

〈技術論文〉

자동조립에서 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 조립순서 최적화

홍대선* · 조형석**

(1995년 3월 10일 접수)

Generation of Optimized Robotic Assembly Sequences
via Simulated Annealing Method

Dae Sun Hong and Hyung Suck Cho

Key Words: Optimal Assembly Sequence(최적 조립순서), Assembly Constraints(조립구속조건), Assembly Cost(조립경비), Simulated Annealing(시뮬레이티드 어닐링)

Abstract

An assembly sequence is considered to be optimal when it minimizes assembly cost while satisfying assembly constraints. To derive such an optimal sequence for robotic assembly, this paper proposes a method using a simulated annealing algorithm. In this method, an energy function is derived in consideration of both the assembly constraints and the assembly cost. The energy function thus derived is iteratively minimized until no further change in energy occurs. During the minimization, the energy is occasionally perturbed probabilistically in order to escape from local minima. The minimized energy yields an optimal assembly sequence. To show the effectiveness of the proposed method, case studies are presented for industrial products such as an electrical relay and an automobile alternator. The performance is analyzed by comparing the results with those of a neural network-based method, based upon the optimal solutions of an expert system.

1. 서 론

생산현장에서 만들어지는 제품들의 가격구성 중 조립공정에 해당하는 경비가 차지하는 비율은 약 10~30%로 알려져 있다.⁽¹⁾ 이 조립경비를 절감하기 위한 하나의 수단으로 조립순서를 추론하는 방법에 대해 많은 연구가 이루어져 왔다.^(2~17)

현재까지 조립순서 추론에 관한 연구의 대부분은 잘 알려진 탐색방법을 이용하여 가능한 조립순서(feasible assembly sequences)와 최적 조립순서(optimal assembly sequences)를 추론하여 왔다.^(2~7)

그러나, 이 방법들은 수 많은 질의 응답에 의존하여 조립구속조건을 추론하던지 또는 많은 시간을 요하는 기하학적 추론에 의해 조립순서를 구하게 되는 단점을 갖고 있다. 더욱이, 부품수가 증가하면 탐색공간이 폭발적으로 커지게 되어 적용하는데 한계를 안고 있다.

전자의 문제점을 해결하기 위하여 Cho and Cho는 부품접촉순위 그래프(part contact level graph)를 이용한 조립 구속조건과 조립순서의 추론방법을 제시하였다.^(8~10) 그렇지만 이 방법 역시 부품수의 증가에 따른 탐색공간의 폭발문제를 갖고 있다.

한편 탐색방법에 대한 대안으로 분해법에 의한 조립순서 추론방법이 제안되었다.^(11~13) 이 방법에서는 국부적으로 분해경비가 최소인 부품들로 구성

*삼성항공산업(주) FA 사업부

**회원, 한국과학기술원 기계공학과

되는 분해순서를 찾고, 분해의 역순으로 조립순서를 얻게 된다. 따라서, 이 방법은 전체 최적순서(global optimal sequence)를 얻지 못할 수도 있다. 이 방법이 갖고 있는 다른 하나의 단점은 스냅 결합(snap fit)과 같은 기계적인 구속이 있는 경우에는 적용하기 곤란하다는 점이다.

한편 탐색공간의 폭발문제를 극복하기 위한 다른 방법으로 신경회로망을 이용한 조립순서 최적화 방법이 제안된 바 있다.^(14~17) 이 방법들은 신경회로망이 동작함에 따라 회로망 에너지가 감소하여 평형 상태에 이른다는 특성을 이용하였다. 그러나, 이 방법은 회로망 에너지가 국부 극소점에 자주 머물게 되어 부 최적의 조립순서가 얻어진다는 단점을 안고 있다.

이상과 같은 문제점들을 극복하기 위하여, 즉 부품수의 증가에도 대처할 수 있고 또한 최적해를 얻는 비율을 향상할 수 있는 방법으로, 본 논문에서는 로봇을 이용한 자동조립에서 시뮬레이티드 어닐링^(18~20)을 이용한 새로운 조립순서 최적화 방법을 제안한다. 이 방법에서는 먼저 조립순서에 관한 에너지함수를 유도하고, 이 에너지를 확률적으로 증가시키기도 하지만 전반적으로는 에너지를 반복적으로 줄여 나간다. 이러한 과정을 통하여 최종적으로 낮은 에너지를 갖는 최적 조립순서를 얻게 된다. 여기서, 에너지 함수는 최적 조립순서의 조건들인 조립구속조건의 만족과 조립경비의 최소화를 고려하여 유도한다.

본 방법의 성능을 평가하기 위하여 전기 계전기 와 자동차 발전기에 대한 사례연구를 행하고, 그 결과들을 전문가시스템에서의 결과⁽⁹⁾와 신경회로망에 의한 결과⁽¹⁶⁾와 비교한다. 사례연구 결과는 본 방법을 이용하여 성공적으로 최적 조립순서를 얻을 수 있음을 보여준다. 본 논문은 제품 및 조립순서의 표현, 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 조립순서의 최적화, 사례연구 및 결과고찰, 그리고 결론으로 구성된다.

2. 제품 및 조립순서의 표현

제품의 조립순서를 추론하기 위하여 제품을 구성하고 있는 부품들의 상태를 적절하게 표현하여야 하는데 이를 제품모델링(product modeling)이라 한다. 이 모델링에 관한 연구현황을 보면 (1) 부품들 간의 상호 형상관계(topological relation) 추출방

식^(2~4,8~17) (2) CAD(computer aided design)나 CSG(constructive solid geometry) 데이터에 기초를 둔 기하학적 추론방식(geometrical reasoning)^(5~7)으로 나눌 수 있다. 본 연구에서는 전자에 속하는 방법중의 하나로서, 부품들의 상태를 연결관계(liaison)로서 표현한 Cho and Cho⁽⁸⁾가 제시한 방법을 이용한다.

2.1 제품 모델링

대상제품으로서 로봇을 이용한 자동조립에 적합한 제품에 한한다. 이러한 조건으로는 부품들이 상호 직교방향으로 조립되어 있고, 또한 조립시 발생하는 외력에 의한 형상변형이 발생하지 않아야 한다. 그리고, 부품들은 직선방향의 조립이나 또는 나사체결과 같은 간단한 동작에 의해 조립이 가능해야 한다.

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

$$P=\{p_\alpha|\alpha=1, 2, \dots, n\} \quad (1)$$

$$L=\{l_{\alpha\beta}|\alpha, \beta=1, 2, \dots, r, \alpha \neq \beta\} \quad (2)$$

$$(n-1) \leq r (=|L|) \leq \frac{n(n-1)}{2}$$

연결관계 $l_{\alpha\beta}$ 는 두 부품 p_α 와 p_β 간의 연결상태와 연결방위에 대한 정보를 포함하는데, 이를 다음과 같이 나타낸다.

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

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

$$C_{\alpha\beta}=\begin{pmatrix} c_x & c_y & c_z \\ c_x & c_y & c_z \end{pmatrix}, F_{\alpha\beta}=\begin{pmatrix} f_x & f_y & f_z \\ f_x & f_y & f_z \end{pmatrix} \quad (4)$$

여기서, c_d 는 $d(d \in \{x, y, z, \bar{x}, \bar{y}, \bar{z}\})$ 방향으로 두 부품 간의 실제접촉은 rc 그리고 가상접촉은 vc 로 표시한다. 그리고 f_d 는 스크류체결은 sw , 원통삽입연결은 rf , 그리고 복수의 삽입연결은 mp 등으로 표시한다. (상세내용은 참고문헌 (8) 참조)

2.2 조립구속조건

조립순서 SEQ를 다음과 같이 n 개 부품들의 집합(ordered list)으로 표현한다.

$$SEQ = \{p_\alpha \in P | \alpha = \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\} \quad (5)$$

조립순서에 관련하여 조립 구속조건들이 정의가 되는데, 이들은 선행구속조건과 연결구속조건으로 나뉜다. 선행구속조건 $PC(l_{\alpha\beta})$ 는 두 부품 p_α 와 p_β 가 연결되기 전에 조립진행중인 부분 조립체에 미리 조립되어 있어야 할 m 개 부품들의 집합으로 구성되며, 이는 다음과 같이 표현된다.

$$PC(l_{\alpha\beta}) = \{p_\gamma | \gamma = \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m\} \quad (6)$$

다른 하나의 구속조건인 연결구속조건은, 어떤 부품 p_α 가 조립되기 위해서는 조립진행중인 부분조립체에 속해있는 부품과 실제연결, 즉 실제접촉연결(real contact)이나 삽입연결(fit)을 갖고 있어야 함을 의미한다. 이렇게 조립해 나가면 조립작업의 시작부터 완료시까지 단 한개의 부분조립체만이 유지될 수 있다. 여기서, 부품 p_α 와 실제연결을 갖는 q 개의 부품들의 집합을 실제연결집합(real connection set) $RC(p_\alpha)$ 로 정의하고, 이는 다음과 같이 표현된다.

$$RC(p_\alpha) = \{p_\beta | \beta = \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q\} \quad (7)$$

이상의 구속조건들은 모델링 데이터로부터 자동으로 추론이 되며, 다음으로는 이 구속조건들을 만족하는 조립순서를 얻을 수가 있는데, 이를 가능한 조립순서(feasible assembly sequences)라 한다. (이상의 식 (1)~(7)에 관한 구체적인 계산 예는 참고문헌 (17)에 나타나 있음)

2.3 안정한 조립순서와 최적 조립순서

위에서 얻어진 가능한 조립순서들은 조립진행중인 부분조립체내에 속해 있는 부품들의 안정한 상태를 항상 유지하지는 않는다. 이러한 불안정한 순서를 제외하고 부품의 이탈이 방지되는 조립순서를 안정한 조립순서라 한다. 로봇의 동작자유도가 정해졌을 때, 조립순서의 조립 불안정도 C_{as} 를 다음과 같이 정의한다.

$$C_{as} = \frac{1}{12n} \sum_{j=1}^n S(BA_j) \quad (8)$$

여기서, BA_j 는 j 번째 부분조립체이고, $S(BA_j)$ 는 부분조립체의 불안정도를 표시한다. 불안정도 $S(BA_j)$ 는 0과 12 사이의 값을 갖는데, 0이라 함은 모든 부품들이 상호간에 움직임이 전혀 없는 상태이고, 반면에 12라 함은 모든 방향으로 부품들이

움직일 수 있음을 의미한다. 만일 한 조립순서가 조립구속조건을 위배할 경우에는 G_{as} 는 최대값인 1로 한다. (상세내용은 참고문헌 (10) 참조)

안정한 조립순서들중 조립경비가 최소인 것을 최적 조립순서라 한다. 이 조립 경비는 식 (8)의 조립 불안정도 C_{as} 와 조립순서가 갖는 조립방향 변경회수 C_{nt} 에 비례하도록 결정되는데, 이 C_{nt} 를 다음과 같이 정의한다.

$$C_{nt} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n R(BA_j) \quad (9)$$

여기서, $R(BA_j)$ 는 BA_j 의 조립방향이 변경되면 1이고 아니면 0이다.

위의 식 (8)과 (9)는 주어진 조립순서에 대하여 자동으로 계산이 되어지는데, 본 연구에서는 위 식 (8)과 (9)를 조립경비의 인자로 한다. 이는 조립 불안정도는 조립치공구의 복잡성에 관계되고, 조립방향 변경회수는 회전기구의 수에 관계되기 때문이다. 따라서 한 조립순서가 조립구속조건을 만족할 때 조립경비 J 를 다음과 같이 정의한다.

$$J = \rho_s C_{as} + \rho_t C_{nt} \quad (10)$$

여기서, ρ_s 와 ρ_t 는 조립시스템의 종류와 사이클 타임에 따라 결정되는 가중치로 $\rho_s + \rho_t = 1$ 의 관계를 갖는다.⁽⁹⁾ 만일 한 조립순서가 조립구속조건을 위배하던지 또한 불안정한 순서인 경우 J 는 1로 한다.

이상과 같이 본 절에서 얻은 식 (6)과 (7)의 조립구속조건들과 식 (10)의 조립 경비는 다음 절에서 다루게 될 조립순서에 관한 에너지를 유도할 때 이용된다.

3. 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 조립순서 최적화

조립구속조건을 만족하면서 동시에 조립경비가 최소인 최적순서를 구하기 위하여, 먼저 최적순서에 관한 조건들을 반영하여 조립순서에 관한 에너지 함수를 유도한다. 그리고 시뮬레이티드 어닐링을 이용하여 이 에너지함수의 반복적인 최소화과정의 결과로 최적순서를 구하는 방법에 대해 기술한다.

3.1 조립순서에 관한 에너지함수

조립순서에 관한 에너지함수 E_{seq} 를 다음과 같이 정의한다.

$$E_{seq} = E_J + E_P + E_C \quad (11)$$

여기서, E_J 는 식 (10)의 조립경비 J 에 관한 에너지 항이고, E_P 와 E_C 는 식 (6)과 (7)의 조립구속 조건들에 관한 항으로, 이들은 최적해에 대해 E_J 는 최소로 되고 E_P 와 E_C 는 0이 되도록 결정한다. 즉, 이들을 각각 다음과 같이 정의한다.

$$E_J = C_J J \quad (12)$$

$$E_P = C_P \sum_{i=1}^n \mu_i \quad (13)$$

$$E_C = C_C \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (14)$$

여기서, C_J , C_P 그리고 C_C 는 양의 에너지상수들이다. 이 에너지상수들은 시뮬레이션시의 수렴경향을 보아 결정하게 된다. (4.1절 참조)

한편 식 (13)의 μ_i 는 조립순서내의 i 번째 부품이 선행구속조건을 만족하면 0 아니면 1이다. 그리고 식 (14)의 λ_i 는 i 번째 부품이 연결구속조건을 만족하면 0 아니면 1이다. 이상의 식 (11)~(14)로부터 조립순서에 관한 에너지함수는 다음과 같이 유도된다.

$$E_{seq} = C_J J + \sum_{i=1}^n (C_P \mu_i + C_C \lambda_i) \quad (15)$$

3.2 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘

시뮬레이티드 어닐링은 금속 열처리중의 하나인 어닐링의 개념으로부터 유추되었다. (18-20) 금속 어닐링에서는 금속을 고온의 상태에서 점차 온도를 천천히 낮추어 가면 저온에서 저 에너지상태의 금속격자가 형성된다고 알려져 있다. 이와 유사한 개념으로 시뮬레이티드 어닐링에서는 최적화하고자 하는 시스템에 초기에는 높은 온도를 부여하고 이 온도를 낮추어 나간다. 이 결과로 낮은 온도에서 더 이상의 에너지변화가 없을 때 최적해를 얻게 된다. 여기서 온도 개념은 시스템과는 무관하고 단지 에너지와 동일한 물리적 차원을 갖는 파라미터이다. (16)

시뮬레이티드 어닐링에 의해 최적 조립순서를 구하기 위하여, 초기온도 T_0 에서 임의의 조립순서로부터 시작한다. 이후 온도를 천천히 낮추어 가는데, k 번째 반복 스텝에서의 온도를 $T(k)$ 그리고

이때의 조립순서와 에너지를 각각 SEQ_0 와 E_0 로 나타낸다. 매 반복스텝에서는 현재의 조립순서 SEQ_0 내의 임의의 두 부품을 교환하여 수정조립순서 SEQ_1 을 얻을 수 있고, 이 SEQ_1 의 에너지 E_1 은 식(15)에 의해 계산된다. 이 경우, 현재의 조립순서 SEQ_0 가 SEQ_1 로 변할 확률은 각 에너지와 온도를 고려하여 다음과 같이 볼츠만 확률 분포를 따르도록 한다.

$$\begin{aligned} Pr(E_1) &= \frac{e^{E_1/T(k)}}{e^{-E_0/T(k)} + e^{-E_1/T(k)}} \\ &= \frac{1}{1 + e^{-\Delta E/T(k)}} \end{aligned} \quad (16)$$

여기서, $\Delta E = E_0 - E_1$ 이다. 위 식을 보면 $T(k)$ 가 0에 가까우면 높은 에너지로 변할 확률은 작게 됨을 알 수 있다. 따라서, 낮은 온도에서 최적의 에너지상태일 때 더 이상의 에너지 변화는 없게 된다.

한편 이 알고리즘에서 온도를 어느 반복구간 동안 일정하게 유지시키면서 천천히 감소시켜야 되는데, (19,20) 여기서 이 반복구간을 어닐링 사이클 T_{cyc} 이라하고, 어닐링 온도 $T(k)$ 는 어닐링 사이클에 관련하여 다음과 같이 정한다.

$$T(k) = \frac{T_0}{1 + \ln(M(k))} \quad (17)$$

여기서, T_0 는 초기온도이고, $M(k)$ 는 M 번째 어닐링 사이클을 의미한다. 본 연구에서는 한 어닐링 사이클 동안 임의의 두 부품들이 거의 다 선택이 될 수 있도록 정한다. 즉, T_{cyc} 은 n 개에서 2개를 취하는 조합으로 볼 수 있으므로, $T_{cyc} = n(n-1)/2$ 이다. 따라서 $M(k)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$M(k) = \left\lceil \frac{k}{T_{cyc}} \right\rceil = \left\lceil \frac{2k}{n(n-1)} \right\rceil \quad (18)$$

여기서, $\lceil \cdot \rceil$ 는 $\lceil \cdot \rceil$ 안의 값 이상의 정수중 최소 값을 나타낸다.

본 알고리즘에서 부품수 n 에 관한 복잡도를 분석한다. 식 (15)에서 μ_i 와 λ_i 의 계산시간은 근사적으로 n 에 비례하고, 이 μ_i 와 λ_i 를 모든 부품에 대해 계산해야 하므로 한 반복구간에서의 복잡도는 $O(n^2)$ 이다. 한편, 수렴시까지 소요되는 총 반복회수는 한 어닐링 사이클내의 반복회수에 관계되는데, 이는 식 (18)에서 볼 수 있듯이 n^2 에 비례한다. 따라서, 본 알고리즘의 복잡도는 $O(n^4)$ 이다.

이상과 같이 에너지함수를 반복적으로 최소화시키 나가면, 낮은 에너지를 갖는 최적 조립순서를 구할 수 있다. Fig. 1에 본 알고리즘의 순서도를 나타낸다.

4. 사례연구 및 결과고찰

4.1 시뮬레이션 조건

본 제안한 방법의 유용성을 살펴보기 위하여 생산현장에서 만들어지고 있는 제품인 전기 계전기 (Fig. 2)와 자동차 발전기 (Fig. 3)에 대한 사례연구를 행한다. 계전기는 10개의 부품으로 그리고 발전기는 13개의 부품으로 구성되어 있다. 시뮬레이션 시 어닐링 사이클의 10배 동안 에너지변화가 없으면 수렴한 것으로 판단하였다. 한편, 식 (10)의 가중치들은 $\rho_s=0.5$ 그리고 $\rho_t=0.5$ 이고, 식 (12)~(14)의 에너지상수는 $C_j=50$, $C_p=20$ 그리고 $C_c=20$ 으로 하였다. 이 상수들은 시뮬레이션 시의

수렴경향을 보아 결정하였는데, 이 에너지상수들과 초기온도와의 비율이 수렴성능에 큰 영향을 끼칠 수 있었다.

본 시뮬레이션에서는 초기온도에 변화를 주어 수렴성능에 미치는 영향을 알아 보았는데, 계전기의 사례연구 결과는 Fig. 4에, 그리고 발전기의 결과는 Fig. 5에 각각 나타낸다. 이 결과들은 각 온도에서 20회의 시뮬레이션을 통하여 얻었다. 각 시뮬레이션시 다른 조립순서를 얻을 수 있도록 초기에 임의의 조립순서를 시작하였고, 또한 각 반복 스텝에서 선택되는 두 부품도 난수에 의해 정하였다.

한편, 최적해는 전문가시스템에서의 결과^(9,17)를 참조하였다. 전문가시스템에서는 제품 모델링 데이터로부터 조립구속조건, 가능한 조립순서들 그리고 안정한 조립순서들을 차례로 추론한 후, 최종적으로 안정한 조립순서들 중 조립경비를 산출하여 이

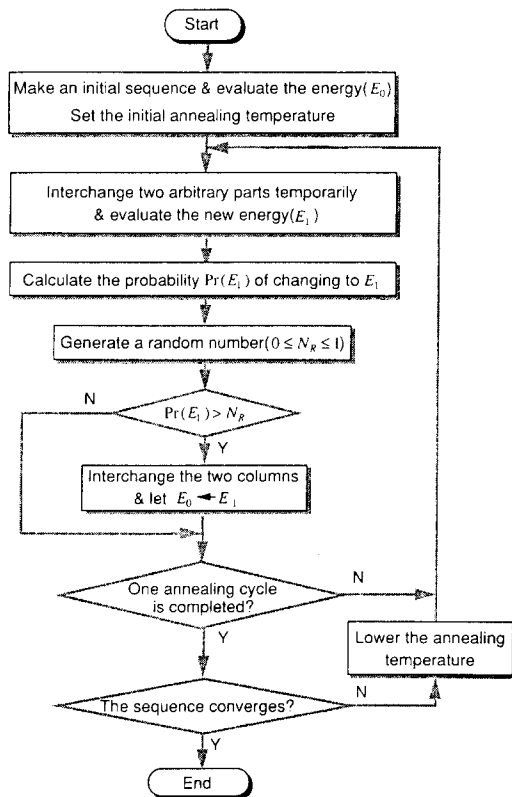
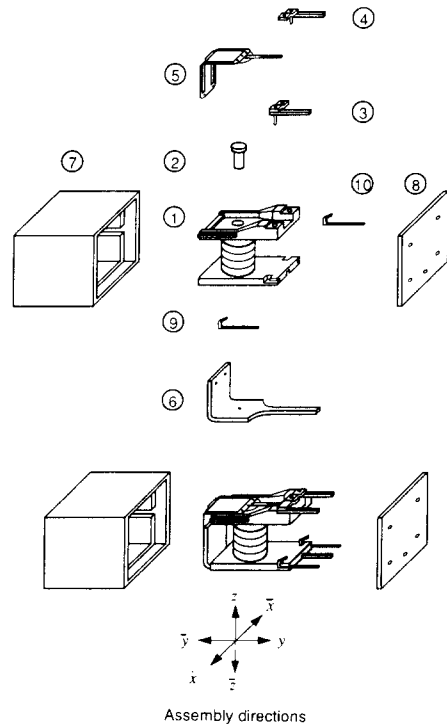


Fig. 1 The flow chart of the simulated annealing algorithm



- ① Bobbin coil
- ② Core
- ③ N/C terminal
- ④ N/O terminal
- ⑤ Moving switch
- ⑥ Yoke
- ⑦ Housing
- ⑧ Cover plate
- ⑨ Plus pin
- ⑩ Minus pin

Fig. 2 An exploded view of an electrical relay

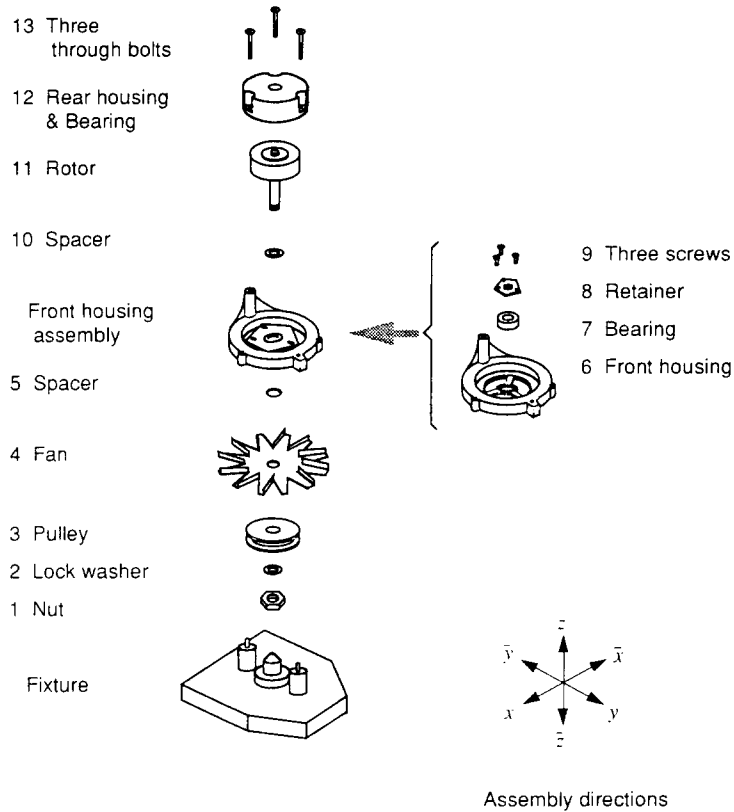


Fig. 3 An exploded view of an automobile alternator

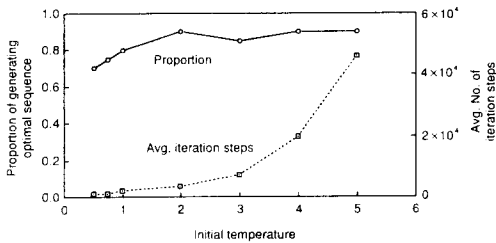


Fig. 4 Proportion of generating an optimal sequence and the average number of iteration steps for various initial temperatures: an electrical relay. The results are obtained from 20 trials at each temperature; $C_1=50$, $C_p=20$, $C_s=20$

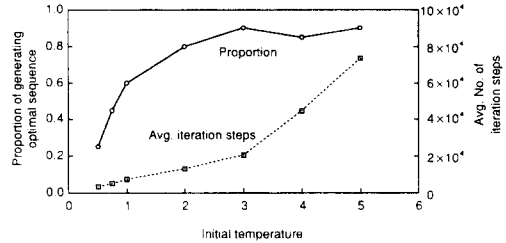


Fig. 5 Proportion of generating an optimal sequence and the average number of iteration steps for various initial temperatures: an automobile alternator. The results are obtained from 20 trials at each temperature; $C_1=50$, $C_p=20$, $C_s=20$

경비가 최소인 것을 최적 조립순서들로 추천하였다.

4.2 결과 및 고찰

임의의 조립순서로 시작하여 본 알고리즘의 결과로 조립순서가 추천되는데, 여기서는 추천된 조립

순서가 전문가시스템에서의 최적순서와 일치하는 비율을 조사하였다. 전기 계전기의 사례연구 결과 (Fig. 4)를 보면, 초기온도 2이상에서 20회의 시뮬레이션 중 80% 이상이 최적순서와 일치함을 알 수 있다. 자동차 발전기 (Fig. 5)에서는 초기온도 3이

상에서 계전기의 경우와 같은 성능을 볼 수 있다. 한편, 초기 온도가 올라감에 따라 수렴하는데 필요한 반복 스텝수는 지수 함수적으로 증가함을 볼 수 있는데, 이는 어닐링 온도가 식 (17)에 의해 지수 함수적으로 감소하는데 기인한다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 본 사례 연구의 결과들을 신경회로망에 의한 방법⁽¹⁶⁾의 결과와 비교하였다. 프로그램은 터보 프로그래머로 작성하였고, 컴퓨터는 IBMPC486(66 MHz)을 사용하였다. 기본적으로 두 방법간에는 다른 알고리즘을 갖는다. 본 방법에서는 n 개의 부품으로 이루어진 조립순서의 에너지를 최소화시켜 나아가는데 반하여, 신경회로망 방법에서는 $n \times n$ 개의 뉴론들을 비선형 미분방정식에 의해 동작시켜 회로망의 에너지를 최소화시켜 나간다. 두 방법간의 시뮬레이션의 수행시간에 대한 비교 결과를 Table 1과 2에 나타내었는데, 이들을 보면 제안한 방법이 신경회로망 방법에 비해 수행시간이 1/3 이하로 줄었음을 알 수 있다. 한편, 최적해를 내는 비율은 계전기의

경우는 50%에서 95%, 발전기의 경우는 5%에서 80%로 상당히 높아졌음을 보였다.

앞 절에서 기술한 바와 같이 본 제안한 방법인 한 반복구간에서는 $O(n^2)$ 의 알고리즘 복잡도를 갖고 있으며, 한 시뮬레이션의 복잡도는 $O(n^4)$ 이다. 반면에 신경회로망 방법에서는 한 반복구간에서는 $O(n^4)$ 그리고 한 시뮬레이션에서는 $O(n^6)$ 의 복잡도를 갖고 있다. 따라서, 본 방법이 신경회로망 방법에 비해 보다 많은 수의 부품을 처리할 수 있다.

이상의 결과로부터, 본 제안한 방법이 상당히 높은 비율로 최적 조립순서를 추론함을 보였다. 더욱이, 신경회로망 방법에 비해 수렴 속도가 향상되었고, 또한 보다 많은 수의 부품을 다룰 수 있음을 알 수 있다.

6. 결 론

조립 시스템을 설계하는 데 있어서, 생산성을 높이고 조립경비를 절감하기 위하여 최적 조립순서의

Table 1 Comparison of average execution time in a simulation run for a relay

	Proposed method(A)	NN-based approach ⁽¹⁶⁾ (B)	Ratio(=B/A)
Avg exe time per iteration	17.4 msec	83.4 msec	4.8
Avg. No. of iterations	3750	2465	
Avg. exe time to converge	65.3 sec	205.6 sec	3.1
Simulation conditions	$C_j=50, C_p=20$ $C_c=20, T_0=2$	$C_A=C_B=10, C_C=12, C_S=2$ $C_p=8, C_D=12, u_0=1.5$	

Table 2 Comparison of average execution time in a simulation run for an alternator

	Proposed method(A)	NN-based approach ⁽¹⁶⁾ (B)	Ratio(=B/A)
Avg exe time per iteration	25.3 msec	264.8 msec	10.5
Avg. No. of iterations	13150	4440	
Avg. exe time to converge	332.7 sec	1176 sec	3.5
Simulation conditions	$C_j=50, C_p=20$ $C_c=20, T_0=2$	$C_A=C_B=10, C_C=12, C_S=2$ $C_p=6, C_D=5, u_0=1.5$	

추론이 요구된다. 본 연구에서는 로봇을 이용한 자동 조립 시스템에서 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 조립순서 최적화 방법을 제안하였다. 또한 전기 계전기와 자동차 발전기에 대한 사례연구를 통하여 본 방법의 성능을 평가하였다. 이 결과들은 요약하면 다음과 같다.

(1) 조립구속조건들과 조립경비를 고려하여 조립 순서에 관한 에너지함수를 유도하였고, 이 에너지 함수를 시뮬레이티드 어닐링을 이용하여 반복적으로 감소시켜 나아가, 그 결과로서 최적 조립순서를 얻을 수 있었다.

(2) 한 조립순서내의 두 부품을 서로 교환하여 더 낮은 에너지를 갖는 새로운 조립 순서를 찾는 과정을 반복하여 최종적으로 낮은 온도에서 에너지의 변화가 없을 때 최적 조립순서를 얻었다.

(3) 사례연구의 결과는 본 방법이 높은 비율로 최적 조립순서를 찾을 수 있음을 보였다. 더욱이, 신경회로망 방법에 비해 수렴속도가 향상되었고, 또한 보다 많은 수의 부품을 다룰 수 있음을 알 수 있었다.

참고문헌

- (1) Nevins, J. L. and Whitney, D. E., 1980, "Assembly Research," *Automatica*, Vol. 16, pp. 78~94.
- (2) 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.
- (3) Fazio, T. L. D. and Whitney, D. E., 1987, "Simplified Generation of all Assembly Sequences," *IEEE J. Rob. Auto.*, Vol. RA-3, NO. 6, pp. 640~658.
- (4) 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.
- (5) 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.
- (6) Liu, Y. and Popplestone, R. J., 1989, "Planning for Assembly From Solid Models," *Proc. IEEE Int. Conf. Rob. Auto.*, pp. 222~227.
- (7) Hoffman, R., 1989, "Automatic assembly in a CSG domain," *Proc. IEEE Int. Conf. Rob. Auto.*, pp. 210~215.
- (8) 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.
- (9) 조덕용, Feb. 1992, "An Expert System Approach to the Generation of Robotic Assembly Sequences," 박사학위논문, 한국과학기술원.
- (10) Cho, D. Y. 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.
- (11) Lee, S. H., 1989, "Disassembly Planning by Subassembly Extraction," *Proc. 3rd ORSA/TIME Conf. Flex. Manuf. Sys.*, pp. 383~388.
- (12) 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, pp. 7~15.
- (13) Shin, C. K., Hong, D. S. and Cho, H. S., 1995, "Disassemblability Analysis for Generating Robotic Assembly Sequences," *Proc. IEEE Int. Conf. Rob. Auto.*, Vol. 2, pp. 1284~1289, 1995.
- (14) 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.
- (15) Hong, D. S. and Cho, H. S., 1993, "Optimization of Robotic Assembly Sequences Using Neural Network," *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Rob. & System*, pp. 232~239, Yokohama, Japan, July 26-30.
- (16) Hong, D. S. and Cho, H. S., 1995, "A Neural Network-Based Computational Scheme for Generating Optimized Robotic Assembly Sequence," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 8, No. 2, pp. 129~145, 1995.
- (17) 홍대선, 조형석, 1994, "자동조립에서의 신경 회로망의 계산능력을 이용한 조립순서 최적화,"

- 대한기계학회 논문집, 제18권, 제7호, pp. 1881~1897.
- (18) Kirkpatrick, S., Gelatt Jr., C. D. and Vecchi, M. P., 1983, "Optimization by Simulated Annealing." *Science*, Vol. 220, No. 4598, pp. 671~680.
- (19) Freeman, J. A., Skapura, D. M., 1991, *Neural Networks: Algorithms, Applications and Programming Techniques*. Addison-Wesley, Reading, MA.
- (20) Geman, S. and Geman, D., 1984, "Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution, and the Bayesian Restoration of Images," *IEEE Tran, Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 6, pp. 721~741.