

〈論 文〉

신경회로망기법에 의한 조립작업시간의 추정 및 라인밸런싱을 고려한 조립순서 추론

신철균* · 조형석*

(1993년 9월 17일 접수)

On the Generation of Line Balanced Assembly Sequences Based on the Evaluation of Assembly Work Time Using Neural Networks

Chul Kyun Shin and Hyung Suck Cho

Key Words : Disassemblability(분해도), Assembly Work Time(조립작업시간), Neural networks (신경회로망), Line Balancing(라인밸런싱), Assembly Sequence(조립순서)

Abstract

This paper presents a method for automatic generation of line balanced assembly sequences based on disassemblability and proposes a method of evaluating an assembly work time using neural networks. Since a line balancing problem in flexible assembly system requires a sophisticated planning method, reasoning about line balanced assembly sequences is an important field of concern for planning assembly lay-out. For the efficient inference of line balanced assembly sequences, many works have been reported on how to evaluate an assembly work time at each work station. However, most of them have some limitations in that they use cumbersome user query or approximated assembly work time data without considering assembly conditions. To overcome such criticism, this paper proposes a new approach to mathematically verify assembly conditions based on disassemblability. Based upon the results, we present a method of evaluating assembly work time using neural networks. The proposed method provides an effective means of solving the line balancing problem and gives a design guidance of planning assembly lay-out in flexible assembly application. An example study is given to illustrate the concepts and procedure of the proposed scheme.

— 기 호 설 명 —

<p>A : 조립품의 집합</p> <p>P : 부품의 집합</p> <p>L : 연결의 집합</p> <p>l_{jk} : 부품 P_j와 부품 P_k간의 연결</p> <p>C_{jk} : 부품 P_j와 부품 P_k간의 접촉연결</p> <p>F_{jk} : 부품 P_j와 부품 P_k간의 삽입연결</p>	<p>\overline{SU}_{jk}^i : 부품 P_k가 가상의 부품 P_j로부터 분리될 수 있는 가능한 모든 방향</p> <p>\overline{S}_{jk} : 부품 P_k가 부품 P_j로부터 분리될 수 있는 가능한 모든 방향</p> <p>$R_{sp}^s(P_k)$: 부품 P_k의 접촉연결에 대한 분리도</p> <p>$R_{sp}^f(P_k)$: 부품 P_k의 삽입연결에 대한 분리도</p> <p>$W_d(P_k)$: 부품 P_k의 분해도</p> <p>$C_{sp}(P_k)$: 부품 P_k의 Separability cost</p> <p>$C_{st}(P_k)$: 부품 P_k의 Stability cost</p>
--	---

*정회원, 한국과학기술원 정밀공학과

WT : 조립작업시간
 HT : Handling 시간
 PT : Processing 시간

1. 서 론

유연 자동조립라인에 있어 조립될 조립대상품이 정해지면, 생산성의 효율을 높이기 위해 사전의 치밀한 작업계획 및 생산계획 수립이 선행되어야 한다. 이를 위해서는 부품을 조립하기 위한 조립장치와 이송시스템 및 부품공급기 그리고 조립 치공구 등의 주변 장치선정에 필요한 사전 조사가 이루어져야 한다. 그러나 이러한 모든 사항들에 대한 사전 연구가 이루어졌다 하더라도 각 조립 공정에서 소요되는 조립작업시간을 예측할 수 없다면 실제 라인작업시 병목현상의 발생을 피할 수 없으며 이와 같은 병목현상을 극복하기 위해서는 시행착오를 통한 수많은 수정, 보완을 거쳐야 하는 불합리점을 내포하게 된다.

지금까지 유연 자동조립라인의 라인밸런싱을 위한 많은 연구⁽¹⁻⁴⁾가 진행되어 왔지만 이는 각 조립 공정에서 소요되는 조립작업시간이 일단 주어졌다고 가정하고, 이들 조립작업시간을 작업조건 및 조립특성을 고려하여 적절히 그룹핑함으로써 전체 조립작업시간의 균형을 맞추는 것에 초점을 두어왔다. 그러나 이러한 방식은 각 조립공정에서 소요되는 조립작업시간을 미리 예측할 수 없어 일단 조립라인이 1차 설치된 상태에서 실제 작업이 진행되는 가운데 조립시간을 측정하여 얻을 수 밖에 없었다. 이러한 불편을 극복하기 위하여 단위 요소 조립작업에 대한 사전정보를 바탕으로 미리 조립작업시간을 예측하는 방법⁽⁴⁻⁷⁾을 택하기도 하였는데 이 또한 실제 조립작업이 진행될 때에는 조립품의 조립순서에 따라 똑 같은 조립공정의 경우일지라도 이미 조립된 타부품들과의 간섭효과에 의해 조립시간이 달라지게 되므로 큰 실효를 거둘 수가 없었다. 따라서 보다 정확한 조립작업시간의 예측을 위해서는 대상 조립품의 조립순서 변화에 따른 조립 간섭효과를 수학적으로 모델링하여 이를 조립작업시간으로 환산할 수 있는 새로운 방법이 필요하게 되었다.

본 연구에서는 이상과 같은 문제점들을 보완하기 위하여 대상 부품간의 조립형상 및 조립방향을 벡

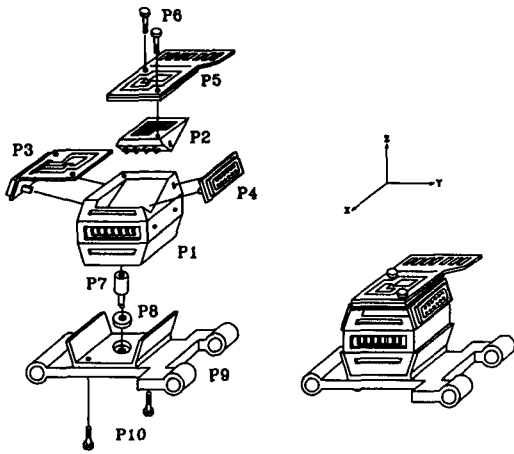
터해석을 이용하여 모델링하고 이를 기초로 하여 실제 부품조립시 발생할 수 있는 조립 간섭효과를 조립난이도로 산출하는 기법을 검토한다. 이러한 조립난이도의 산출은 계산량이 적고 기하학적 조립구속 조건의 추출이 비교적 용이한 분해법에 의한 추론방식을 이용하며, 매 분해 단계에서의 대상 부품에 대한 조립 난이도의 평가는 Shin⁽¹¹⁾이 제안하였던 부품의 분해도 산출기법을 이용한다. 그리고 앞서 산출된 조립 난이도와 조립 대상부품의 조립형상정보로부터 신경회로망을 이용하여 각 조립공정에서의 조립작업시간 추정기법을 연구하며 이때 신경회로망의 학습을 위한 교육정보는 CDP(compact disk player), VTR(video tape recorder) 등의 총 7기종 약 160여개 부품을 모델로 하였다. 이와 같이 추정, 산출된 단위 조립작업시간과 앞서 수학적으로 모델링된 분해도를 기준으로 하여 병목현상을 피할수 있는 밸런싱을 고려한 조립순서를 추론함으로써 전체 조립라인의 Lay-out 설계에 필요한 기초 정보를 제공할 수 있을 것으로 보인다. 본 논문의 구성을 보면 제2장에서는 Shin⁽¹¹⁾이 제안하였던 대상 부품의 모델링기법과 이를 이용한 부품의 분해도 산출기법에 대해 요약하고 3장에서는 산출된 분해도 및 조립 형상 정보로부터 신경회로망을 이용한 조립작업시간 산출 기법에 대해 기술하기로 하겠다. 그리고 제4장에서는 이들 결과를 이용하여 라인밸런싱을 고려한 조립순서 추론방법을 CD Laser Generator를 사례로 들어 검증하기로 한다. 그리고 마지막으로 제5장에서는 이들에 대한 검토 및 결론을 기술하겠다.

2. 분해도의 산출

2.1 조립품의 모델링

조립품의 모델링(product modeling)은 조립품의 조립상태를 표현하기 위하여 필요한 특성항목으로 나타낸다. 이때 특성항목은 각 조립부품의 조립방법과 조립방향을 결정할 수 있는 조립 특성정보와 부품간의 기하학적 위치정보를 포함하고 있어야 한다.^(8,9,11) n 개의 부품이 서로 결합되어 이루어진 조립품 A 는 n 개의 부품의 집합 P 와 두 부품간의 연결의 집합 L 로 구성되며, $A=(P, L)$ 로 나타낸다. 즉, 집합 P 와 집합 L 은 각기

$$P=\{P_1, P_2, P_3, \dots, P_n\} \quad (1)$$



- | | |
|--------------------------|-----------------|
| P1 Main body | P6 Screw set 1 |
| P2 CPU head | P7 Laser gun |
| P3 Left connector | P8 Spacer |
| P4 Right connector | P9 Carrier |
| P5 Printed circuit board | P10 Screw set 2 |

Fig. 1 An assembly of a CD laser generator

$$L = \{l_{jk} | j, k = 1, 2, 3, \dots, n, j \neq k\} \quad (2)$$

로 표현되며, 원소 l_{jk} 는 부품 P_j 와 부품 P_k 사이의 연결을 의미한다. Fig. 1은 10개의 부품으로 이루어진 조립품의 예이며 이때 조립방향에 대한 기준좌표는 조립품의 전방을 X, 좌측을 Y, 상방을 Z로 정한다.

연결 l_{jk} 는 부품 P_j 와 부품 P_k 사이의 연결을 의미하며 부품 P_j 를 기준으로 부품 P_k 가 어느 방향에 어떤 방법으로 연결되어 있는지를 접촉연결 C_{jk} 과 삽입연결 F_{jk} 를 사용하여

$$l_{jk} = \text{liaison}(P_j, C_{jk}, F_{jk}, P_k) \quad (3)$$

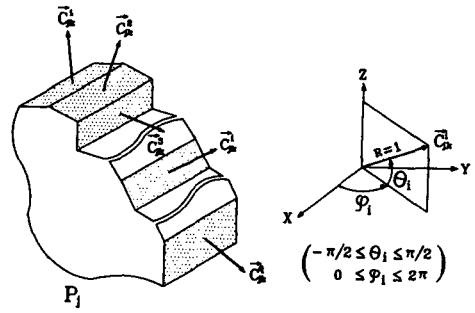
로 나타낸다. 여기서 접촉연결 C_{jk} 는 부품 P_j 와 부품 P_k 사이에 q 개의 접촉면이 존재할 때 다음과 같이 모델링 되어진다.

$$C_{jk} = [C_{jk}^i(\theta_i, \varphi_i) | i = 1, 2, \dots, q] \quad (4)$$

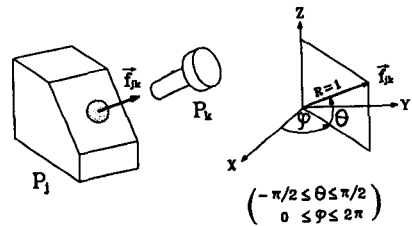
이때 C_{jk}^i 는 접촉연결 방법을 나타내며 평면접촉(pc)으로 표시하고, (θ_i, φ_i) 는 Fig. 2(a)에 보는바와 같이 부품 P_j 에 대한 부품 P_k 의 i 번째 접촉면의 법선 벡터로서 \vec{C}_{jk}^i 로 나타낸다. 반면에 삽입연결 F_{jk} 는 다음과 같이 모델링 되어진다.

$$F_{jk} = [f_{jk}(\theta, \varphi), m] \quad (5)$$

이때 f_{jk} 는 삽입연결의 방법을 나타내며 경사삽입



(a) Definition of the i -th contact connective direction, C_{jk}^i



(b) Definition of the Fit connective direction, F_{jk}

Fig. 2 Connective directions in spherical coordinates

(tf), 헐거운삽입(cf), 나사삽입(sw), 강제삽입(pf), 리벳삽입(ri) 등으로 표시하고, (θ, φ) 는 Fig. 2(b)에 보는바와 같이 부품 P_j 에 대한 부품 P_k 의 삽입연결 방향으로서 f_{jk} 로 나타낸다. 그리고 m 은 1방향 복수삽입연결을 갖는 경우의 삽입연결의 수를 표시한다.

2.2 분리도

임의 대상 부품의 분리가능 영역은 모델링된 연결관계 데이터의 접촉 및 삽입방향 값들로부터 산출되어지며 산출된 분리가능 영역값으로부터 대상 부품에 대한 분리도(separability)를 얻을 수 있게 된다.

2.2.1. 분리가능영역의 추론

(1) 단위 접촉방향의 분리가능영역 추론

Fig. 3에서 보는 바와 같이 부품 P_k 가 부품 P_j 와 2방향의 접촉 연결을 이루고 있다면 부품 P_j 가 갖는 2개의 접촉면은 각각 가상의 부품 P_j^1 과 P_j^2 가 이루는 2개의 단위 접촉면으로 분해될 수 있으며 이와 같이 다방향 접촉면으로부터 분해된 개개의

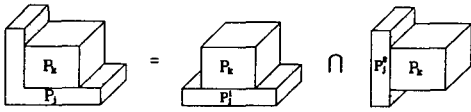


Fig. 3 An example of decomposition of multiple contact connection

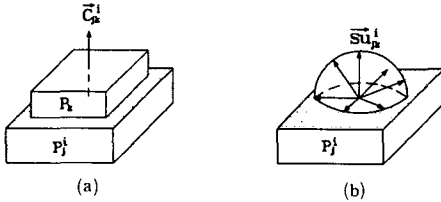


Fig. 4 Unit separable direction, \overline{SU}_{jk}^i for the given contact normal vector \overline{C}_{jk}^i

단위 접촉면에 대한 분리가능영역(separable directions)은 다음과 같이 얻을 수 있다.

Fig. 4(a)는 부품 P_k 가 분해된 임의의 가상 부품 P_j^i 에 대하여 접촉면 법선벡터 \overline{C}_{jk}^i 의 방향으로 단위 접촉연결을 이루고 있는 예를 보여 준다. 이때 부품 P_k 가 가상 부품 P_j^i 로부터 분리될 수 있는 가능한 모든 방향은 Fig. 4(b)에서와 같이 벡터 \overline{SU}_{jk}^i 로 나타낼 수 있는데 이 때 \overline{SU}_{jk}^i 는 가상 부품 P_j^i 의 접촉면상에 놓여진 반구(hemi-sphere)의 표면적 방향으로 진행되는 벡터의 집합이 되며 이를 벡터 이론을 이용하여 수학적으로 나타내면 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\overline{C}_{jk}^i \cdot \overline{SU}_{jk}^i \geq 0 \quad (6)$$

즉, \overline{SU}_{jk}^i 는 접촉면에 대한 법선벡터 \overline{C}_{jk}^i 와의 벡터 내적값이 항상 zero보다 크거나 같은 값을 가져야 하며 이들 \overline{SU}_{jk}^i 의 영역은 Fig. 4(b)에서와 같이 부품 P_j^i 상에 놓인 반구의 표면적으로 나타낼 수 있다.

(2) 실제 분리가능영역의 추론

부품과 부품간의 연결은 일반적으로 1방향 이상의 복합연결관계를 가지며 이와 같이 복합연결관계를 갖는 부품의 분리가능한 영역은 앞 절에서 구한 단위 접촉면에 대한 분리가능 영역들을 중첩함으로써 구할 수 있다. 즉 부품 P_k 가 접촉하고 있는 인접 부품군 P_j 로부터 분리될 수 있는 가능한 모든 방향은 벡터 \overline{S}_{jk} 로 정의하며 이때 \overline{S}_{jk} 를 실제 분리가능방향(ASD)이라 한다. 이는 식(10)과 같이

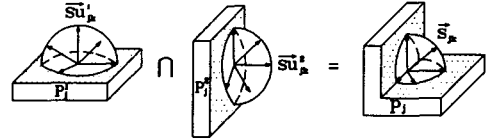
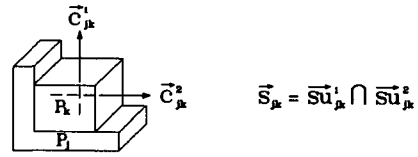


Fig. 5 Principle of the algorithm for extracting admissible separable direction(ASD)

P_k 가 인접 부품군 P_j 와 갖는 모든 단위 접촉면의 분리가능방향 \overline{SU}_{jk}^i 를 AND 연산한 값으로 구해지며 Fig. 5는 본 연산원리를 간단한 예를 들어 보여 주고 있다.

$$\overline{S}_{jk} = \bigcap_{i=1}^q \overline{SU}_{jk}^i \quad (7)$$

여기서, q 는 P_k 와 P_j 간의 모든 접촉법선 방향의 수

2.2.2 분리도의 정의

앞 절에서 임의의 부품 P_k 가 분리될 수 있는 영역을 구(sphere)좌표평면으로 나타내었으며 이를 통하여 mapping된 영역이 크면 클수록 분리가 용이하다는 것을 알 수 있었다. 이때 부품 P_k 가 분리되기 쉬운 정도를 수치화한 값으로 계산한 것이 부품 P_k 의 분리도이며 접촉연결에 대한 분리도 $R_{sp}^c(P_k)$ 와 삼입연결에 대한 분리도 $R_{sp}^f(P_k)$ 로 각각 정의된다.

$$R_{sp}^c(P_k) = \frac{A_{sp}^c}{\max(A_{sp})} = \frac{\int_{\varphi_1}^{\varphi_2} \int_{\theta_1}^{\theta_2} \cos \theta d\theta d\varphi}{4\pi} \quad (8)$$

$$R_{sp}^f(P_k) = \frac{r^2}{\max(A_{sp})} = 2.424 \times 10^{-5} \quad (9)$$

여기서, $\max(A_{sp})$ 는 부품간의 간섭이 전혀 없는 경우의 분리가능영역이며 단위 구(unit sphere)의 전체 표면적 4π 로 나타낼 수 있다. 또한 삼입연결의 분리도에 대한 r^2 은 구 표면적 상의 1개 점을 의미하며 이때 r 은 모델링 입력좌표의 resolution과 일치한다.

2.3 분해도

조립 대상부품의 조립 용이도는 부품의 조립형상

과 이미 조립된 베이스 조립체와의 간섭 상태 및 조립특성에 따라 결정되어 지며 이러한 조립 용이도는 분해법에 의한 추론방식에서는 대상부품이 얼마나 쉽게 분해될 수 있는가를 나타내는 분해도(disassemblability)로 표현할 수 있다.⁽¹⁰⁾ 분해가능한 부품 P_k 의 분해도 $W_d(P_k)$ 는 대상부품 P_k 가 얼마나 용이하게 분리될 수 있는가를 나타내는 Separability cost, $C_{sp}(P_k)$ 와, 대상부품 P_k 가 분해되고 난 후 P_k 가 잔여 조립부품들의 안정도에 미치는 영향을 평가한 Stability cost, $C_{st}(P_k)$ 와의 관계식으로 나타낼 수 있다.

$$W_d(P_k) = \gamma_1 [\alpha C_{sp}(P_k) + (1-\alpha) C_{st}(P_k)]$$

$$(0 \leq \alpha \leq 1, 0 \leq W_d(P_k), C_{sp}(P_k), C_{st}(P_k) \leq 1)$$

(10)

여기서, $\gamma_1 = \begin{cases} 0 : \text{If } C_{sp}(P_k) = 0 \\ 1 : \text{Otherwise} \end{cases}$

이때 $C_{sp}(P_k)$ 와 $C_{st}(P_k)$ 는 앞장에서 구한 분리도(separability)의 함수로 이루어지며 이에 대한 각각의 정의는 다음과 같다.

2.3.1 Separability cost

Separability cost, $C_{sp}(P_k)$ 는 분리가능한 후보부품(P_k)가 현재 조립되어 있는 부품의 집합으로부터 얼마나 용이하게 분리될 수 있는가를 나타낸다. 분리가능한 후보부품의 Separability cost, $C_{sp}(P_k)$ 는 후보부품의 분리도, $R_{sp}(P_k)$ 및 삽입연결의 결합방법⁽¹⁰⁾에 대한 인자들의 함수로 정의된다.

$$C_{sp}(P_k) = \gamma_2 (R_{sp}^c(P_k) + R_{sp}^m(P_k)) C_M^m \quad (11)$$

여기서, $\gamma_2 = \begin{cases} 0 : \text{If } \text{접촉연결의 분리도}, R_{sp}(P_k) = 0 \\ 1 : \text{Otherwise} \end{cases}$

R_{sp}^c : 접촉연결에 대한 분리도

R_{sp}^m : 삽입연결에 대한 분리도

m : 1방향 복수삽입연결일 경우의 삽입연결의 수

C_M : 삽입결합방법에 따른 분리 용이도 계수

2.3.2 Stability cost

Stability cost, $C_{st}(P_k)$ 는 임의의 부품 P_k 가 베이스 조립체 BA_i 로부터 분리될 때 발생하는 베이스 조립체간의 상대적 안정도이다. 즉 분리가능한 후보부품의 Stability cost, $C_{st}(P_k)$ 는 임의의 후보부품 P_k 가 분해되기 전, 부품 P_k 를 포함한 베이스

조립체 BA_i 가 갖는 총 불안정도 E_i 와 P_k 가 분해되고 난 후, 베이스 조립체 BA_{i-1} 이 갖는 총 불안정도 E_{i-1} 과의 상대적 안정도로 나타낼 수 있으며 이를 normalizing 하기 위해 modified sigmoid 함수⁽¹⁰⁾로 수식화하면 다음과 같다.

$$C_{st}(P_k) = \frac{1}{1 + \exp(\Delta E / T)} \quad (12)$$

$$\Delta E = E_{i-1} - E_i \quad (2 \leq i \leq n)$$

$$= \sum_{j=1}^{i-1} R_{sp}(P_j) - \sum_{j=1}^i R_{sp}(P_j) \quad (13)$$

$\left[\sum_{j=1}^{i-1} R_{sp}(P_j) \right]$ 는 P_k 가 분해되고 난 후, 베이스조립체 BA_{i-1} 내의 부품들 중 P_k 와 인접관계를 가졌던 부품 P_j 들의 R_{sp} 총합이고, $\sum_{j=1}^i R_{sp}(P_j)$ 는 P_k 가 분해되기 전, 베이스 조립체 BA_i 내의 부품들 중 P_k 와 인접관계를 가지고 있는 부품 P_j 들의 R_{sp} 총합.

여기서 T 는 jig/Fixture의 quality에 비례하는 상수로서 T 의 값이 클수록 ΔE 의 값에 대해 $C_{st}(P_k)$ 가 민감하게 변화하게 된다. 즉 T 의 값의 증가는 베이스조립체 BA_i 의 불안정도에 대한 가중치를 증가시킴으로써 식(10)의 분해도에서 Stability cost의 비중을 높이게 된다.

3. 신경회로망기법을 이용한 조립작업 시간의 산출

일반적으로 각 조립공정에서의 조립작업시간의 산출은 주변 조립장치—조립로봇, 조립공구, 조립치공구, 이송시스템, 부품공급기 등—의 성능과 조립대상 부품의 조립형상 및 조립특성 등에 따라 크게 좌우되어진다. 그러나 주변 조립장치의 성능에 따른 영향은 이들 자체가 너무나 많은 변수들을 내포하고 있을 뿐만 아니라 외부환경에 의해 서로 복잡하게 맞물려 있어 지금까지의 조립작업시간 산출에 대한 여러 연구^(5,7)에서도 이들의 영향을 완벽하게 고려하지 못하였다. 그러나 기존의 조립라인과 같이 주변 조립장치가 이미 설치되어 있는 상태에서, 만약 대상제품의 모델변경 및 라인 증설에 따른 새로운 유사 조립라인의 Lay-out을 설계하고자 할 때에는 기존 조립라인의 주변장치에 대한 작업조건 및 조립특성 정보를 최대한 활용할 수 있으며 이로부터 각 조립공정에서의 조립작업시간 예측이 가능하게 된다.

따라서 본 논문에서는 기존 조립라인의 작업조건

과 작업시간과의 상관관계 pattern을 신경회로망 기법을 통하여 학습시키고 이를 이용하여 기존 대상제품의 모델 변경에 따른 신제품 조립시 또는 동종류 제품의 조립시에 예상되는 조립작업시간을 미리 산출해냄으로써 전체 조립라인의 Line-balancing을 미리 고려할 수 있게 하고 이로부터 전체 조립라인에 대한 Lay-out 설계의 기본 정보를 제공하고자 한다.

3.1 조립작업시간의 결정 인자

조립라인에서 조립작업시간에 직접적인 영향을 주는 인자들을 보면 조립위치 결정 및 부품의 취급시의 난이도 그리고 조립작업시 발생하는 조립간섭 및 치공구 동작의 복잡도 등을 들 수 있다.⁽¹⁰⁾ 이러한 인자들은 주변 조립장치의 작업조건과 작업능이 이미 결정되어진 상태에서는 조립대상부품의 조립특성과 조립형상에 직접적인 영향을 받게 된다. 이를 다시 크게 분류하면 조립 작업시간은 부품을 취급하는데 필요한 handling 시간과 부품의 조립시에 필요한 processing 시간의 합으로 이루어지며 이는 부품의 형상을 나타내는 부품의 크기와 질량 그리고 부품의 조립특성을 나타내는 조립난이도의 함수로 나타낼 수가 있게 된다.

$$\begin{aligned} & \text{조립작업시간(WT)} \\ &= \text{handling시간(HT)} + \text{processing시간(PT)} \\ &= f(\text{부품의 크기, 부품의 질량, 조립 난이도}) \\ &= f(a_1, a_2, a_3) \end{aligned} \quad (14)$$

여기서, $a_1 = 1 - \exp(-\text{part volume}/f_v)$
 f_v : Normalization factor
 $a_2 = 1 - \exp(-\text{part weight}/f_w)$
 f_w : Normalization factor
 $a_3 = 1 - W_d(P_k)$, $W_d(P_k)$: 분해도

식(14)에서 보는 바와 같이 부품의 크기와 질량에 대한 인자인 a_1, a_2 를 0에서 1사이의 값을 갖게 하기 위하여 normalizing 시켰으며⁽¹⁰⁾ 조립 난이도에 대한 인자 a_3 는 앞 절에서 구한 분해도의 함수로 나타내었다. 여기서 각 조립공정에서의 조립작업 시간은 조립형상에 대한 인자 a_1, a_2 보다는 대상 부품의 조립 난이도 a_3 에 의해 보다 큰 영향을 받게 되며 이러한 조립 난이도는 앞 절에서 구한 분해도와 밀접한 상관관계를 가지게 된다.⁽¹¹⁾ 즉 분해도가 크면 클수록 조립이 용이하게 되며 조립용이도가 커질수록 조립 난이도는 역으로 작아지게

된다. 이때 f_v, f_w 는 적용 대상 제품의 형상 및 조립 특성에 따라 사용자가 결정하게 되며 보통 적용 대상 부품들의 평균 부피와 평균 질량 값을 취하게 된다.

본 연구에서 신경회로망의 학습표본으로 사용된 대상 제품은 CDP(compact disk player) 1기종 및 VTR(video tape recorder) 6기종 등이며, 이 중 조립자동화가 가능한 총 160여 개의 부품들로부터 부품의 형상정보 인자 a_1, a_2 및 분해도에 대한 인자 a_3 를 계산하여 신경회로망의 학습정보로 이용하였다. 이들 부품들에 대한 계산값으로부터 표본 대상부품들의 평균 부피와 평균 질량값인 f_v 와 f_w 는 다음과 같이 얻을 수 있다. ($f_v=5 \text{ cm}^3, f_w=10 \text{ g}$) 이들 학습 표본으로 사용된 부품들의 대표적인 형상을 보면 Fig. 6과 같으며 그림에서 보는 바와 같이 비교적 복잡한 형상을 이루고 있다. 따라서 대상부품의 부피 계산시에는 과도한 계산시간을 줄이기 위하여 CSG(constructive solid geometry)기법^(12,13)을 이용한 부품형상의 단순화를 기하였다. 예를 들어 Fig. 6(f)의 부품을 CSG기법으로 단순화 시키면 Fig. 7과 같이 원기둥과 직육면체의 조합으로 이

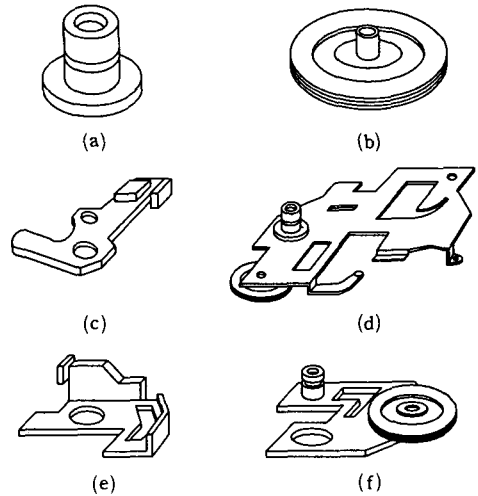


Fig. 6 An example of sample parts

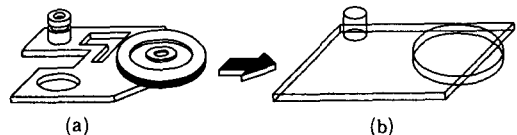


Fig. 7 An example of constructive solid geometry reasoning

루어지며 이와 같은 단순화된 형상을 이용하여 대 상부품의 부피를 근사치로 계산해 내었다.

3.2 신경회로망을 이용한 조립작업시간 추정

신경회로망을 구성하여 운용하는 방법은 크게 학습 단계(training stage)와 생산단계(production stage) 로 나뉘어 진다. 학습단계에서는 일련의 출력패턴 이 공급되고 이에 따라 신경회로에서 함수관계 (mapping)가 규명된다. 주어진 입력패턴으로 출력 패턴이 계산된 후 실제 주어진 출력패턴과의 오차 에 따라 각각의 함수에 대한 가중치가 training algorithm에 따라 조절되며 학습이 계속 진행된다. 오차가 허용범위 내에 들어오면 학습이 종료되 고 신경회로는 현재 입출력간의 함수관계를 기억한 다. 생산단계에서는 위에서 계산된 mapping characteristics를 이용하여 새로 유입된 입력패턴 으로부터 원하는 출력패턴이 계산된다. 본 연구에 서는 학습단계에서 기존 제품(CDP, VTR)에 대한 조립형상 및 특성정보로부터 얻어진 대상 부품들의 형상 및 조립 난이도 인자 a_1, a_2, a_3 등을 입력 pattern으로 하고, 각 경우에 해당하는 실제 조립 라인에서의 조립작업시간을 출력 pattern으로 하여 신경회로망의 관계오차가 줄어드는 방향으로 mapping해 나간다. (Fig. 8 참조)

이렇게 학습단계가 끝나면 신경회로망의 각 node 에는 고유의 weight가 최종적으로 결정되며, 이는 컴퓨터의 기억장치에 기억된다. 생산단계에서는 실 제 대상 조립부품의 크기와 질량에 대한 인자 a_1, a_2 와 조립 난이도에 대한 인자 a_3 를 입력함으로써 각 조립공정상에서 필요로 하는 조립작업시간(WT) 을 곧바로 추정할 수 있는 실시간 추정이 이루어진 다. 본 연구에서는 학습단계에서 오차가 줄어드는 방향으로 반복학습이 가능한 generalized delta rule⁽¹⁴⁾을 학습기법으로 사용하였다.

신경회로망이론은 생체의 신경조직을 단순화시킨 모델에 기초를 두며 상당히 많은 서로 연결된 기초 연산자들로 이루어진다. 이러한 기초 연산자들은 단지 간단한 계산능력만을 가지고 있으나 서로 유기적으로 연결되어 있으므로 입력신호와 출력신호 사이의 복잡한 함수관계를 구현시킬 수 있다. 특히 이 함수관계가 비선형 특성을 가질 때 상당히 효과 적으로 본 신경회로망 이론을 적용할 수 있는 것으 로 알려져 있다.^(14,15) 신경회로망은 Fig. 9(a)에 포 시된 것처럼 layer내에 배열된 수많은 node들로

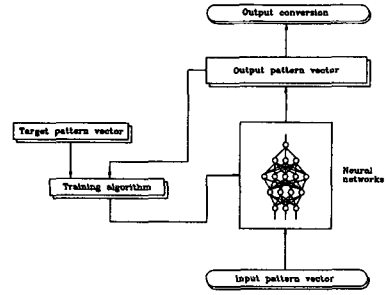


Fig. 8 Block diagram of the training and estimation procedure for assembly work time using neural networks

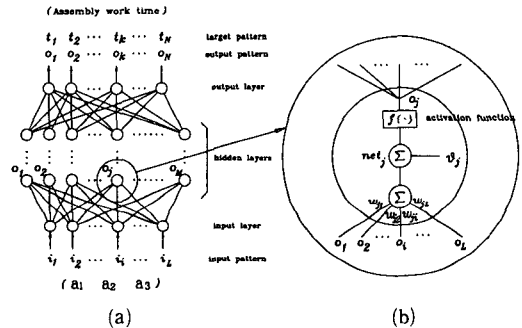


Fig. 9 Schematic diagram of neural networks estimator

구성된다. Fig. 9(b)에서 볼 수 있는 바와 같이 입 력 layer의 node를 제외하고는 모든 node로의 입 력은 전단계 node 출력의 가중치 합임을 알 수 있 고 각각의 node는 각각의 입력에 대하여 activa tion function과 node의 bias값에 민감하게 변하며 동작한다. j layer의 어떤 node에 유입되는 net 입력은

$$net_j = \sum W_{ji} O_i \tag{15}$$

여기서, W_{ji} 는 i layer와 j layer 사이의 가중치이 다. j node의 출력은

$$O_j = f(net_j) \tag{16}$$

여기서 f는 activation function이다. 본 연구에서 사용된 activation function은 sigmoid function⁽¹⁴⁾이다.

학습단계에서는 Fig. 9에 도시된 바와 같이 입력 vectors a_1, a_2, a_3 가 주어질 때 신경회로망은 모든 연결고리내의 가중치와 Threshold를 조절하여 표 본 제품을 통하여 얻어진 원하는 출력 vector $\{t_{pk}\}$

에 가까워지도록 학습이 시행된다. 이때 출력 vector $\{t_{pk}\}$ 는 각 단위 조립공정에서의 조립작업 시간을 의미한다. 이 과정이 완료되면 또다른 한쌍의 입력 vectors a_1, a_2, a_3 과 원하는 출력 vector $\{t_{pk}\}$ 값들이 공급되고 위의 과정이 반복된다. 일반적으로 학습도중 생성된 출력 vector $\{O_{jk}\}$ 과 원하는 출력 vector $\{t_{pk}\}$ 와의 사이에 학습오차가 발생하는데 이는 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_N (t_{pk} - O_{pk})^2 \quad (17)$$

여기서, N 은 출력 pattern의 수이다. 모든 입출력 pattern의 쌍에 대해서 전체 시스템의 평균 오차는 P 를 학습단계에서 사용된 입출력 쌍의 수라고 할 때 전체 오차 E 는 다음과 같다.

$$E_p = \frac{1}{2P} \sum_P \sum_N (t_{pk} - O_{pk})^2 \quad (18)$$

Training algorithm으로써 Generalized Delta Rule은 각 pattern 학습에서의 오차 E_p 가 가장 빠르게 감소되도록 가중치 증가량, ΔW_{kj} 를 변화시키는데 수렴성을 보장하기 위하여 보통 다음과 같이 learning rate, η 를 도입하여

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial W_{kj}} \quad (19)$$

다음과 같이 δ_k 를 정의하면

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} \quad (20)$$

$$\Delta W_{kj} = \eta \delta_k O_j \quad (21)$$

각각의 pattern에서 (21)식으로 가중치 증가량이 계산되면 전 pattern에 대한 가중치 증가량은 이것들의 총합으로 계산된다. 이때 iteration을 수행해 나갈때 (19)식의 learning rate, η 가 크면 학습이 신속히 이루어지나 진동을 수반하게 되므로 이를 방지하고자 momentum rate, α 를 도입하면

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta (\delta_j O_j) + \alpha \Delta W_{ji}(n) \quad (22)$$

여기서, n 은 반복계산회수를 의미한다. 반복계산이 수행될 때마다 (22)식에 의하여 다음 단계의 가중치가 계산되고 그때의 가중치를 이용하여 출력이 feed forward 방식으로 계산된다. training set의 target 출력과 실제 계산된 출력의 차이량에 따라 가중치가 수정되며 위의 과정을 계속하다가 total system error가 허용 범위내에 들면 학습단계가 종

료되고 현재 입출력 pattern set의 mapping characteristics가 신경회로망에 저장된다.(Fig. 8 참조)

본 연구의 계산과정에서 최적적으로 선정되어 사용된 (22)식의 파라미터는 다음과 같다.

Learning rate, $\eta=0.6$

Momentum rate, $\alpha=0.3$

Number of hidden layer=3

Number of node in hidden layer 1=4

Number of node in hidden layer 2=5

Number of node in hidden layer 3=3

Number of maximum iteration=100,000

Maximum total error=0.00001

이상의 과정을 거쳐서 학습단계가 종료되면 최종적으로 신경회로망에 저장된 가중치에 실제 구하고자 하는 대상 조립부품의 크기와 질량에 대한 인자 a_1, a_2 와 조립 난이도에 대한 인자 a_3 를 입력함으로써 각 조립공정상에서 필요로 하는 조립 작업시간을 곧바로 추정할 수 있다. 본 연구에서는 Fig. 1의 콤팩트 디스크 카세트 데코용 레이저 발생기를 대상제품으로 하여 신경회로망기법을 이용한 조립작업시간 추정 과정을 검토하였다. 본 대상제품은 총 10개의 부품으로 구성되어 있으며 신경회로망의 학습단계에서 표본제품으로 사용하였던 CDP의 유사기종으로써 그중 일부분인 부조립체이다. 이때 추정되는 조립작업시간은 조립 난이도 인자 a_3 가 조립순서에 따라 직접적인 영향을 받게 되며 이로 인해 조립순서의 변화에 따라 다양한 결과치를 갖게 되므로 이에 대한 계산결과는 다음장의 조립순서 추론에서 함께 다루기로 하겠다.

4. 라인밸런싱을 고려한 조립순서의 추론

조립공정을 자동화하기 위해서는 먼저 조립 대상품의 요구 기능과 각 부품의 조립 특성을 분석하여 이에 대한 적절한 조립순서의 결정이 선결되어야 한다. 즉 조립공정의 순서에 따라서 조립공정의 난이도, 고정구의 복잡도, 그리고 불량품의 발생률 및 생산량 등이 직 간접으로 영향을 받게 되고 이에 따라 제품의 생산단가가 좌우되기 때문이다.

조립순서 추론에 대한 기존의 연구방법은 크게 직접결정방식과 분해법에 의한 간접결정방식으로 나눌수 있는데 최근들어 계산량이 많고 조립특성인자의 추출이 번거로운 직접결정방식보다는 계산량

이 상대적으로 적고 기하학적 조립구속조건의 추론이 비교적 용이한 분해법에 의한 간접결정방식이 많이 선호되어지고 있다. 그러나 아직도 대상부품의 수가 많아짐에 따라 이들 추론과정에서 오는 기하급수적인 추론 계산량의 증가가 해결해야 할 과제로 남아 있었다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 Shin⁽¹¹⁾은 매 분해단계마다 분해가능한 최적조건의 부품을 2절에서 구한 분해도 평가에 의해 구하고 이로부터 부품의 분해순서를 추론하여 이의 역순을 대상부품의 조립순서로 결정하였다. 그러나 이 기법은 추론에 필요한 계산량을 현저하게 감소시켰음에도 불구하고 실제 라인조립시 고려해야 할 라인밸런싱에 대한 문제를 고려하지 않음으로써 엄밀한 의미의 조립공정 순서로서는 제약이 따랐다. 즉 실제 라인작업시에는 각 작업 cell에서의 작업 시간이 가능하면 동일하도록 하는 라인 밸런싱 기법을 필요로 하며 이를 위해서는 조립순서의 추론시 부품의 분해도 뿐만 아니라 앞 절에서 신경회로망기법을 이용하여 추론한 조립작업시간도 고려할 필요가 있게 된다.

이를 위하여 본 연구에서는 전체 라인의 제한 작업시간(limit cycle time)이 일단 주어지면 기준 작업 시간내에 묶일 수 있는 부품들중 가장 큰 값의 분해도를 갖는 부품을 분해 대상 부품으로 선정한다. 이때 분해 가능한 부품들 중 가장 큰 분해도를 가지는 부품이라 할지라도 그 부품을 분해함으로써 주어진 제한 작업시간을 초과하게 될 때에는 분해 대상부품에서 제외되게 된다. Fig. 10은 라인밸런싱을 고려하여 조립순서를 추론하는 알고리즘을 흐름도로 나타낸 것이며 이를 단계별로 정리하면 다음과 같다.

<step 1> 주어진 조립품 A에 대한 n개의 구성 부품중에서 separability cost, $C_{sp}(P_k) > 0$ 인 분해 가능한 후보부품들을 선정한다.

<step 2> 분해 가능한 후보부품 중 주어진 제한 작업시간(limit cycle time)내에서 분해도 $W_d(P_k)$ 의 값이 가장 큰 부품을 선정하여 분해한다. 분해후 부품의 개수 i 는 $n-1$ 이 된다.

<step 3> i 개의 부품으로 구성된 베이스조립체 BA_i 의 구성 부품중에서 분해도 $W_d(P_k) > 0$ 인 분해 가능한 후보부품들을 선정한다.

<step 4> 분해가능한 후보부품 중 주어진 제한 작업시간(limit cycle time)내에서 분해도 $W_d(P_k)$ 의 값이 가장 큰 부품을 선정하여 분해한다. 분해후

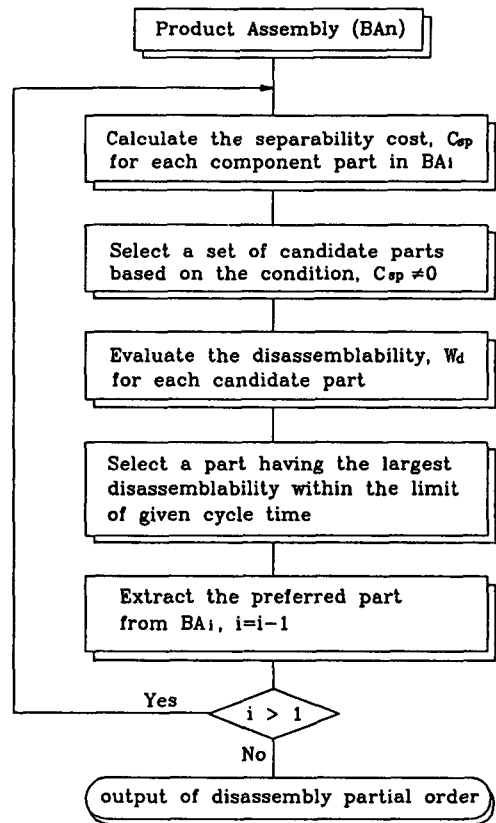


Fig. 10 A flow chart to determine a line-balanced assembly sequence

부품의 개수 $i=i-1$ 이 되고 이때 $i > 1$ 이면 step 3으로 돌아간다.

<step 5> 부품의 개수가 $i=1$ 이 되면 마지막 남은 부품이 분해되고 최종적으로 대상 조립품의 조립순서는 위에서 구한 분해순서의 역순이 된다.

본 장에서는 앞 장에서 제시한 Fig. 1의 콤팩트 디스크 카세트 데크용 레이저 발생기를 대상제품으로 하여 위에서 제시한 라인밸런싱을 고려한 조립순서 추론알고리즘에 대하여 적용성을 검토하였다. 이를 위하여 본 연구에서는 먼저 Shin⁽¹¹⁾이 제안한 분해도만을 고려한 경우의 라인밸런싱 효율과 추론된 조립작업시간을 토대로 라인밸런싱까지도 고려한 경우의 라인밸런싱 효율을 비교하여 보았다. 라인밸런싱 효율을 수치적으로 검증하는 이론은 balance delay 계산기법⁽¹⁶⁾을 이용하였으며 이때 balance delay를 d 라고 하면 이를 백분율로 구하는 식은 다음과 같다.

$$d = \frac{nT_c - T_{wc}}{nT} \times 100(\%) \quad (23)$$

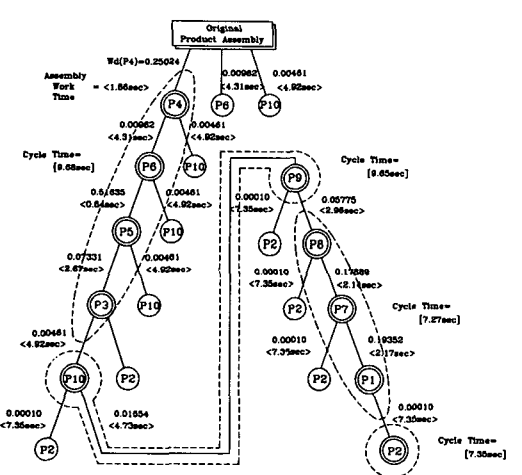
여기서 T_c : 제한조립작업시간(limitcycletime)

T_{wc} : 총 조립작업시간

n : 그룹핑될 수 있는 cell의 수

식(23)에서 알 수 있듯이 balancd delay, d 의 값이 작을수록 각 조립 cell에서의 idle time은 줄어들게 되며 따라서 해당 조립라인은 라인밸런싱 효율이 보다 좋은 lay-out을 이루게 된다.

Fig. 11은 Shin⁽¹¹⁾이 제안한 분해도만을 고려한 경우의 분해순서도이며 매 분해단계에서 분해가능 부품중 분해도가 가장 큰 부품을 우선으로 분해하게 된다. 이렇게 하여 추론된 분해순서는 P4-P6-P5-P3-P10-P9-P8-P7-P1-P2의 순이 되고 조립순서는 분해순서의 역순인 P1-P2-P7-P8-P9-P10-P3-P5-P6-P4의 순이 된다. 이때 제한 조립작업시간, T_c 를 12 sec로 주었을 경우 그룹핑되는 총 작업 cell의 수 n 은 4개가 되고 전체 조립라인의 조립작업시간, T_{wc} 는 33.95 sec가 되며 이 경우의 balance delay, d 는 (23)식으로부터 29%라는 결과를 얻는다.



- ⊙ a part to be disassembled with maximal disassem blability
- candidate parts to be disassembled
- candidate disassembly operation
- ⊖ work station group within the limit of cycle time

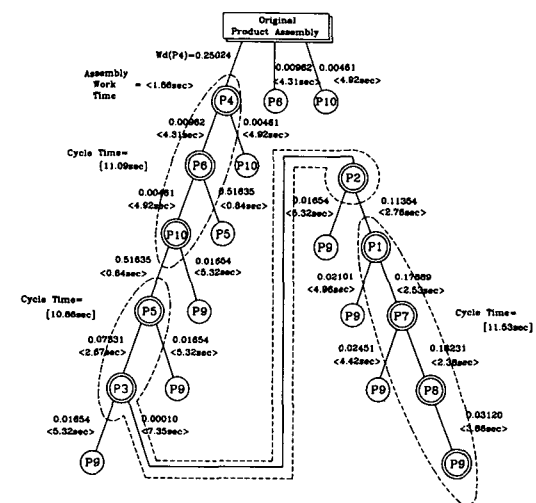
Fig. 11 Hierarchical disassembly partial order diagram considering only disassemblability

Table 1 Cost for interconnection type, C_M

Type	no fit	tf	cf	sw	pf	ri
C_M	1.0	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01

그러나 실제 조립작업시에는 시스템의 idle time을 줄이고 병목현상을 피하기 위해서 라인 밸런싱을 고려해야 하며 Fig. 12는 신경회로망기법을 통하여 추정된 각 공정별 조립작업시간을 토대로 라인밸런싱을 고려하여 추론된 분해순서도이다.

그림에서 보는 바와 같이 Fig. 10의 라인밸런싱 알고리즘에 의해 추론된 분해순서는 P4-P6-P10-P5-P3-P2-P1-P7-P8-P9의 순이 되고 조립순서는 분해순서의 역순인 P9-P8-P7-P1-P2-P3-P5-P10-P6-P4의 순이 된다. 분해도만을 고려한 경우와는 달리 제한 조립작업시간, T_c 가 12 sec인 동일 조건하에서도 그룹핑되는 총 작업 cell의 수 n 은 3개가 되고 전체 조립라인의 조립작업시간, T_{wc} 는 33.48 sec가 되며 이 경우의 balance delay, d 는 (23)식으로부터 7%라는 결과를 얻는다. 이러한 결



- ⊙ a part to be disassembled with maximal disassemblability
- candidate parts to be disassembled
- candidate disassembly operation
- ⊖ work station group within the limit of cycle time

Fig. 12 Hierarchical disassembly partial order diagram considering line balancing

과는 라인밸런싱기법을 고려한 경우의 라인밸런싱 효율이 Shin⁽¹¹⁾의 분해도만을 고려한 경우의 라인밸런싱 효율에 비해 훨씬 좋은 효율을 가짐을 알 수 있으며 실제 조립라인의 lay-out 설계시에는 이 같은 라인 밸런싱을 고려한 조립순서가 시스템의 idle time을 줄이고 병목현상을 피할 수 있는 등의 생산성 향상을 기대할 수 있어 훨씬 유용하게 적용 되어질 수 있을 것이다.

5. 결 론

기존 조립라인의 작업조건과 작업시간과의 상관 관계 pattern을 신경회로망기법에 의한 학습을 통하여 기존 대상제품의 모델 변경에 따른 신제품 조립시 또는 동 종류 제품의 조립시에 예상되는 조립 작업시간을 미리 산출해내었고, 이를 이용하여 전체 조립라인의 Line-balancing을 미리 고려할 수 있게 하였다.

이를 위하여 먼저 대상 부품의 모델링기법과 이를 이용한 분해도 산출기법에 대해 기술하였고 추론된 분해도와 부품의 형상정보로부터 신경회로망을 이용하여 대상부품의 조립작업시간을 추정, 산출하였다. 이때 신경회로망의 학습을 위한 교육정보는 CDP(compact disk player), VTR(video tape recorder) 등의 총 7기종 약 160여개 부품을 모델로 하였다. 이와 같이 조립대상 조립품의 조립특성 및 형상정보만을 가지고 각 조립공정에서의 조립작업시간 산출이 가능하게 됨에 따라 실제 조립시스템의 설치 이전에 사전 computer simulation을 통한 작업계획 및 생산계획 수립의 가능성을 제시하였다. 또한 산출된 조립작업시간을 기준으로 라인밸런싱을 고려한 조립순서를 추론함으로써 전체 조립라인에 대한 lay-out 설계의 기본 정보를 제공할 수 있게 하였다.

후 기

본 연구는 한국과학재단에서 지원하는 연구과제의 일부로서 수행되었으며, 이에 재단과 관계자 여러분께 감사드립니다.

참고문헌

(1) Buffa E. S. and Taubert, W. H. 1972,

Production-Inventory Systems : Planning and Contro, Homewood, III., Richard D. Irwin, Inc.

(2) Dar-el, E. M. 1975, "Solving Large Single Model Assembly Line Balancing Problems-A Comparative Study," *AIIE Transactions*, Vol. 7, No. 3, pp. 302~310.

(3) Magad, E. L. 1972 "Cooperative Manufacturing Research," *Industrial Engineering*, Vol. 4, No. 1, pp. 36~40.

(4) Master, A. A. 1970 "An Experimental Investigation and Comparative Evaluation of Production Line Balancing Techniques," *Manufacturing Science*, Vol. 16, No. 11, pp. 728~746.

(5) Buxley, G. M. Slack H. D. and Wild R, 1973, "Production Flow Line System Design-A Review," *AIIE Transactions*, Vol. 5, No. 1, pp. 37~48.

(6) Prenting, T. O. and Thoupoulos, N. T. 1974 *Humanism and Technology in Assembly Line Systems*, Spartan Books, Hayden Book Co., Hasbrouk Heights, N. J.

(7) Sharp, W. I. 1977 "Assembly Line Balancing Techniques," *Technical Paper Ms77-313, Society of Manufacturing Engineers*, Dearborn, Mich.

(8) Cho D. Y. and Cho, H. S. 1993 "Inference on Robotic Assembly Precedence Constraints Using Part Contact Level Graph," *Robotica*, pp. 173~183.

(9) Cho, D. Y. and Shin C. K. Cho, H. S. 1993 "Automatic Inference on Stable Robotic Assembly Sequences based upon the Evaluation of the Base Assembly Instability," *Robotica*, Vol. 11, pp. 351~362.

(10) Lee, S. H. 1990 *Assembly Planning based on Subassembly Extraction*, Tr. on Robotics and Automation, Special Issue on Manufacturing Systems : Design, Planning, Scheduling and Real-Time Control, April.

(11) Shin C. K. and Cho, H. S. "On the Generation of Robotic Assembly Sequences based on Separability and Assembly Motion Stability," *Robotica* (to appear).

(12) DelChamber, A., Gaspart, P. and Wafflard, A. 1988 "An Automatic Assembly Planning Ap-

- proach," *Proceedings of the 10th International Conference of Assembly Automation*, pp. 319~326.
- (13) DelChambre, A. 1990 "A Pragmatic Approach to Computer-Aided Assembly Planning," *Proceedings of the 1990 IEEE International Conference of Robotics and Automation*, pp. 1600~1605.
- (14) Pao, Yoh-han, 1989 "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks," *Addison-wesley Publishing Company, Inc.*, N. Y.
- (15) Patrick K. Simpson, 1990, *Artificial Neural Systems*, Pergamon Press, N. Y.
- (16) Mikell P. Groover, 1987 *Automation, Production Systems and Computer Integrated Manufacturing*, Prentice-Hall International. Inc. pp. 143~149.
- (14) Pao, Yoh-han, 1989 "Adaptive Pattern