구속조건⁽⁶⁾과, 그리고 2개의 연결관계(liaison)를 연결하기 위한 조립경비가 주어졌다는 가정을 이용하였다. 그러나, 그는 조립경비를 구하는 방법에 대해서는 다루지 않았다. 일반적으로 조립경비는 추론되어야 할 조립순서에 의존하므로, 연결관계간의 조립경비를 미리 결정해 두는 것은 매우 어렵다고 볼 수 있다. 이 방법이 갖고 있는 또 하나의 다른 단점은, 제품내에 존재하는 연결관계들의 개수 r 은 반드시 부품들의 개수 n 보다 한개 작아야 한다는 점이다. 그러나 일반적으로 $r = (n^2 - n)/2$ 의 관계를 갖고 있는데,⁽⁶⁾ 이 일반적인 경우에 대해서는 고려하지 않았다. 이 단점들로 인하여 이 방법은 실제 응용이 곤란하다는 문제점을 갖고 있다.

Chen의 방법이 안고 있는 문제점들을 극복하기 위하여, 홉필드 신경회로망과 이미 개발된 전문가시스템⁽¹⁰⁾을 이용하고, 조립순서를 연결관계들의 순서대신에 부품들의 조립순서로 표현되는 최적조립순서를 구하는 방법을 이미 제안한 바가 있다.^(16,17) 이 방법에서는 신경회로망의 동작시 뉴런들의 출력값들로부터 가상조립순서(temporary assembly sequence)를 찾고, 이 가상조립순서에 대한 조립경비를 전문가시스템에서 계산을 하여, 그 계산결과에 의해 뉴런들을 동작시켰다. 이러한 과정을 반복하면 신경회로망이 어느 한 패턴으로 수렴하게 되는데, 이 패턴으로부터 최적조립순서를 구하였다. 이 가상조립순서는, $n \times n$ 개의 뉴런들의 행렬로 표현된 신경회로망에서 첫번째 열(column)부터 가장 큰 출력값을 갖는 뉴런들을 순차적으로 찾아서, 이 뉴런들에 해당하는 부품들로 구성되어진다. 그러나, 이렇게 찾은 가상조립순서가 반드시 최적조립순서를 대표한다고 볼 수 없다는 문제점을 지니고 있었다.

본 논문에서는 전에 제안된 가상조립순서 개념의 문제점을 해결하기 위하여, 신경회로망의 가격상수로 사용될 수 있도록 조립경비를 임의의 3부품들의 조립순서에 대한 것으로 정의하고, 이 조립경비를 전문가시스템에 의해 구하는 방법과, 그리고 신경회로망을 이용한 조립순서 최적화방법을 제안한다. 이들 전문가시스템과 신경회로망간의 관계를 Fig. 1에 나타낸다. 전문가시스템에서는 제품모델링데이터들로부터 조립구속조건들, 즉 복수의 부분조립체 발생금지조건과 조립선행구속조건과 그리고 조립경비를 추론하는데, 이들로부터 조립순서에 관련된

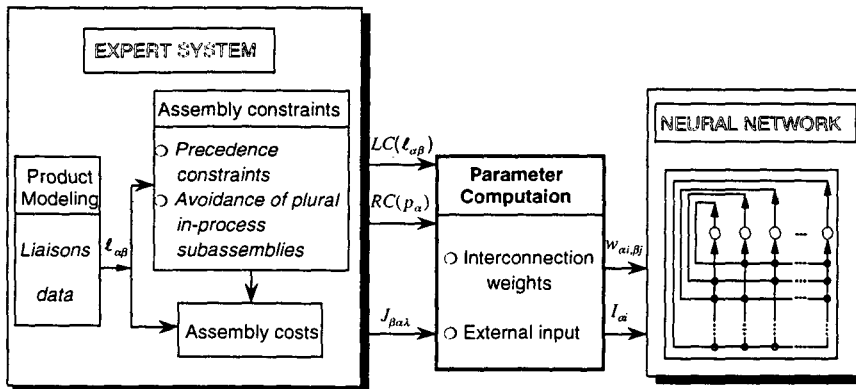


Fig. 1 Schematic diagram of the relation between the expert system and the neural network

에너지함수가 정의되어진다. Fig. 1의 $RC(p_a)$ 는 복수의 부분조립체 발생금지조건의 결과로부터 추론되는데, 이는 임의의 부품 p_a 의 실제연결집합을 나타낸다. 그리고, $LC(l_{\alpha\beta})$ 는 두 부품 p_a 와 p_β 를 연결하기 이전에 이미 조립되어 있어야 할 부품들의 집합 즉, 조립선행구속조건을 나타내고, $J_{\beta\alpha\gamma}$ 는 임의의 임의의 3부품 p_β, p_a, p_γ 를 순차적으로 조립하기 위한 조립경비이다. 위에서 정의된 조립순서에 관련된 에너지와 홉필드 신경회로망의 에너지를 등가시키면, Fig. 1에 나타나 있는 신경회로망의 뉴론간의 결합계수 $w_{ai,\beta j}$ 와 뉴론으로의 외부입력 I_{ai} 를 구할 수가 있고, 이들 결합계수와 외부입력으로부터 신경회로망의 동작방정식이 유도된다. 이후 이 동작방정식에 의해 신경회로망을 동작시키면, 신경회로망은 에너지가 감소하면서 어느 한 패턴으로 수렴하게 되는데, 이때의 패턴으로부터 최적조립순서를 구하게 된다.

사례연구로, 제안된 방법에 의해 전기계전기의 최적조립순서를 구하고, 그 결과를 전문가시스템만에 의해 얻은 결과와 비교하여 제시된 방법의 성능을 평가한다. 사례연구결과는 본 방법이 최적조립순서나 또는 적어도 안정한 조립순서를 구하는데 적용될 수 있음을 보여준다. 본 논문은 조립순서의 표현, 신경회로망에 의한 조립순서 최적화, 사례연구 및 결과고찰 그리고 결론으로 구성되어 있다.

2. 조립순서의 표현

제품의 조립순서를 추론하기 위하여 그 제품을 구성하고 있는 부품들의 상태를 적절하게 표현하고 있어야 하는데 이를 제품모델링(product modeling)이라 한다. 이 모델링데이터는 Fig. 1의 전문가시스템의 입력으로 사용되며 이로부터 조립구속조건들과 조립경비가 추론된다. 제품모델링에 대한 연구현황을 보면 다음과 같이 크게 2가지로 나눌 수 있다. (1) 부품들간의 상호형상관계(topological relation) 추출방식^(4~7,10~17) (2) CAD(computer aided design)나 CSG(constructive solid geometry)데이터에 기초를 둔 기하학적 추론방식(geometrical reasoning),^(8,9) 본 연구에서는 전자에 속하는 방법중의 하나로서, 부품들의 상태를 연결관계(liaison)로서 표현한 Cho and Cho⁽¹¹⁾가 제시한 방법을 이용한다. 본 절에서는 Fig. 1에 표시된 바와 같이, 신경회로망의 학습시 사용하게 될

조립구속조건들, 즉 조립선행구속조건 $LC(l_{\alpha\beta})$ 와 복수의 부분조립체 발생금지조건의 결과로서 추론되는 실제연결집합 $RC(p_a)$ 를 구하는 방법에 대하여 기술한다.

2.1 조립부품의 표현

대상제품으로서는 로봇을 이용한 자동조립에 적합한 제품에 한한다. 이에 적합한 조건으로는 부품들이 상호 직교방향으로 조립되어 있고, 또한 조립시에 발생할 수 있는 외력에 의한 형상변형이 발생하지 않아야 한다. 그리고, 부품 상호간에 직선방향으로 조립이 가능하던지 또는 나사체결과 같은 간단한 동작에 의해 조립이 가능해야 한다. 이 조건들은 DFA의 설계원칙과 일치하고 있다.^(2,3) Fig. 2는 이러한 부품의 예를 나타낸다. 이 그림에서 표시되어 있는 좌표 $x, y, z, \bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$ 는 부품들의 조립방향을 의미하고 이들로 이루어진 집합을 $D = \{x, y, z, \bar{x}, \bar{y}, \bar{z}\}$ 로 나타낸다.

부품 n 개로 구성되어 있는 제품 A 를 $A = (P, L)$ 로 표시한다. 여기서, P 는 n 개의 부품들의 집합 그리고 L 은 부품간에 존재하는 r 개의 부품간의 연결관계(liaison)들의 집합을 나타내며 각각 다음과 같이 표시된다.

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} \tag{1}$$

$$L = \{l_{\alpha\beta} \mid \alpha, \beta = 1, 2, \dots, n. \alpha \neq \beta\} \tag{2}$$

$$(n-1) \leq r (= |L|) \leq n(n-1)/2$$

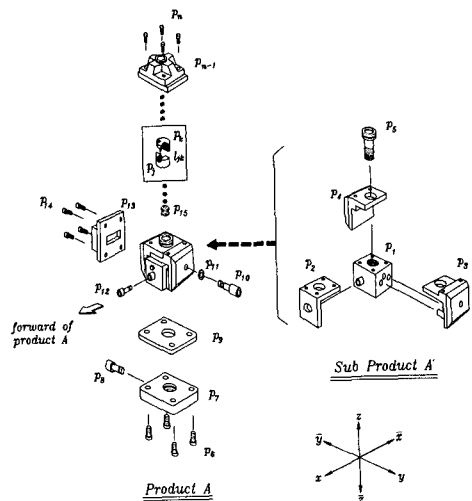


Fig. 2 An example of an exploded view of a product. The coordinates $x, y, z, \bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$, represent assembly directions of parts

여기서, $|L|$ 은 집합 L 의 원소들 즉, 연결관계 (liaison)들의 개수이다. 연결관계 $l_{\alpha\beta}$ 는 두 부품 p_α 와 p_β 간의 연결상태와 연결방향에 대한 정보를 포함하고 있어야 한다. 이를 위해 여기에서는 이 연결상태를 접촉연결과 삽입연결로 구분을 하고, 연결방향은 Fig. 2에 나타난 바와 같이 $x, y, z, \bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$ 의 6방향의 성분을 갖는다. 두 부품 p_α 와 p_β 간의 연결관계 $l_{\alpha\beta}$ 를 다음과 같이 나타낸다.

$$l_{\alpha\beta} = (p_\alpha, C_{\alpha\beta}, F_{\alpha\beta}, p_\beta) \quad (3)$$

여기서, $C_{\alpha\beta}$ 는 접촉연결행렬이고 $F_{\alpha\beta}$ 는 삽입연결행렬로서 다음과 같이 2×3 행렬로 표시한다.

$$C_{\alpha\beta} = \begin{pmatrix} c_x & c_y & c_z \\ \bar{c}_x & \bar{c}_y & \bar{c}_z \end{pmatrix} \quad F_{\alpha\beta} = \begin{pmatrix} f_x & f_y & f_z \\ \bar{f}_x & \bar{f}_y & \bar{f}_z \end{pmatrix} \quad (4)$$

여기서, $C_{\alpha\beta}$ 의 원소 c_d 는, d 방향으로 두 부품 p_α 와 p_β 간의 접촉연결이 없는 경우는 0, 실제접촉은 rc 그리고 가상접촉은 vc 로 표시한다. 그리고 $F_{\alpha\beta}$ 의 원소 f_d 는 삽입연결이 없는 경우는 0, 스크류체결은 sw , 원통삽입연결은 rf , 그리고 복수의 삽입연결은 mp 로 표시한다. 한편 $d \in \{x, y, z, \bar{x}, \bar{y}, \bar{z}\}$ 이다. (상세한 내용은 Cho and Cho⁽¹¹⁾ 참조) 연결관계 예로서 Fig. 3에 나타난 $l_{\alpha\beta}$ 는 다음과 같이 표현된다.

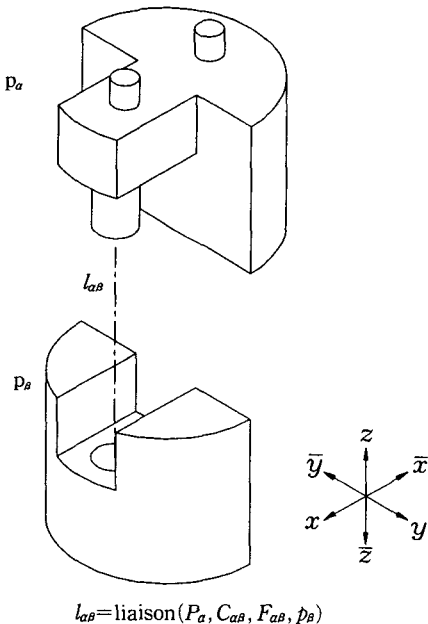


Fig. 3 An example of representing a liaison $l_{\alpha\beta}$
 $l_{\alpha\beta} = \text{Liaison } p_\alpha, C_{\alpha\beta}, F_{\alpha\beta}, p_\beta$

$$l_{\alpha\beta} = \text{liaison}(p_\alpha, \begin{pmatrix} 0 & rc & rc \\ rc & rc & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & rf \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} p_\beta)$$

위의 표현은, 부품 p_α 가 부품 p_β 에 대하여 \bar{x}, y, \bar{y}, z 방향으로 실제접촉연결을 가지며, z 방향으로는 원통삽입연결을 갖고 있음을 보이고 있다.

2.2 조립구속조건

조립순서를 구하기 위해 고려되어야 할 조립구속 조건으로는 조립선행구속조건과 복수의 부분조립체 발생금지 2가지 조건으로 나뉘어진다. 한 연결관계 $l_{\alpha\beta}$ 의 조립선행구속조건 $LC(l_{\alpha\beta})$ 은 두 부품 p_α 와 p_β 를 연결하기 전에 미리 조립되어 있어야 할 h 개 부품들 $p_\gamma, \gamma = \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_h$ 의 집합으로 구성되며, 이는 다음과 같이 표시된다.

$$LC(l_{\alpha\beta}) = \{p_\gamma \in P \mid \gamma = \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_h\} \quad (5)$$

예를 들면, Fig. 2의 A'부분 조립품에 대해서 선행구속조건들은 다음과 같이 얻어진다.⁽¹¹⁾

$$\begin{aligned} LC(l_{24}) &= \{p_3\} \\ LC(l_{25}) &= \{p_3, p_4\} \\ LC(l_{34}) &= \{p_1, p_2\} \\ LC(l_{35}) &= \{p_4\} \end{aligned}$$

다른 하나의 구속조건인 복수의 부분조립체 발생 금지조건은, 어떤 부품 p_α 가 조립되기 위해서는 조립진행중인 부분조립체에 속해있는 부품과 실제연결(real connection)을 갖고 있어야 한다는 것을 의미한다. 여기서, 실제연결은 실제접촉연결(real contact)이나 삽입연결(fit)을 의미한다. 이렇게 조립해나가면 조립시작부터 완료시까지 단 한개의 부분조립체만이 유지될 수 있다. 여기서, 부품 p_α 와 실제연결을 갖는 부품들의 집합을 실제연결집합(real connection set) $RC(p_\alpha)$ 로 정의하고, 이는 연결관계들로부터 추론되며 다음과 같이 표현된다.

$$RC(p_\alpha) = \{rp_i \in P \mid i = 1, 2, \dots, q\} \quad (6)$$

여기서, $rp_i, i = 1, 2, \dots, q$ 는 부품 p_α 와 실제연결을 갖는 q 개의 부품들의 집합이다. 위의 예에서 부품 p_1 은 연결관계 l_{12}, l_{13}, l_{14} 와 l_{15} 으로부터 알 수 있듯이,⁽¹¹⁾ 부품들 p_2, p_3, p_4 그리고 p_5 와 실제연결을 갖고 있으므로, p_1 의 실제연결집합 $RC(p_1) = \{p_2, p_3, p_4, p_5\}$ 로 추론되어 진다. 마찬가지로, 부품들 p_2, p_3, p_4 그리고 p_5 의 실제연결집합들은 다음과 같이 추론되어 진다.

$$RC(p_2) = \{p_1, p_3, p_4, p_5\}$$

$$RC(p_3) = \{p_1, p_2, p_4, p_5\}$$

$$RC(p_4) = \{p_1, p_2, p_3\}$$

$$RC(p_5) = \{p_1, p_2, p_3\}$$

이상에서 얻어진 식 (5)의 조립선행구속조건 LC ($l_{\alpha\beta}$)와 식(6)의 실제연결집합 $RC(p_\alpha)$ 는 다음장에서 다루게 될 신경회로망의 학습시에 사용된다.

3. 신경회로망에 의한 조립순서 최적화

조립순서 최적화문제는 조립구속조건을 만족하는 동시에 조립경비를 최소로 갖는 조립순서를 찾는 것을 의미한다. Hopfield and Tank⁽¹⁸⁾는 홉펠드 신경회로망⁽¹⁹⁾이 동작함에 따라 이 신경회로망에 관계된 에너지가 감소하는 경향을 갖고 있음을 이용하여, TSP(travelling salesman problem)에서의 여행경비를 신경회로망의 에너지와 관련시켜, 최소 여행경비를 갖는 경로를 찾는 문제의 해결방법을 제시한 바가 있다. 본 논문에서는 전문가시스템에서 추론되는 조립구속조건과 조립경비를, 신경회로망의 에너지에 연관시켜 이 신경회로망의 동작결과로부터 최적조립순서를 구하고자 한다. 이를 위해 본 절에서는 전문가시스템의 추론능력을 이용하여, 제품내에 존재하는 연결관계들로부터 조립경비를 구하는 방법을 제안한다. 다음으로는 2절에서 구한 조립구속조건들과 본 절에서 구하게 될 조립경비로부터 조립순서에 관한 에너지 함수를 정의하고 이 함수로부터 신경회로망의 동작방정식을 구한다.

3.1 신경회로망 모델

홉펠드 신경회로망은 동작함에 따라 회로망의 에너지가 감소하면서 극소점으로 수렴하는 특성을 갖고 있다. 따라서 조립경비를 회로망의 에너지와 연관시켜 신경회로망을 동작시키면, 에너지가 전체극소점(global minimum)에 도달할 때 조립경비를 최소로 갖는 최적순서를 구할 수가 있게 된다. 만약 n 을 제품을 구성하고 있는 부품의 개수라 할 때, $n \times n$ 개의 뉴론으로 이루어진 홉펠드 신경회로망을 구성한다. 따라서 신경회로망은 $n \times n$ 행렬로서 표시가 될 수 있는데, Fig. 4에서는 4개의 부품을 조립할 때 신경회로망의 안정화된 한 상태를 보여주고 있다. 이 그림에서 행(row) α 는 부품 p_α 를 나타내고 열(column) i 는 i 번째 조립순서를 나타

i	1	2	4	
α				
1	0	1	0	0
2	0	0	0	1
3	0	0	1	0
4	1	0	0	0

Fig. 4 Neural network representation for 4 parts assembly sequence

낸다. 여기서, 한 뉴론 x_{ai} 의 출력을 ν_{ai} 로 나타낼 때, 이 출력값은 0과 1사이의 값을 갖는데, 이 출력값은 부품 p_α 가 i 번째로 조립될 수 있는 조립가능성(assemblability)을 의미한다. 그래서, ν_{ai} 가 1에 가까운 값을 갖는 경우에는 p_α 가 i 번째로 조립될 가능성이 높음을 보이고, 반면에 0에 가까운 경우에는 조립될 가능성이 낮음을 나타낸다. 이 뉴론 출력값은 시간이 흐름에 따라 어떤 안정화된 값으로 변해가는데, Fig. 4에 나타나 있는 신경회로망의 출력들이 안정화된 상태를 나타내고 있으므로 이 출력패턴에 해당하는 조립순서는 $p_4 \rightarrow p_1 \rightarrow p_3 \rightarrow p_2$ 가 된다. 이와 같이 시간에 따라 변화하는 뉴론의 입출력에 대한 신경회로망의 동작방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{du_{ai}}{dt} = -u_{ai} + \sum_{\beta=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ai,\beta j} \nu_{\beta j} + I_{ai} \quad (7)$$

$$\nu_{ai} = \text{sigmoid}(u_{ai}) = \frac{1}{1 + e^{-u_{ai}/u_0}} \quad (8)$$

여기서, u_{ai} 는 뉴론 x_{ai} 로 입력되는 전체입력값, 이 값은 부품 p_α 가 i 번째에 조립될 수 있는가를 나타내는 조립가능성과 관계가 있다.

ν_{ai} 는 0과 1사이의 값을 갖는 뉴론 x_{ai} 의 출력값, 이는 부품 p_α 가 i 번째에 조립될 수 있는 조립가능성(assemblability)을 의미한다.

$w_{ai,\beta j}$ 는 두 뉴론 x_{ai} 와 $x_{\beta j}$ 간의 결합계수,

I_{ai} 는 뉴론 x_{ai} 로의 외부입력(external input), 이는 3·4절에서 부품의 개수 n 에 비례하는 값으로 나타내어 진다.

u_0 는 시그모이드함수의 기울기에 관계되는 상수이다.

Fig. 5에 식(7)과 (8)에 의해 동작하는 뉴론 x_{ai} 를 보인다. 위의 신경회로망이 지니고 있는 신경회로망의 에너지함수 E 는 다음과 같이 정의될 수 있다.

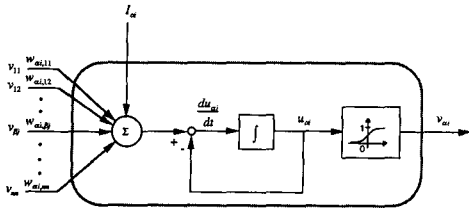


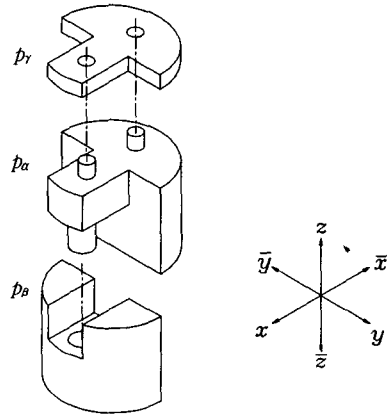
Fig. 5 A schematic diagram of a neuron x_{ai} in the network

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{\beta=1}^n \sum_{\gamma=1}^n w_{ai,\beta\gamma} v_{ai} v_{\beta\gamma} - \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^n I_{ai} v_{ai} \quad (9)$$

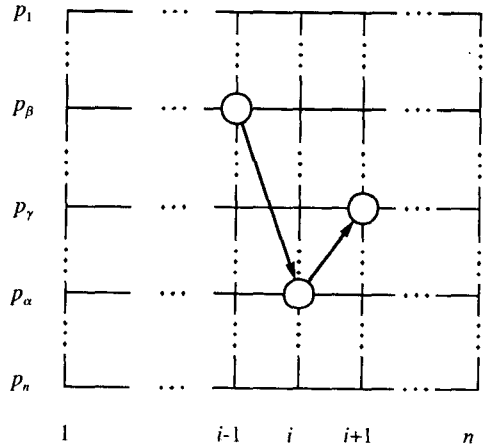
3.2 조립경비와 최적조립순서

신경회로망에서 뉴런들 출력패턴으로 표현되는 조립순서에 대한 조립경비를 구하기 위하여, Fig. 6과 같이 i 번째에 조립하고자 하는 임의의 부품 p_a 와 그리고 이 부품의 전후에 인접하여 조립되는 부품들 $p_\beta (\beta=1, 2, \dots, n, \beta \neq a)$ 와 $p_\gamma (\gamma=1, 2, \dots, n, \gamma \neq a, \beta)$, 즉 3개의 부품으로 이루어진 조립순서 $p_\beta \rightarrow p_a \rightarrow p_\gamma$ 를 고려한다. 이 경우 임의의 한 뉴런 x_{ai} 를 포함하는 모든 조립순서, 즉 부품 p_a 가 i 번째에 조립되는 모든 순서에 대한 조립경비를 구하기 위하여는 아래에 기술되어 있는 바와 같이 $(n-1)(n-2)$ 개의 조립순서에 대한 계산이 필요하게 된다. 여기서, 부품 3개 이상의 순서를 고려할 수도 있으나 그만큼 계산량이 지수함수적으로 커지게 되는 단점이 있다. Fig. 6의 조립순서 $p_\beta \rightarrow p_a \rightarrow p_\gamma$ 에 대한 조립경비를 $J_{\beta a \gamma}$ 라 나타내면, 이 순서에 관한 신경회로망에서의 에너지는 조립경비 $J_{\beta a \gamma}$ 와 각 뉴런들의 출력값들과의 곱인 $J_{\beta a \gamma} v_{\beta, i-1} v_{ai} v_{\gamma, i+1}$ 로 표현될 수 있다. 그리고, 한 뉴런 x_{ai} 를 중심으로 $i-1$ 번째와 $i+1$ 번째에 있는 뉴런들에 나타난 모든 조립순서들의 에너지는 모든 β 와 γ 에 대한 에너지를 더함으로써 구할 수 있다. 따라서, 한 뉴런에서의 조립경비를 구하는 데는 $(n-1)(n-2)$ 개의 조립순서에 대한 계산이 필요하게 된다.

본 절에서는 위와 같은 임의의 3개 부품으로 이루어진 조립순서의 조립경비를 구하는 새로운 방법을 제시하고, 이 조립경비를 신경회로망의 학습시에 가격상수로 사용하게 된다. 이 조립경비를 구하기 위하여, 임의의 조립순서들에 대응하는 가능한 조립방향순서(ordered lists of possible assembly directions)들을 찾고, 이들로부터 조립경비의 변수를 이루는 조립불안정도와 조립방향변경회수를



(a) Parts representation



(b) Neural network representation

Fig. 6 Representation of an assembly sequence $q_{\beta a \gamma} \rightarrow p_a \rightarrow p_\gamma$

구하게 된다.

3.2.1 조립경비

신경회로망에서의 가격상수로 사용하기 위하여 조립하고자 하는 부품과 이 부품의 전후로 인접한 두 부품으로 이루어진 부품 3개의 조립순서에 대한 조립경비의 개념을 도입한다.

Fig. 6에 나타나 있는 3개의 부품 p_β, p_a, p_γ 의 조립순서를 $SEQ_{3\beta a \gamma} = \{p_\beta, p_a, p_\gamma\}$ 로 표시한다. 여기서 p_β 는 $i-1$ 번째, p_a 는 i 번째, 그리고 p_γ 는 $i+1$ 번째로 조립되는 부품을 의미한다. 이 조립순서 $SEQ_{3\beta a \gamma}$ 에 대한 조립경비를 $J_{\beta a \gamma}$ 로 표시하고, 이는 사용할 로봇의 자유도가 정해진 상태에서 이 순서로 조립할때 만들어지는 부분조립체들의 조립불안

정도 C_{as} 와 조립방향 변경회수 C_{nt} 의 함수로 정의한다. 즉, 조립경비 $J_{\beta\alpha\gamma}$ 를 다음과 같이 나타낸다.

$$J_{\beta\alpha\gamma} = \begin{cases} 1 : SEQ3_{\beta\alpha\gamma} \text{가 조립구속조건을 위배하는 경우} \\ \rho_s C_{as} + \rho_t C_{nt} : \text{기타} \end{cases} \quad (10)$$

여기서, ρ_s 와 ρ_t 는 조립시스템의 종류와 사이클 타임(cycle time)에 따라 결정되는 가중치로서 $\rho_s + \rho_t = 1$ 의 관계를 가지며, 그리고 $0 \leq C_{as} \leq 1$, $0 \leq C_{nt} \leq 1$ 이다.

3.2.2. 가능한 조립방향순서

Fig. 6에서 표시된 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma} = \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 에 대한 조립불안정도와 조립방향 변경회수를 구하기 위하여는 이 순서를 구성하고 있는 각 부품들의 조립방향을 알고 있어야 한다. 이 방향들은 이 부품들과 그리고 이들이 조립되기 이전의 부분조립체에 존재하는 부품들간의 모델링데이터로부터 추론될 수 있다.^(10,12) 그렇지만, Fig. 6(b)와 같은 신경회로망의 표현방식에서는 신경회로망이 한 패턴으로 수렴하기 전까지는, $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 의 부품들이 조립되기 이전의 부분조립체에 어떠한 부품들이 이미 조립되어 있는가를 알 수가 없다. 따라서, 여기에서는 각 부품들 $p_\beta, p_\alpha, p_\gamma$ 가 가질 수 있는 모든 가능한 조립방향들로 이루어진 집합을 구하여 조립경비를 계산하는데 이용하고자 한다.

임의의 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 를 이루고 있는 부품들 $p_\beta, p_\alpha, p_\gamma$ 의 가능한 조립방향집합들은 최대 6방향 즉, $x, y, z, \bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$ 를 원소로 갖는 집합으로 표현될 수가 있는데, 이들을 각각 $DL_{\beta\alpha\gamma}^\beta, DL_{\beta\alpha\gamma}^\alpha, DL_{\beta\alpha\gamma}^\gamma$ 로 표시한다. 즉, $DL_{\beta\alpha\gamma}^\beta$ 는 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 에 속하는 각 부품 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 이 가질 수 있는 가능한 조립방향집합을 의미한다. $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 구성하는 부품들이 조립방향을 알고 있으면, 다음으로는 Fig. 7에 나타나 있는 바와 같이 이 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 의 각 부품에 대응하는 가능한 조립방향순서들이 정의될 수 있다. 이 부품들의 가능한 조립방향집합들의 원소의 개수를 $b (= |DL_{\beta\alpha\gamma}^\beta|)$, $a (= |DL_{\beta\alpha\gamma}^\alpha|)$, 그리고 $g (= |DL_{\beta\alpha\gamma}^\gamma|)$ 라 표시하면, 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 의 3부품을 조립하는데 나타날 수 있는 모든 조립방향순서의 수 $m = b \times a \times g$ 개가 된다. 이 조립방향순서는 Fig. 7에 나타나 있는 바와 같이, 가능한 조립방향집합들의 원소들을 계층적으로 트리(tree)로 구성하여 얻을 수 있는데, 이렇게 하여 얻어진 가능

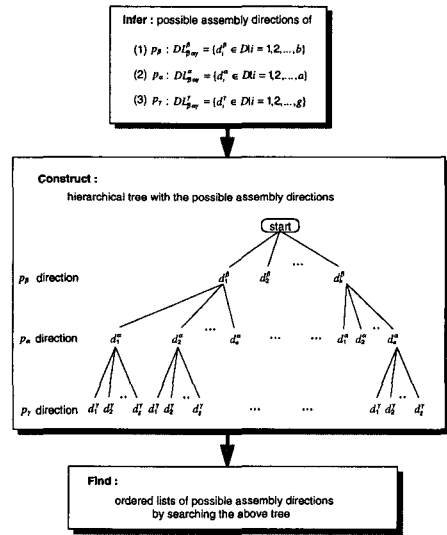


Fig. 7 Procedure of inferring the ordered lists of possible assembly directions corresponding to an assembly sequence $p_\beta \rightarrow p_\alpha \rightarrow p_\gamma$

한 조립방향순서는 식(10)의 조립불안정도와 조립방향 변경회수를 구하는데 이용된다.

임의의 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 를 이루고 있는 부품들 $p_\beta, p_\alpha, p_\gamma$ 의 가능한 조립방향집합들과, 이 부품들을 순차적으로 조립할 때 나타날 수 있는 모든 가능한 조립방향순서들을 구하는 방법은 부록에 기술되어 있으며, 부록의 식(A3)에 나타나 있는 이 가능한 조립방향순서들은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} DS_1^{\beta\alpha\gamma} &= \{d_1^\beta, d_1^\alpha, d_1^\gamma\} \\ DS_2^{\beta\alpha\gamma} &= \{d_1^\beta, d_1^\alpha, d_2^\gamma\} \\ &\vdots \\ DS_m^{\beta\alpha\gamma} &= \{d_b^\beta, d_a^\alpha, d_g^\gamma\} \end{aligned} \quad (11)$$

여기서, $DS_j^{\beta\alpha\gamma}$, $j=1, 2, \dots, m$ 는 임의의 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma} = \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 에 속하는 부품들을 순차적으로 조립할 때 나타날 수 있는 조립방향순서를 표시하고, 이 $DS_j^{\beta\alpha\gamma}$ 의 원소 $d_i^k \in \{x, y, z, \bar{x}, \bar{y}, \bar{z}\}$, ($i=1, 2, \dots, n_k, n_k = b, a, g, \kappa = \beta, \alpha, \gamma$)는 부록에서 얻어진 식(A2)에 나타나 있는 부품 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 의 가능한 조립방향들이다. 위의 식(11)의 가능한 조립방향집합들은, 다음에 전개되는 바와 같이, 식(10)의 조립경비의 변수인 조립불안정도와 조립방향 변경회수를 구하는데 이용된다.

3.2.3. 조립불안정도와 조립방향 변경회수

조립진행중인 부분조립체에 부품들이 완전히 고정되지 않은 상태에서 그 부분조립체가 움직이던지 또는 회전운동이 일어나는 경우에는 그 부품들이 이탈할 수가 있게 된다. 따라서 조립순서계획의 수립시 부분조립체의 상태가 불안정한 상태에서는 그 부분조립체의 움직임이 일어나지 않도록 해야 한다. 이러한 부분조립체의 안정성이 유지되도록 하는 조립순서를 안정한 조립순서라 한다. 만일 동작자유도가 큰 로봇을 사용하면, 로봇의 유연성을 이용하여 부분조립체의 움직임을 방지할 수가 있으므로, 보다 많은 수의 안정한 조립순서가 존재하게 된다. 최적조립순서의 조건으로서 이 조립순서의 안정성을 반드시 고려해야 하는데, 이를 위해 다음으로는 조립순서의 불안정성에 대하여 기술한다.

식(11)에서 얻은 모든 가능한 조립방향순서들 DS_j^{par} , $j=1, 2, \dots, m$ 에 대하여, 로봇 동작자유도가 정해진 상태에서 조립순서 $SEQ3_{par}$ 의 조립불안정도 C_{as} 를 다음과 같이 정의한다.

$$C_{as} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left\{ \frac{1}{12 \times 3} \sum_{j=1}^3 (S\{BA_j\})_i \right\} = \frac{1}{36m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^3 (S\{BA_j\})_i \quad (12)$$

여기서, BA_j , $j=1, 2, 3$ 은 $SEQ3_{par}$ 의 순서에 따라 조립할 때 만들어지는 j 번째 부분조립체들로 다음과 같다.

$$\begin{aligned} BA_1 &= \{p_\beta\} \\ BA_2 &= \{p_\beta, p_\alpha\} \\ BA_3 &= \{p_\beta, p_\alpha, p_r\} \end{aligned}$$

그리고 $(S\{BA_j\})_i$ 는 $SEQ3_{par}$ 의 각 부품 p_β, p_α, p_r 을 식(11)의 DS_j^{par} 의 순서로 조립할 때, 부분조립체 BA_j 가 갖는 불안정도를 의미한다. 부분조립체의 불안정도 $S\{BA_j\}$ 가 0이라 함은 모든 부품들이 완전히 고정되어 있음을 뜻하고, 반면에 12인 경우에는 그 부분조립체에 있는 부품들이 모든 방향으로 움직일 가능성이 있음을 뜻한다.^(10,12) 만일 한 조립순서 $SEQ3_{par}$ 에서, 불안정도가 0이 아닌 부분조립체 BA_j 가 조립방향변경으로 인해 움직이게 되면, 그 부분조립체에 있는 부품들의 이탈이 초래된다. 이 경우 조립순서 $SEQ3_{par}$ 를 불안정한 조립순서라 하고, 이때의 불안정도는 최대값인 12로 한다. 더우기, 만일 순서 $SEQ3_{par}$ 가 조립선행 구속조건을 위배하면 이 순서에 대한 조립불안정도

C_{as} 는 1로 한다. 위의 식(12)를 보면, C_{as} 가 최대 1의 값을 갖도록 하기 위하여, 모든 가능한 조립방향순서들에 의해 $SEQ3_{par}$ 를 조립할 때 발생하는 3개의 부분조립체들에 대한 불안정도의 합을 $3 \times 12 \times m = 36m$ 으로 나누었음을 알 수 있다. 여기서 m 은, $SEQ3_{par}$ 에 대응하여 나타날 수 있는, 모든 가능한 조립방향순서들의 개수이다.

다음으로는 조립불안정도 C_{as} 와 더불어 조립경비의 변수를 이루는, $SEQ3_{par}$ 의 부품들을 조립할 때 발생하는 조립방향 변경회수 C_{nt} 를 다음과 같이 정의한다.

$$C_{nt} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left\{ \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 (NT_j)_i \right\} = \frac{1}{3m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^3 (NT_j)_i \quad (13)$$

여기서, $(NT_j)_i$ 는, $SEQ3_{par}$ 의 각 부품 p_β, p_α, p_r 를 식(11)의 어떤 가능한 조립방향순서 DS_j^{par} 에 따라서 조립할 때 만들어지는, j 번째 부분조립체 BA_j 가 조립방향이 변경되면 1 아니면 0이다. 만일 조립순서 $SEQ3_{par}$ 의 부품들을 어떤 조립방향순서 DS_j^{par} 에 따라 조립할 때 불안정하다면, 이 i 에 대하여 모든 NT_j , $j=1, 2, 3$ 은 1로 한다. 또한, $SEQ3_{par}$ 가 조립구속조건을 위배한다면 C_{nt} 는 최대값인 1로 한다. 위의 식(13)을 보면, 조립불안정도 C_{as} 와 마찬가지로, C_{nt} 의 최대값을 1로 하기 위하여, 모든 가능한 조립방향순서들에 의해 $SEQ3_{par}$ 를 조립할 때 발생하는 모든 부분조립체들에 대한 조립방향 변경회수의 합을 $3m$ 으로 나누었음을 알 수 있다.

위에서 구한 식(12)와 식(13)을 식(10)에 대입하면, $SEQ3_{par}$ 에 대한 조립경비 J_{par} 를 구할 수 있고, 다음으로는 신경회로망을 이용하여 이 조립경비 J_{par} 를 최소로 갖는 최적조립순서를 구하게 된다. 이를 위해 식(10)의 조립경비와 식(5)와 (6)의 조립구속조건들에 관련된 에너지함수를 정의하고, 이 에너지함수를 홉필드(Hopfield)신경회로망^(18,19)의 에너지와 연관시킨다. 신경회로망의 에너지는 식(9)에서 나타나 있는 바와 같이 뉴론간의 결합계수와 뉴론들에 가해지는 외부입력의 함수로 표시되며, 이 결합계수와 외부입력은 조립경비와 조립구속조건들에 관련된 에너지함수로부터 계산된다. Fig. 1에 이들 관계가 간략하게 나타나 있다. 이 신경회로망이 동작함에 따라 이 에너지는 감소하는 경향을 가지는데 이 에너지가 전체극소점(global minimum)에 도달할 때에 조립경비를 최소로 갖는 최적조립순서를 얻을 수 있다.

3.3 조립순서에 관계되는 에너지함수

신경회로망 에너지와 조립순서와의 관계를 에너지함수를 다음과 같이 나타낸다.

$$E_{os} = E_A + E_B + E_C + E_S + E_P + E_D \quad (14)$$

여기서, E_A 는 한 부품이 두곳 이상의 조립시스템에 속할 때 증가하고, E_B 는 한 조립시스템에 두개 이상의 부품을 가질때 증가하는 항이다. 그리고 E_C 는 신경회로망에 표현되어 있는 부품들의 개수, 즉 뉴론출력들의 합이 제품이 갖고 있는 총 부품수 n 과 차이를 보일 경우에 증가하는 항이다. 그외에 복수의 부분조립체 발생금지조건에 관한 에너지항 E_S 와 조립선행구속조건에 관한 에너지 항 E_P , 그리고 조립경비와 관계되는 에너지항 E_D 는 지금부터 유도한다.

3.3.1 비정상적인 조립순서에 관한 에너지

$$E_A, E_B, E_C$$

위에서 설명한 바와 같이, 출력패턴이 비정상적인 조립순서를 가질 때 에너지가 증가하도록 E_A, E_B, E_C 를 다음과 같이 정의한다.

$$E_A = \frac{C_A}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n \nu_{ai} \nu_{aj} \quad (15)$$

$$E_B = \frac{C_B}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{\beta \neq a}^n \nu_{ai} \nu_{\beta i} \quad (16)$$

$$E_C = -\frac{C_C}{2} \left(\sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^n \nu_{ai} - n \right)^2 \quad (17)$$

여기서, C_A, C_B, C_C 는 양수의 에너지상수이다.

3.3.2 복수의 부분조립체 발생금지조건에 관한 에너지 E_S

2절에 기술한 바와 같이, 조립구속조건들의 하나인 이 조건은, 조립진행중인 부분조립체에 부품 p_a 가 조립되기 위해서는, 부분조립체에 속하는 부품들과 이 p_a 사이에 적어도 한개이상의 실제연결이 존재해야 한다는 것이다. 즉, 한 부품 p_a 가 조립되기 위하여는 그 이전에, 식(6)으로 표현된 p_a 의 실제 연결집합 $RC(p_a)$ 에 속하는 부품들 $r p_i \in RC(p_a), i=1, 2, \dots, q$ 가 적어도 한개이상 조립진행중인 부분조립체에 있어야 함을 의미한다. 이 조건을 신경회로망의 에너지로 표현하면, i 번째로 조립되는 부품 p_a 가 그 이전에 조립되어 있는 부품들과 적어도 한개의 실제연결을 갖고 있을 때 최소의 에너지를 갖도록 하고, 아니면 에너지를 증가시킨다. 따라서, 한 뉴론 $x_{ai}, a=1, 2, \dots, n, i=1, 2, \dots, n$

에 대하여, i 번째로 조립되는 부품 p_a 가 그전에 조립되어 있는 부품들과 실제연결을 갖지 않을 때 에너지가 증가하도록 다음과 같이 E_S 를 정의한다.

$$E_S = \frac{C_S}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^n \nu_{ai} \left\{ 1 - \max_{\beta \in RC(p_a)} \left(\sum_{j=1}^{i-1} \nu_{\beta j} \right) \right\} \quad (18)$$

여기서, $RC(p_a)$ 는 식(16)에서 얻은 부품 p_a 의 실제연결집합이고, C_S 는 양의 상수이다. 식(18)을 보면, 부품 p_a 가 조립되기 전에, $RC(p_a)$ 에 속하는 부품들중 한 부품이라도 이미 조립되어 있으면 $\sum_{j=1}^{i-1} \nu_{\beta j}$ 항이 1에 가깝게 되어 E_S 는 낮은값을 갖게 됨을 알 수 있다.

3.3.3 조립선행구속조건에 관한 에너지 E_P

두 부품 p_a 와 p_β 간의 연결관계 $l_{a\beta}$ 의 조립선행구속조건 $LC(l_{a\beta})$ 는, 2절의 식(5)에 나타나 있는 바와 같이, 두 부품이 연결되기 이전에 미리 조립되어 있어야 할 부품들의 집합으로 표시된다. 식(5)의 관계식 $LC(l_{a\beta}) = \{p_\gamma \in P | \gamma = \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_h\}$ 에서 p_γ 들이 두 부품 p_a 와 p_β 를 연결하기 위한 선행부품임을 나타내고 있다. 이 $LC(l_{a\beta})$ 를 위배하는 조립순서로는 $p_a \rightarrow p_\beta \rightarrow p_\gamma$ 와 $p_\beta \rightarrow p_a \rightarrow p_\gamma$ 가 존재하는데, Fig. 8 (a), (b)는 신경회로망에 의한 이 두 경우의 표현을 나타내고 있다. 이 그림으로부터, 신경회로망에서 이들 조립순서에 대해 에너지가 증가하도록 조립선행구속조건에 대한 에너지 E_P 를 다음과 같이 정의한다.

$$E_P = \frac{C_P}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^n \nu_{ai} \sum_{\beta \neq a}^n \left(\sum_{j=1}^{i-1} \nu_{\beta j} \sum_{\gamma \in LC(l_{a\beta})} \sum_{\kappa=i+1}^n \nu_{\gamma \kappa} + \sum_{\gamma \in LC(l_{a\beta})} \sum_{\kappa=j+1}^n \nu_{\gamma \kappa} + \sum_{j=i+1}^n \nu_{\beta j} \sum_{\gamma \in LC(l_{a\beta})} \sum_{\kappa=j+1}^n \nu_{\gamma \kappa} \right) \quad (19)$$

여기서, $LC(l_{a\beta})$ 는 두 부품 p_a 와 p_β 들이 연결되기 이전에 미리 조립되어 있어야 할 부품들의 집합인 조립선행구속조건이고, C_P 는 양수의 상수이다. 위의 식에서 괄호안의 첫번째 항은 이 $LC(l_{a\beta})$ 을 위배하는 조립순서 $p_\beta \rightarrow p_a \rightarrow p_\gamma$ 에 대한 에너지를 나타내고, 두번째 항은 순서 $p_a \rightarrow p_\beta \rightarrow p_\gamma$ 에 대한 에너지를 나타낸다.

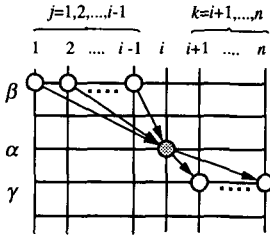
3.3.4 조립경비에 관한 에너지 E_D

3.2절에서 전개된 바와 같이, 임의의 조립순서 $SEQ3_{par} = \{p_\beta, p_a, p_\gamma\}$ 에 대한 식(10)의 조립경비 $J_{\beta a \gamma}$ 에 비례하여 에너지가 증가하도록 에너지 E_D 를

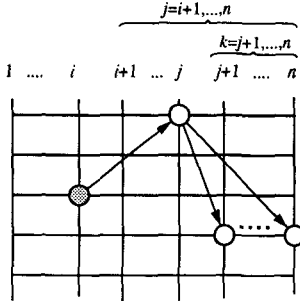
다음과 같이 정의한다.

$$E_D = \frac{C_D}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{\beta \neq a}^n \sum_{\gamma \neq a, \beta}^n J_{\beta\alpha\gamma} \nu_{\beta, i-1} \nu_{\gamma, i+1} \quad (20)$$

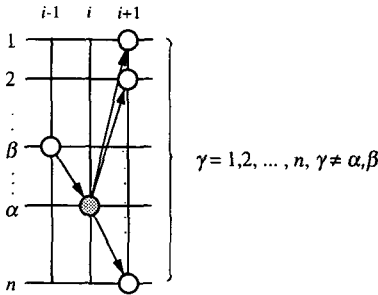
여기서, C_D 는 양의 상수이다. 윗식은 i 번째로 조립되는 부품 p_a 에 대한 에너지는, $i-1$ 번째의 선행부품 p_β 와 $i+1$ 번째의 후행부품 p_γ 에 해당하는 뉴론들의 출력값과 그리고 이들 순서가 갖는 조립 경비에 관계됨을 보이고 있다. Fig. 8(c)는 신경회



(a) Sequence $p_\beta \rightarrow p_a \rightarrow p_\gamma$, violating precedence constraint $LC(l_{\alpha\beta}) = \{p_r \in P \mid r = r_1, r_2, \dots, r_h\}$



(b) Sequence $p_\alpha \rightarrow p_\beta \rightarrow p_\gamma$ violating precedence constraint $LC(l_{\alpha\beta}) = \{p_r \in P \mid r = r_1, r_2, \dots, r_h\}$



(c) Sequence $p_\beta \rightarrow p_\alpha \rightarrow p_\gamma$ for which the energy related to assembly cost is computed

Fig. 8 Representation of neural computation of network energy for a neuron $x_{\alpha i}$ (●)

로망에서의 이 에너지 표현의 한 예를 보이고 있다.

3.3.5 조립순서에 관한 에너지

식(15)에서 (20)까지의 정의된 에너지들을 모두 더하면, 조립순서에 관한 에너지 E_{os} 를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} E_{os} &= E_A + E_B + E_C + E_S + E_P + E_D \\ &= \frac{C_A}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{j \neq i}^n \nu_{ai} \nu_{aj} + \frac{C_B}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{\beta \neq a}^n \nu_{ai} \nu_{\beta i} \\ &\quad + \frac{C_C}{2} \left(\sum_{a=1}^n \nu_{ai} - n \right)^2 \\ &\quad + \frac{C_S}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^n \nu_{ai} \left\{ 1 - \max_{\beta \in RC(p_a)} \left(\sum_{j=1}^{i-1} \nu_{\beta j} \right) \right\} \\ &\quad + \frac{C_P}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^n \nu_{ai} \sum_{\beta \neq a}^n \left(\sum_{j=1}^{i-1} \nu_{\beta j} \right) \sum_{\gamma \in LC(l_{\alpha\beta})} \sum_{k=i+1}^n \nu_{\gamma k} \\ &\quad + \sum_{j=i+1}^n \nu_{\beta j} \sum_{\gamma \in LC(l_{\alpha\beta})} \sum_{k=j+1}^n \nu_{\gamma k} \\ &\quad + \frac{C_D}{2} \sum_{a=1}^n \sum_{\beta \neq a}^n \sum_{\gamma \neq a, \beta}^n J_{\beta\alpha\gamma} \nu_{\beta, i-1} \nu_{\gamma, i+1} \end{aligned} \quad (21)$$

3.4 신경회로망의 동작방정식

식(9)의 신경회로망의 에너지함수 E 와 식(21)의 조립순서에 대한 에너지함수 E_{os} 를 비교하여 증가시키면 결합계수 $w_{\alpha i, \beta j}$ 와 외부입력 $I_{\alpha i}$ 를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} w_{\alpha i, \beta j} &= -C_A \delta_{\alpha\beta} (1 - \delta_{ij}) - C_B \delta_{ij} (1 - \delta_{\alpha\beta}) \\ &\quad - C_C + C_S \delta_{\beta, \beta} u(i-j) \\ &\quad - C_P (1 - \delta_{\beta\alpha}) \left\{ u(i-j) \sum_{\gamma \in LC(l_{\alpha\beta})} \sum_{k=i+1}^n \nu_{\gamma k} \right. \\ &\quad \left. + u(j-i) \sum_{\gamma \in LC(l_{\alpha\beta})} \sum_{k=i+1}^n \nu_{\gamma k} \right\} \\ &\quad - C_D (1 - \delta_{\beta\alpha}) \delta_{j, i-1} \sum_{\gamma \neq \alpha, \beta} J_{\beta\alpha\gamma} \nu_{\gamma, i+1} \end{aligned} \quad (22)$$

$$I_{\alpha i} = C_C n - \frac{C_S}{2} \quad (23)$$

여기서,

$$\delta_{pq} : \text{크로네커 (Kronecker) 델타함수} = \begin{cases} 1 : p=q \text{인 경우} \\ 0 : \text{기타} \end{cases}$$

$$u(t) : \text{단위계단함수} = \begin{cases} 1 : t > 0 \text{인 경우} \\ 0 : \text{기타} \end{cases}$$

그리고 $\delta_{\beta, \beta}$ 에서의 β '는 $\max_{\beta \in RC(p_a)} \left(\sum_{j=1}^{i-1} \nu_{\beta j} \right)$ 에 해당하

는 β 를 의미한다. 즉, β '는 부품 p_a 를 i 번째에 조립하고자 할 때, 그 이전에 부분조립체에 조립되어 있으면서 p_a 와 실제연결을 갖는 부품들중, 신경회로망에서 표현되어 있는 뉴런들의 출력들의 합이 가장 큰 부품 번호를 의미한다. 또한, 결합계수 식 (22)에 표기되어 있는 단위계단함수 $u(i-j)$ 는 $j > i$ 일 경우에는 0이 되어 해당 두 뉴런사이에 결합계수가 존재하지 않고, $j < i$ 일 때만 어떤값을 갖는 결합계수가 존재함을 의미한다.

이상에서 구한 식(22)의 결합계수 $w_{ai, \beta j}$ 와 식 (23)의 외부입력 I_{ai} 를 식 (7)의 동작방정식에 대입하면 다음과 같이 조립순서 최적화를 위한 신경회로망의 동작방정식을 얻는다.

$$\begin{aligned} \frac{dv_{ai}}{dt} = & -u_{ai} - C_A \sum_{j \neq i}^n v_{aj} - C_B \sum_{\beta \neq a}^n v_{\beta i} \\ & - C_C \left(\sum_{\beta}^n \sum_j^m v_{\beta j} - n \right) \\ & - C_S \left(1 - \max_{\beta \in RC(p_a)} \left(\sum_{j=1}^{i-1} v_{\beta j} \right) \right) \\ & - C_F \sum_{\beta \neq a}^n \left(\sum_{j=1}^{i-1} v_{\beta j} \sum_{\gamma \in LC(l_{a\beta})} \sum_{k=i+1}^n v_{\gamma k} \right. \\ & \left. + \sum_{j=i+1}^n v_{\beta j} \sum_{\gamma \in LC(l_{a\beta})} \sum_{k=j+1}^n v_{\gamma k} \right) \\ & - C_D \sum_{\beta \neq a}^n \sum_{\gamma \neq a, \beta}^n J_{\beta a \gamma} v_{\beta, i-1} v_{\gamma, i+1} \end{aligned} \quad (24)$$

다음장에서는 식 (24)와 (8)에 의해 동작되는 신경회로망을 이용한 사례연구를 제시한다.

3.5 신경회로망의 수렴성

홉필드 신경회로망은 뉴런들이 동작함에 따라 에너지가 항상 감소하는 방향으로 진행해 나가서 최종적으로 평형상태로 수렴하는 특성을 갖고 있다. 이 수렴성은 결합계수들이 대칭을 이루고 있을 경우 즉, $w_{ai, \beta j} = w_{\beta j, ai}$ 일 경우에만 성립한다. 이 경우에는 식(9)의 에너지함수 E 는 신경회로망의 동작방정식 (7)과 (8)의 Liapunov함수로서, 홉필드 신경회로망이 동작함에 따른 에너지의 변화율 $\Delta E \leq 0$ 으로 되어 수렴성이 보장된다.⁽¹⁹⁾ 그러나, 식 (22)의 결합계수를 보면 조립순서에 관한 구속조건과 조립경비를 나타내는 뒤의 세계 항들이 비대칭성을 보이고 있다. 이로 인하여 최적조립순서에 관한 에너지는 신경회로망이 동작함에 따라 순간적으로 증가할 수도 있게 된다. 그렇지만 다음장에서의 사례연구 결과를 보면 전체적으로는 감소하는 경향을 나타낼 수 있다.

4. 사례연구 및 결과고찰

4.1 시뮬레이션방법

본 논문에서 제시한 방법으로 최적조립순서를 구하기 위해 $n \times n$ 개의 뉴런으로 홉필드 신경회로망을 구성한다. 각 뉴런의 초기 출력값은 모든 뉴런들의 출력치의 합이 n 에 가깝게 하기 위하여 난수에 의해 $(1.0 \pm 0.5)/n$ 사이의 값을 부여하였다. 식 (24)의 신경회로망의 동작방정식은 1차 미분방정식으로 나타나 있는데, 이는 수렴성이 빠른 근사화해법중의 하나인 오일러방법(Euler's method)을 이용하여 푼다. Fig. 9는 제안한 방법의 시뮬레이션과정(simulation flow)을 나타낸다. 이 과정은 두 부분으로 나뉘어져 있는데, 하나는 조립구속조건을 추론하고 조립경비를 계산하는 전문가 시스템이고, 다른 하나는 식(24)와 (8)에 따라 동작하는 신경회로망이다. 이 신경회로망의 동작에 대한 시뮬레이션과정을 요약하면 다음과 같다.

STEP1 난수로 $n \times n$ 개의 뉴런 출력값들을 초기화한다.

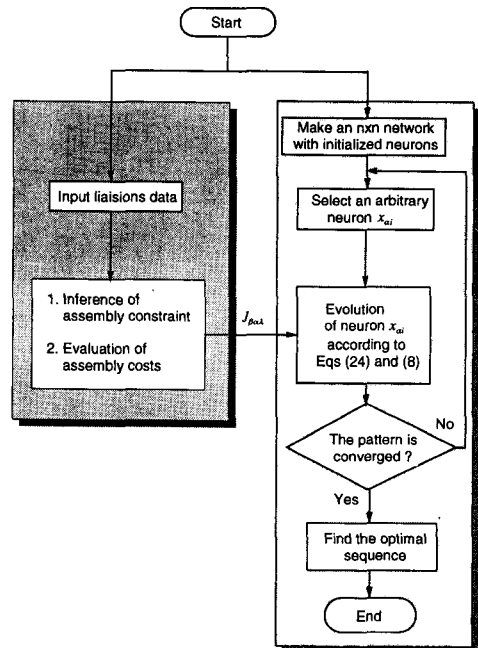


Fig. 9 The simulation flow chart. The shaded part represents the expert system and the part is the neural network

- STEP2 신경회로망이 갖고 있는 패턴, 즉 모든 뉴론들의 출력값을 저장하고, 이때의 패턴을 PAT_{old} 로 놓는다.
- STEP3 임의의 한 뉴론 x_{ai} 를 선택한다.
- STEP4 동작방정식 (24)와 (8)을 오일러 방법에 의해 푼다. 즉, 선택된 뉴론의 출력값 v_{ai} 가 어느 한 값에 수렴할 때 까지 계산한다. 이 계산의 결과로 뉴론 x_{ai} 는 새로운 출력값을 갖게 된다.
- STEP5 STEP3과 4의 과정을 반복하여, 신경회로망의 모든 뉴론들이 1회 이상 선택되면, 이 때의 모든 뉴론들의 출력값을 저장하고, 이 패턴을 PAT_{new} 로 한다.
- STEP6 PAT_{new} 와 PAT_{old} 를 비교하여 신경회로망의 수렴성을 검증한다. 즉, PAT_{new} 와 PAT_{old} 에 있는 모든 뉴론들의 출력값들의 차이 δv_{ai} , $\alpha=1, 2, \dots, n$, $i=1, 2, \dots, n$ 을 구하여, 이 차이들을 임의의 양의 작은 값 ϵ 과 비교한다. 만일 모든 뉴론들에 대하여 $\delta v_{ai} < \epsilon$ 의 조건을 만족하면, 신경회로망은 이 패턴 PAT_{new} 으로 수렴한 것으로, 다음은 STEP7로 같다. 반면에 한 뉴론이라도 $\delta v_{ai} \geq \epsilon$ 이면 $PAT_{old} = PAT_{new}$ 로 하고 STEP3으로 간다.
- STEP7 이상과 같이 신경회로망이 어느 한 패턴에 수렴하게 되면, 이때의 패턴 PAT_{new} 으로부터 최적조립순서를 얻고, 시뮬레이션을 끝낸다.

4.2 결과 및 고찰

사례연구로 10개의 부품으로 구성되어 있는 전기계전기(Fig. 10)를 대상제품으로 하여, 위의 시뮬레이션 방법으로 최적조립순서를 구하였다. 본 시뮬레이션에 사용된 조건들을 Table 1에 나타내었는데, 여기에 나타나 있는 에너지상수들(식(15)~(20)의 $C_A, C_B, C_C, C_S, C_P, C_D$)은 신경회로망의 수렴경향을 보면서 결정하였다. 이 상수들이 적절하게 선정되면 신경회로망은 어느 한 패턴으로 수렴하여 정상적인 조립순서패턴을 내게 되지만, 그렇지 않으면 조립순서패턴을 내지 못하게 되는 경우도 발생한다. 한편, 신경회로망의 수렴성을 검증하기 위한 임의의 양의 작은값 $\epsilon=10^{-3}$ 으로 하였다.

본 논문에서 제안한 방법으로 얻은 결과를 전문

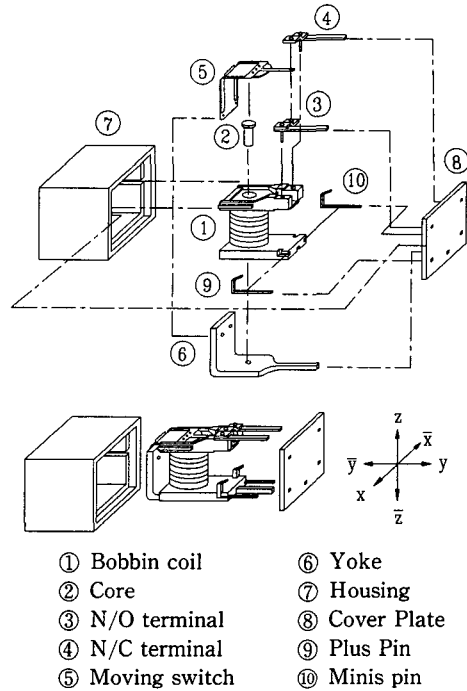


Fig. 10 An exploded view of an electrical relay

Table 1 The simulation conditions

Product	Energy constants						Cost constants		The base part	Assembly direction of robot
	C_A	C_B	C_C	C_S	C_P	C_D	ρ_s	ρ_t		
Relay	10	10	10	10	12	12	0.5	0.5	6	z only

가시스템⁽¹⁰⁾만으로 얻은 결과와 비교하기 위하여, 제안한 방법에서 얻은 순서추론결과는 Table 2에 그리고 전문가시스템만으로 얻은 결과는 Table 3에 나타내었다. 이 표들에 나타나 있는 조립순서들은 부품들의 번호들로서 표시되어 있다. 한편, 전문가시스템만에 의해 최적조립순서를 추론하는 과정을 간략하게 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 2절의 제품모델링데이터로부터 조립구속조건들을 추론한 후, 이 조립구속조건을 만족하는 가능한 조립순서들(feasible assembly sequences)을 구한다. 다음으로는, 사용할 로봇의 자유도를 정하고, 이 가능한 조립순서들중에서 조립안정성을 유지하면서 조립될 수 있는 순서, 즉 안전한 조립순서(stable assembly sequences)를 추론한다. 마지막으로, 이 안전한 조립순서들에 대한 조립경비를 계산하여, 최소

Table 2 The result of simulation for an electrical relay

	Sequences	$\sum J_{\beta\alpha\gamma}$	The number of simulation results
Optimal Sequences	6,1,2,3,5,9,10,4,7,8	1.154	3
	6,1,2,3,5,10,0,4,7,8	1.154	1
	6,1,2,3,5,10,4,9,7,8	1.233	1
	6,1,2,3,10,5,9,4,7,8	1.233	1
	6,1,2,3,9,5,10,4,7,8	1.233	2
	6,1,2,3,10,5,4,9,7,8	1.353	1
	6,1,2,3,5,4,10,9,7,8	1.353	2
	6,1,2,3,10,9,5,4,7,8	1.420	1
Stable Sequences	6,1,3,2,5,10,9,4,7,8	1.275	1
	6,1,3,2,10,9,5,4,7,8	1.323	1
	6,1,3,2,5,10,4,9,7,8	1.353	1
	6,1,2,10,3,5,9,4,7,8	1.455	1
	6,1,3,2,10,9,5,4,7,8	1.481	1
	6,1,3,2,5,4,9,10,7,8	1.520	1
	6,1,10,3,2,5,9,4,7,8	1.781	1
	6,1,3,10,9,2,5,4,7,8	1.897	1

의 조립경비를 갖는 순서를 최적조립순서(optimal assembly sequences)로 추론하게 된다.

Table 2는 제안한 방법에 의한 총 20회의 시뮬레이션 결과로서, Table 3의 전문가시스템만에 의해 얻은 최적조립순서들에 속하는 것들에 대해 Table 2에서 최적조립순서로 나타내었다. 이 결과를 보면 20회의 시뮬레이션중 12회의 결과들이 전문가시스템에서 얻은 최적순서들과 일치하지만, 나머지 8회는 최적치가 아닌 부최적치로서 안정한 조립순서를 내고 있다. 한편, Table 2에 나타난 조립순서들에 대한 조립경비를 더한 결과를 보면, 전문가시스템만에 의해 얻은 최적조립순서들에 대해서 여러가지의 값, 즉 1.154에서 1.420까지의 값을 나타내고 있다. 이 이유는 제안한 방법과 전문가시스템만에 의한 방법간에 조립경비를 계산하는 방식이 다른 점에 기인한다. 즉, 제안한 방법에서는, 임의의 3부품을 조립할 때 나타날 수 있는, 식

Table 3 Optimal sequences for a relay obtained from the expert system⁽¹⁰⁾

Optimal sequences									
6	1	2	3	9	10	5	4	7	8
6	1	2	3	9	5	10	4	7	8
6	1	2	3	9	5	4	10	7	8
6	1	2	3	10	9	5	4	7	8
6	1	2	3	10	5	9	4	7	8
6	1	2	3	10	5	4	9	7	8
6	1	2	3	5	9	10	4	7	8
6	1	2	3	5	9	4	10	7	8
6	1	2	3	5	10	9	4	7	8
6	1	2	3	5	10	4	9	7	8
6	1	2	3	5	4	9	10	7	8
6	1	2	3	5	4	10	9	7	8

(11)의 모든 가능한 조립방향순서들을 고려하여 조립경비를 미리 구해 놓고 난 후에 신경회로망의 동작결과로서 최적조립순서를 찾았지만, 반면에 전문가시스템만에 의해서는, 미리 안정한 조립순서들을 구한후 이 순서들의 조립경비를 계산해 보아, 이들 중 최소의 경비를 갖는 것들을 최적조립순서로 추론하였다. 결과적으로 두 방법의 결과가 일치하지는 않지만, Table 2를 보면, 제안한 방법에 의해 얻은 최적조립순서에 대한 조립경비의 합이 안정한 조립순서에 대한 조립경비의 합보다 더 작은 경향을 갖고 있음을 알 수 있다.

한편, Table 1에 나타나 있는 바와 같이, 본 사례연구에서는 첫번째로 조립되는 부품, 즉 최초부품(the base part)을 6번 부품으로 정하여 시뮬레이션을 행하였는데, 이 결과로서 Table 2에 표시되어 있는 조립순서들의 첫번째 부품이 6번 부품임을 볼 수 있다. 일반적으로, 최초부품을 선택하는 원칙은 지그 및 고정구(jig/fixture)에 고정이 잘 되는 상대적으로 크고 무거운 부품으로 한다.⁽¹⁰⁾ 반면에 체결용 부품이나 요소부품들은 지그 및 고정구에 고정시키기 어렵기 때문에, 최초부품으로 선택하지 않는다.

Fig. 11은 계전기의 시뮬레이션시 신경회로망의 수렴경향을 보인다. 이 그림에서 사각형의 크기는

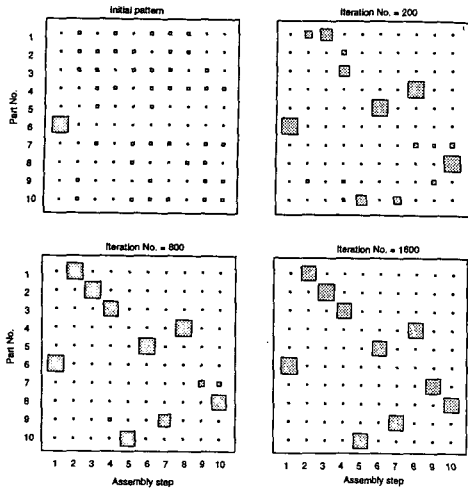


Fig. 11 Network convergence during a simulation for a relay

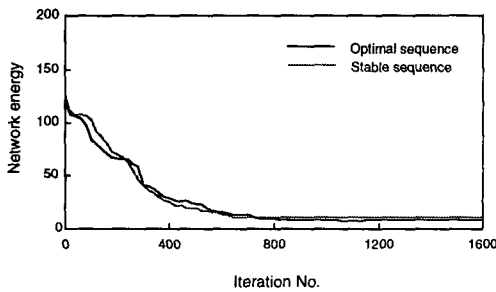


Fig. 12 Change of network energy related to assembly sequence

뉴런의 출력값에 비례하게 나타나 있다. 이 그림을 보면, 뉴런들이 초기에는 임의의 값들을 갖고 있지만, 신경회로망이 동작함에 따라 뉴런들이 안정한 값으로 변하여, 최종적으로는 정상적인 조립순서를 나타내는 패턴으로 수렴됨을 알 수 있다.

한편, 3.5절에서 기술한 바와 같이, 제안한 방법에서의 신경회로망은 비대칭성 결합계수로 인하여, 뉴런들이 동작함에 따라 에너지가 항상 감소하지는 않는다. 이 에너지 변화를 Fig. 12에 나타낸다. 이 그림의 결과는 조립순서에 관한 에너지가 순간적으로 일시 증가함에도 불구하고 전체적으로는 감소하는 경향을 보이고 있다. 또한, 이 그림을 보면 최적조립순서에 해당하는 에너지는 안정한 조립순서에 해당하는 에너지보다 더 작은 값으로 수렴됨을 알 수 있다.

위의 결과는, 제안한 방법을 이용하여 최적조립순서 또는 적어도 안정한 조립순서를 구할 수 있음을 보인다. 안정한 조립순서는 부최적(suboptimal)의 결과로 볼수 있는데, 이 이유는 에너지가 전체 극소점(global minimum)으로 가지 못하고 국부극소점(local minimum)으로 수렴하는데 기인한다.^(18, 19)

5. 결 론

조립시스템을 설계하는데 있어서, 생산성의 향상과 원가절감을 위해서 최적의 조립순서를 구하는 것이 요구된다. 본 논문에서는 이 최적순서를 구하기 위하여 신경회로망이 갖고있는 계산능력과 전문가 시스템이 갖고 있는 추론능력을 이용한 방법을 제안하였다. 그리고, 계전기에 대한 사례연구를 통하여 제안한 방법의 성능을 평가하였다. 사례연구로부터 얻어진 결과를 요약하면 다음과 같다.

(1) 최적조립순서의 조건인 조립속조건의 만족과 조립경비의 최소화를 신경회로망에서의 에너지와 관계시켜, 조립순서 최적화를 위한 신경회로망의 동작방정식을 구하였다. 그리고 신경회로망 에너지가 감소하여 나아가 최종적으로는 평형상태로 수렴하는 신경회로망의 동작특성을 이용하여 최적조립순서를 얻을 수가 있었다.

(2) 제안한 방법을 이용한 사례연구를 통하여, 제품을 조립하기 위한 최적순서 또는 부최적치인 안정한 순서를 얻을 수가 있었다. 이 부최적의 결과는 신경회로망의 에너지가 항상 전체극소점으로 수렴하지 않는다는 사실에 기인한다.

(3) 본 방법은 탐색방법을 사용하지 않고 신경회로망의 뉴런들의 동작에 의해 최적조립순서를 구했기 때문에, 부품수가 많아 종래의 탐색방법에 의해 조립순서를 구하기 힘든 제품에 대해서도 적용이 가능하다.

참고문헌

- (1) Nevins, J. L. and Whitney, D. E., 1980, "Assembly Research," *Automatica*, Vol. 16, pp. 78~94.
- (2) Boothroyd, G., 1987, "Design for Assembly-The Key to Design for Manufacture," *Int. J. Adv. Manuf. Tech.*, Vol. 2, pp. 3~11.
- (3) Andreasen, M. M., Poli, C. and Murch, L. E.,

- 1983, *Design for Assembly*, IFS Pub. Ltd., U. K..
- (4) Boldin, D. F., Abell, T. E., Lui, M. C. M., Fazio, T. L. D. and Whitney, D. E., 1991, *An Integrated Computer aid for Generating and Evaluating Assembly Sequences for Mechanical Products*," *IEEE Tran. Rob. Auto.*, Vol. 7, No. 1, pp. 78~94.
- (5) Bourjault, A., Nov. 1984, *Contribution a und Approche Méthodologique de l'assemblage Automatisé : Elaboration Automatique des Séquences Opératoires*," *Ph. D. dissertation, L' Université de Franche-Comté*.
- (6) Fazio, T. L. D. and Whitney, D. E., Dec. 1987, "Simplified Generation of all Assembly Sequences," *IEEE J. Rob. Auto.*, Vol. RA-3, No. 6, pp. 640~658.
- (7) Mello, L. S. H. and Sanderson, A. C., 1990, "AND/OR Representation of Assembly Plans," *IEEE Tran. Rob. Auto.*, Vol.6, No.2, pp. 188~199.
- (8) Huang, Y. F. and Lee, C. S. G., 1991, "A FrameWork of Knowledge-Based Assembly Planning," *Proc. IEEE Int. Conf. Rob. Auto.*, pp. 599~604.
- (9) Hoffman, R., 1989, "Automatic assembly in a CSG domain," *Proc. Int. Conf. Rob. Suto.*, pp. 210~215.
- (10) 조덕영, Feb. 1992, *An Expert System Approach to the Generation of Robotic Assembly Sequences*, 한국과학기술원, 박사학위논문.
- (11) Cho, D. Y. and Cho, H. S., 1993, "Inference on robotic Assembly Precedence Constraints Using Part Contact Level Graph," *Robotica*, Vol. 11, pp. 173~183.
- (12) Cho, D. Y., Shin, C. K. and Cho, H. S., 1993, "Automatic Inference on Stable robotic Assembly Sequences Based upon Evaluation of Base Assembly Motion Instability," *Robotica*, Vol. 11, pp. 351~361.
- (13) Shin, C. K. and Cho, H. S., 1994, "On the Generation of Robotic Assembly Sequences Based Upon Separability and Assembly Motion Instability," *Robotica*, Vol. 12, 997-15.
- (14) Lee, S. H., 1989, "Disassembly Planning by Subassembly Extraction," *Proc. 3rd ORSA/TIMS Conf. Flex. Manuf. Sys.*, pp. 383~388.
- (15) Chen, C. L. P., 1990, "Neural Computations for Planning AND/OR Precedence-constraint Robot Assembly Sequences," *Proc. Int. Conf. Neural Net.*, Vol. 1, pp. 127~142.
- (16) 홍대선, 조형석, 1992, "신경회로망을 이용한 조립순서 최적화," 제2회 신경회로망학술대회, pp. 123~128.
- (17) D. S. Hong and H. S. Cho, 1993, "Optimization of Robotic Assembly Sequences using Neural Network," *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Rob. & System*, pp. 232~239, Yokohama, Japan, July 26~30.
- (18) Hopfield, J. J. and Tank, D. W., 1985, "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems," *Biol. Cyber.*, Vol. 53, pp. 141~152.
- (19) Hopfield, J. J., 1992, "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Ability," *Proc. Natl. Acad. Sci.*, Vol. 79, pp. 2254~2258.

부 록

가능한 조립방향 순서

Fig. 6 (b)와 같이 신경회로망의 출력패턴으로 나타나 있는 임의의 3부품 $p_\beta, p_\alpha, p_\gamma$ 로 이루어진 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma} = \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 에 대한 조립경비를 구하기 위하여는, 이 부품들의 조립방향을 알고 있어야 한다. 이 조립방향은 이 부품들이 조립되기 전에 이미 만들어져 있는 부분조립체에 속해 있는 부품들을 알고 있어야 추론될 수 있다.^(10,12) 그러나, $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 로부터는 단지 $p_\beta \rightarrow p_\alpha \rightarrow p_\gamma$ 의 조립순서만을 알고 있을 뿐이지, 그 이전에 다른 어떠한 부품들이 부분조립체로서 조립되어 있는가는 알 수가 없다. 따라서 본 논문에서는 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 의 부품들 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 이 조립될 때 가질 수 있는 모든 가능한 조립방향(possible assembly directions)들을 제품모델링데이터로부터 찾고, 이 가능한 조립방향들로부터 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 에 대응하여 나타날 수 있는 가능한 조립방향순서(lists of possible assembly directions)들을 정의한다. 이 가능한 조립방향순서들은 식(10)의 조립경비의 변수를 이루는 조립불안정도 와 조립방향변경횟수를 구하는데 이용된다.

1. 부품의 가능한 조립방향집합

임의의 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 를 구성하고 있는 각 부품들 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 이 가질 수 있는 조립방향들을 찾기 위하여, 임의의 부분조립체에 부품 p_β 와 p_α 그리고 p_γ 를 순차적으로 조립하는 과정을 고려한다. 임의의 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 로부터는 단지 $p_\beta \rightarrow p_\alpha \rightarrow p_\gamma$ 의 조립순서만을 알고 있을 뿐이지, 이 부품들을 조립하기 이전에 이미 만들어져 있는 부분조립체에 어떤 부분품들이 조립되어 있는가는 알 수가 없으므로, 각 부품 p_k 가 조립되는 방향을 추론할 수는 없다. 그렇지만, 알고 있는 사실은 어떤 부품 p_k 가 조립될 수 있는 방향은 식 (6)에서 정의된 이 부품의 실제연결집합 $RC(p_k) = \{rp_i \in P \mid i = 1, 2, \dots, q\}$ 에 속하는 부품들과의 사이에서만 존재한다는 점이다.^(10,12) 따라서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 를 이루고 있는 부품 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 와 이 부품의 실제연결집합의 원소인 부품들 $rp_i \in RC(p_k)$, $i = 1, 2, \dots, q$ 간의 연결관계 데이터들로부터, 이 부품 p_k 의 모든 가능한 조립방향들이 추론될 수 있다. 한편, $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 의 각 부품 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 의 후행부품들(successors)은 알고 있으므로, 만일 $RC(p_k)$ 가 이 후행부품들을 포함하고 있으면, $RC(p_k)$ 에서 이 후행부품들을 제외한 새로운 실제연결집합 $RC(p_k)'$ 을 얻은 후에, $RC(p_k)'$ 에 속하는 부품들과 p_k 간의 연결관계 데이터로부터 부품 p_k 의 가능한 조립방향들의 집합을 구한다. 이 수정된 실제연결집합 $RC(p_k)'$ 은 다음과 같이 q' 개 부품들의 집합으로 표현될 수 있다.

$$RC(p_k)' = RC(p_k) \cap \overline{Succ(p_k)} \\ = \{rp'_i \in P \mid i = 1, 2, \dots, q'\} \quad (A1)$$

여기서, $Succ(p_k)$ 는 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 의 각 부품 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 의 후행부품들의 집합을 나타낸다. 즉 $Succ(p_\beta) = \{p_\alpha, p_\gamma\}$, $Succ(p_\alpha) = \{p_\gamma\}$ 그리고 $Succ(p_\gamma) = \{\}$ 이다. 그리고 q' 는 집합 $RC(p_k)'$ 에 속하는 원소의 개수로서, 이는 집합 $RC(p_k)$ 의 원소의 개수는 q 이고 $Succ(p_k)$ 의 개수는 최대 2 최소 0이므로, $(q-2) \leq q' \leq q$ 의 관계가 있다. 또한, rp'_i 는 $RC(p_k)'$ 를 구성하는 부품들을 나타낸다. 위의 식 (A1)의 관계를 Fig. A1에 나타낸다. 이 그림에서 P 는 한 제품을 구성하고 있는 모든 부품들의 집합을 의미하는데, 빗금친 부분이 수정된 실제연결집합 $RC(p_k)'$ 를 나타낸다.

다음으로는 $Succ(p_k)$ 의 각 부품 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$

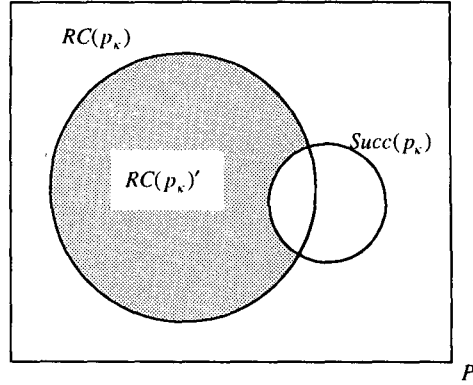


Fig. A1 Graphic representation for modified real connection set of part

가 수정된 실제연결집합에 속하는 부품들 $rp'_i \in RC(p_k)'$, $i = 1, 2, \dots, q'$ 에 연결되는 방향, 즉 p_k 의 조립방향들이 추론되어지는데,^(10,12) (상세한 추론방법은 Ref. (12)참조) 이 각각 다른 조립방향들의 집합을 부품들의 가능한 조립방향집합(set of possible assembly directions)이라 하고, 각 부품에 대해 $DL_{\beta\alpha\gamma}^\beta$, $DL_{\beta\alpha\gamma}^\alpha$ 그리고 $DL_{\beta\alpha\gamma}^\gamma$ 로 표시한다. 여기서, $DL_{\beta\alpha\gamma}^\kappa$, $\kappa = \beta, \alpha, \gamma$ 는 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 의 각 부품 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 들의 가능한 조립방향집합들로서 각각 다음과 같이 나타낸다.

$$DL_{\beta\alpha\gamma}^\beta = \{d_i^\beta \in D \mid i = 1, 2, \dots, b\} \\ DL_{\beta\alpha\gamma}^\alpha = \{d_i^\alpha \in D \mid i = 1, 2, \dots, a\} \\ DL_{\beta\alpha\gamma}^\gamma = \{d_i^\gamma \in D \mid i = 1, 2, \dots, g\} \quad (A2)$$

여기서, $DL_{\beta\alpha\gamma}^\kappa$ 의 원소 d_i^κ , ($i = 1, 2, \dots, n_\kappa$, $n_\kappa = b, a, g$)는 부품 $p_k \in \{p_\beta, p_\alpha, p_\gamma\}$ 가 조립될 때 가질 수 있는 조립방향들이고, $D = \{x, y, z, \bar{x}, \bar{y}, \bar{z}\}$ 이다. 그리고 b, a, g 는 각 조립방향집합을 구성하고 있는 원소들의 개수로서 최대 6개이다.

2. 가능한 조립방향순서

다음으로는 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 에 대응하여 부품 $p_\beta, p_\alpha, p_\gamma$ 가 순차적으로 조립될 때 가질 수 있는 모든 가능한 조립방향순서를, 위에서 얻은 가능한 조립방향들로부터 구한다.

식(A2)의 가능한 조립방향집합들 $DL_{\beta\alpha\gamma}^\beta$, $DL_{\beta\alpha\gamma}^\alpha$, $DL_{\beta\alpha\gamma}^\gamma$ 의 원소들로부터 계층적으로 트리(tree)를 구성하면, Fig. 7에 나타나 있는 바와 같이, 조립순서 $SEQ3_{\beta\alpha\gamma}$ 에 대응하여 부품 $p_\beta, p_\alpha, p_\gamma$ 가 순차적으로 조립될 때 가질 수 있는 가능한 조

립방향순서(ordered lists of possible assembly directions)들 DS_j^{pqr} , $j=1, 2, \dots, m$ 을 얻을 수 있다. 여기서 m 은 이 DS_j^{pqr} 의 갯수로, 이 그림에서 알 수 있듯이 총 $b \times a \times g$ 개이다. 이 가능한 조립방향순서들은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 DS_1^{pqr} &= \{d_1^p, d_1^a, d_1^g\} \\
 DS_2^{pqr} &= \{d_2^p, d_2^a, d_2^g\} \\
 &\vdots \\
 &\vdots \\
 DS_m^{pqr} &= \{d_m^p, d_m^a, d_m^g\}
 \end{aligned} \tag{A3}$$

여기서, DS_j^{pqr} 의 원소 d_i^k , ($i=1, 2, \dots, n_k$, $n_k = b, a, g$)는 식 (A2)에서 얻어진 부품 $p_k \in \{p_b, p_a, p_g\}$ 의 가능한 조립방향들이다.

조립방향순서의 예를 Fig. 2에 나타나 있는 부분

제품 A'를 들어 설명한다. 세 부품 p_3, p_4, p_5 를 순차적으로 조립하는 순서, 즉 $SEQ_{3pqr} = SEQ_{3345} = \{p_3, p_4, p_5\}$ 를 고려하면, 각 부품 p_3, p_4, p_5 가 갖는 가능한 조립방향집합은 연결관계 데이터로부터 다음과 같이 추론된다.

$$DL_{345}^3 = \{y, z\} \quad DL_{345}^4 = \{\bar{y}, z\} \quad DL_{345}^5 = \{z\}$$

위의 얻어진 조립방향집합들의 원소들의 수는 각각 2개, 2개 그리고 1개 이므로, 조립순서 SEQ_{3345} 에 대응하는 가능한 조립방향순서의 수는 모두 4개 ($=2 \times 2 \times 1$)가 되며, 위의 원소들을 계층적으로 트리를 구성하면 조립방향순서들을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}
 DS_1^{345} &= \{y, \bar{y}, z\} & DS_2^{345} &= \{y, z, z\} \\
 DS_3^{345} &= \{z, \bar{y}, z\} & DS_4^{345} &= \{z, z, z\}
 \end{aligned}$$