

유전자 알고리즘을 이용한 조립순서 추론

Assembly Sequence Generation Using Genetic Algorithm

°홍대선*, 조형석**

*창원대학교 기계설계공학과 (Tel:+82-551-79-7955, Fax:+82-551-63-5221, e-mail:dshong@sarim.changwon.ac.kr)

**한국과학기술원 기계공학과 (Tel: +82-42-869-3213/ Fax: +82-42-869-3210/ e-mail: hscho@sorak.kaist.ac.kr)

Abstract An assembly sequence is considered to be optimal when it minimizes assembly cost while satisfying assembly constraints. To generate such sequences for robotic assembly, this paper proposes a method using a genetic algorithm (GA). This method denotes an assembly sequence as an individual, which is assigned a fitness related to the assembly cost. Then, a population consisting of a number of individuals evolves to the next generation through genetic operations of crossover and mutation based upon the fitness of the individuals. The population continues to repetitively evolve, and finally the fittest individual and its corresponding assembly sequence is found. Through case study for an electrical relay, the effectiveness of the proposed method is demonstrated. Also, the performance is evaluated by comparing with those of previously presented approaches such as a neural-network-based method and a simulated annealing method.

Keywords: Assembly sequence generation, Genetic algorithm, Robotic assembly, Assembly cost, Assembly constraints.

1. 서론

생산현장에서 만들어지는 제품들의 가격구성 중 조립공정에 해당하는 경비가 차지하는 비율은 약 10에서 30%로 알려져 있다 [8]. 이 조립경비를 절감하기 위한 하나의 수단으로 조립순서를 추론하는 방법에 대해 많은 연구가 이루어져 왔는데, 이는 조립순서가 라인의 생산성, 제품의 품질 그리고 설비 가격에 직접적인 관계가 있기 때문이다.

현재까지 조립순서를 추론하기 위한 방법들을 보면 (1) 탐색 방법 [2],[7],[11], (2) 분해법 [6],[9], (3) 신경회로망 방법 [1],[5], (4) 시뮬레이티드 어닐링방법[12]등으로 나눌수 있다. 탐색방법은 해석적인 방법으로서 최적해를 얻을수 있지만, 부품수가 많은 제품에는 적용할수 없다는 단점이 있다. 반면에 분해법과 신경회로망 방법은 많은 부품의 제품에도 적용이 가능하나 항상 최적해를 보장하지는 못한다. 이에 반해 시뮬레이티드 어닐링방법은 부품수의 증가 하더라도 높은 비율로 최적해를 구할수 있다는 장점이 있다.

한편 최적화 문제를 해결하기 위한 방법으로 유전자알고리즘 (GA)이 제안되었는데[3],[4] 이 방법은 대상 문제가 상대적으로 커지는 경우에도 최적해를 비교적 높은 비율로 구할수 있다고 알려져 있다. 이 GA는 한 Population 내의 여러 개체들 (Individuals) 간의 교배 및 돌연변이와 같은 진화과정을 통하여 최종적으로 가장 높은 적합도 (fitness)를 갖는 개체를 해(solution)로 얻는다.

이러한 GA의 동작특성을 이용하여 본 연구에서는 자동조립 라인에서의 조립순서를 추론하는 새로운 방법을 제안한다. 어떤 조립순서가 최소 경비를 가질 때 이를 최적조립순서라 하는데, 본 연구에서는 조립순서를 개체(Individual)로 표현하고 조립순서의 조립경비는 개체의 적합도(Fitness)와 관계를 갖는다. 본 방법에서는 여러개의 개체들로 Population를 구성하여 이 Population의 진화과정, 즉 각 개체들이 적합도에 따라 교배와 돌연변이 과정을 통해 보다 높은 적합도의 새로운 개체가 태어나게 된다. 이 과정의 반복적인 결과로 최종적으로 최고의 적합도의 개체를 얻고 이에 해당하는 조립순서를 해로 얻는다.

본 방법의 효과를 알아보기 위하여 전기계전기에 대한 사례연구를 행하고, 여기서 얻은 결과를 신경회로망 방법과 시뮬레이티드 어닐링방법과의 비교를 통하여 본방법의 성능을 평가한다. 사례연구 결과는 본 방법이 높은 비율로서 최적순서를 추론함을 보인다.

2. 조립순서의 표현

제품의 조립순서를 추론하기 위하여 제품을 구성하고 있는 부품들의 상태를 표현하는 것을 제품모델링 (product modeling)이라 한다. 이는 부품들간의 상호형상관계(topological relation) 추출방식과 기하학적 추론방식(geometrical reasoning)으로 나눌수 있다. 본 연구에서는 부품들의 상태를 연결관계 (liaison)로서 표현한 Cho and Cho[2]가 제시한 방법을 이용한다.

2.1 제품 모델링

대상제품으로서 로봇을 이용한 자동조립에 적합한 제품에 한다. 이러한 조건으로는 부품들이 상호 직교방향으로 조립되어 있고, 또한 조립시에 발생하는 외력에 의한 형상변형이 발생하지 않아야 한다. 그리고, 부품들은 직선방향의 조립이나 또는 나사체결과 같은 간단한 동작에 의해 조립이 가능해야 한다. 그림1에 적용제품의 예를 보인다.

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

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

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

여기서 $r=|L|$ 이고 $n-1$ 과 $n(n-1)/2$ 사이의 정수값이다. 연결관계 $\ell_{\alpha\beta}$ 는 두 부품 p_α 와 p_β 간의 연결상태와 연결방향에 대한 정보를 포함한다. (상세내용은 참고문헌 [2]참조)

2.2 조립 구속조건

한 조립순서를 n 개 부품들의 집합 (ordered list)으로 표현하고 조립순서에 관련된 조립 구속조건들이 정의가 되는데, 이들은 조립 선행 구속조건과 연결 구속조건으로 나뉜다. 조립선행 구속조건은 두 부품이 연결되기 전에 미리 조립되어 있어야 할 부품들의 집합으로 이루어진다.

3. 유전자알고리즘을 이용한 조립순서 추론

본 절에서는 GA를 이용한 조립순서 추론 방법을 구체적으로 기술한다. 조립순서는 개체로서 표현이 되고 각 개체는 조립경비에 관계된 적합도를 갖게 된다. 여러개의 개체로서 한 Population이 형성되며, 이 Population의 진화과정의 결과로 조립순서를 추론한다.

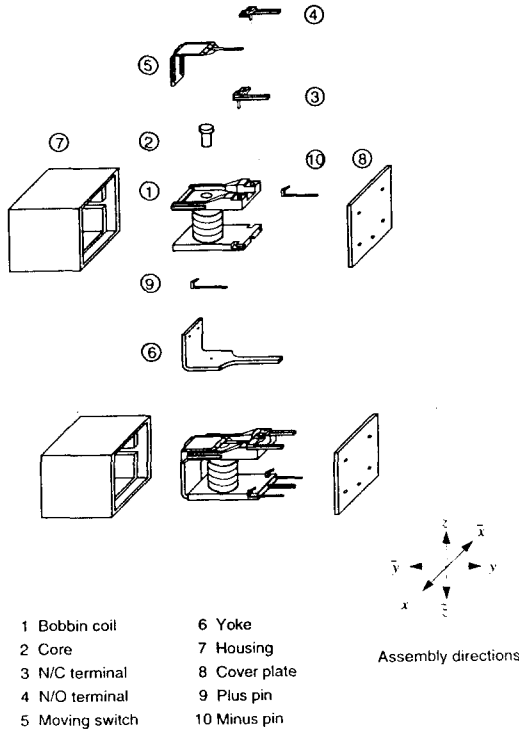


그림 1. 적용제품 예 - 전기 계전기 전개도

다른 하나의 구속조건인 연결 구속조건은, 어떤 부품이 조립되기 위해서는 조립 진행중인 부분조립체에 속해있는 부품과 실제 연결, 즉 실제접촉연결 (real contact) 이나 삽입연결(fit) 관계가 있어야 함을 의미한다. 이렇게 조립해 나가면 조립작업의 시작부터 완료시까지 한개의 부분조립체만이 유지될 수 있다. 여기서 한 부품과 실제연결을 갖는 부품들의 집합을 실제연결집합 (real connection set) 으로 정의한다. 이 두개의 조립구속조건들은 제품모델링 데이터로부터 추론되며, 이 조건들을 만족하는 조립순서를 가능한 조립순서 (feasible assembly sequences) 라 한다.[11]

2.3 안정한 조립순서와 최적 조립순서

위의 가능한 조립순서들은 조립 진행중인 부분 조립체내에 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} ($0 \leq C_{as} \leq 1$) 는 모든 부분조립체들의 불안정도를 모두 고려하여 계산된다. [5]

안정한 조립순서들중 조립경비가 최소인 것을 최적 조립순서라 한다. 이 경비는 조립 불안정도 C_{as} 와 조립순서가 갖는 조립방향 변경횟수 C_{nr} ($0 \leq C_{nr} \leq 1$) 에 비례하도록 결정되는데, 이 C_{nr} 는 모든 부분조립체들의 조립방향변경회수들 고려하여 계산된다. [5]

위의 두인자 C_{as} 와 C_{nr} 고려하여 조립순서의 조립경비 J ($0 \leq J \leq 1$) 를 다음과 같이 정의한다.

$$J = \rho_s C_{as} + \rho_r C_{nr} \quad (3)$$

여기서 ρ_s 와 ρ_r 는 조립시스템의 종류와 사이클 타입에 따라 결정되는 가중치로 $\rho_s + \rho_r = 1$ 의 관계를 갖는다 [11]. 만일 조립순서가 조립 구속조건을 위배하던지 또는 불안정한 순서인 경우에 조립경비 J 는 1로한다.

위의 식 (3) 의 조립경비는 다음 절에서 다루게 될 한 조립순서에 관한 에너지 및 적합도 (fitness)를 유도할 때 이용된다.

3.1. Population, 개체 및 적합도

Population은 n_{pop} 개의 개체로 구성한다. 개체는 조립순서를 나타내며 n 개의 유전자 (Gene)로 이루어 진다. 각 유전자는 부품번호에 해당하는 번호가 부여되며 번호의 순서가 조립순서이다. 예를 들어 그림2(a) 위의 개체는 {1,8,9,3,2,4,7,5,6} 조립순서를 의미한다.

각 개체는 적합도가 부여되는데, 이 적합도는 각 개체가 다음세대 새로운 개체를 생산할 수 있는 확률을 의미한다.[3],[10] 조립경비의 관점에서 보았을 때, 낮은 조립경비를 갖는 개체가 높은 적합도를 가져야 됨을 알 수 있다. 본 연구에서는 적합도를 계산하기 위한 보조함수로서 조립경비와 조립구속조건을 고려한 에너지함수 E 를 다음과 같이 정의한다.

$$E = C_J J + \sum_{i=1}^n (C_P \mu_i + C_S \lambda_i) \quad (4)$$

여기서 J 는 식(3)의 조립경비이고 μ_i 는 i 번째 부품의 조립선행지수, 그리고 λ_i 는 연결구속지수이다. 그리고 C_J, C_P, C_S 는 양정수이다. μ_i 는 i 번째 부품이 조립선행구속조건을 만족하면 0, 아니면 1 이고 이와 마찬가지로 λ_i 도 0이나 1로 결정된다.

적합도 결정을 위하여 여러가지 방법이 발표되었는데, 표준 방법은 개체가 갖고 있는 상대적인 품질 (quality) 과 동등하게 하는 것이다. 조립순서추론 문제에서 이 품질은 위에서 정의된 에너지함수의 역수로 볼수 있다. 한편 적합도는 확률을 의미하므로 본 연구에서는 한 Population내의 개체들의 적합도 합이 1이 되도록 i 번째 개체의 적합도 F_i ($i=1,2,\dots,n_{pop}$) 를 다음과 같이 정의한다.

$$F_i = \frac{(1/E_i)}{\sum_{j=1}^{n_{pop}} (1/E_j)} \quad (5)$$

여기서 E_i 는 식(4)의 에너지함수 값이다.

위와는 다른방법으로 개체가 갖고있는 품질의 순위에 따라 적

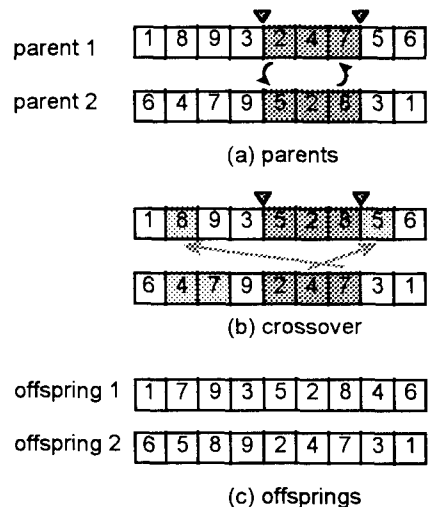


그림 2. 유전자 조작 - 교배(Crossover)

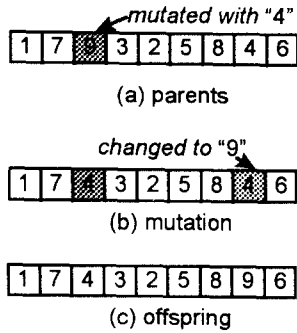


그림3. 유전자조작 - 돌연변이 (mutation)

합도를 정하는 방법이 제시되었다.[10] 이 순위방법은 최고의 적합도를 갖는 개체가 우선적으로 진화할 수 있는 장점을 갖는다. 본 연구에서는 일반적인 방법과 이 순위방법을 모두 적용하여 그 결과를 상호 비교한다. 이 방법에서는 i 번째 순위 개체의 적합도 F_i ($i = 1, 2, \dots, n_{pop}$)를 다음과 같이 정의한다.

$$F_i = \begin{cases} p_{rk}(1-p_{rk})^{(i-1)} & \text{for } i < n_{pop} \\ (1-p_{rk})^{(i-1)} & \text{for } i = n_{pop} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 p_{rk} 는 최고 품질을 갖는 개체의 적합도이다.

3.2. 유전자 조작

본 GA방법으로 조립순서를 추론하기 위하여 초기에 임의의 개체들로 Population을 구성하고, 이 Population이 개체들의 교배(crossover)와 돌연변이(mutation)의 유전자 조작을 거쳐서 진화되는 과정을 반복한다. 이 진화과정에서 교배는 2개체로부터 새로운 2개체가 만들어지고, 반면에 돌연변이는 1개체가 만들어진다. 이 과정을 자세히 살펴보면 다음과 같다.

(1) 교배

본 연구에서는 부분대응법(Partially matched crossover, PMX)을 이용한다[3],[4]. 그림2는 이 방법의 예를 나타낸다. 2개체에 임의의 두점을 교배점을 정하고(그림2.a) 두점사이의 유전자들을 서로 교환시킨다(그림2.b). 이렇게 바뀐 두개체는 부품중복의 모순을 갖

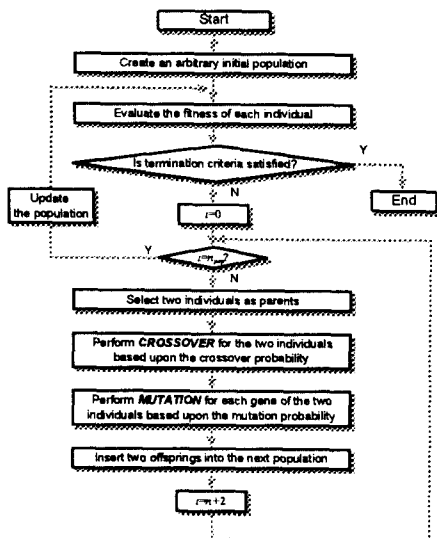


그림4. GA를 이용한 조립순서 추론 Flow chart

고 있으므로 중복된 유전자들은 중간에 서로 대응된 유전자번호로 바꾸어 준다. 이러한 조작결과를 그림2(c)에 보인다.

(2) 돌연변이

이 조작은 그림 3(a)와 같이 임의로 선택한 유전자에 임의의 번호를 부여하는 방법[4]으로 이 결과 그림3(b)와 같은 개체가 만들어진다. 이렇게 얻은 개체는 유전자 번호 중복의 모순이 있으므로 돌연변이된 유전자번호에 해당하는 돌연변이전의 유전자번호를 서로 바꾸어 준다. 그림 3(c)에 이 결과가 나타나 있다.

3.3. GA 알고리즘

위의 두가지 유전자 조작을 통하여 Population이 진화하게 되는데 이의 시뮬레이션 순서를 그림4에 나타낸다. 시뮬레이션은 최고 적합도의 개체가 일정기간 동안 태어나지 않든지, 또는 Population이 변화하는 세대(Generation)수가 제한치에 도달했을 때 종료된다. 종료 시 최고의 적합도를 갖는 개체로부터 조립순서가 얻어진다.

4. 사례연구

4.1. 시뮬레이션 조건

제한한 방법의 유용성을 보기 위하여 그림1의 전기 계전기에 대한 조립순서를 추론한다. 식(3)의 가중치는 $\rho_s = 0.5$, $\rho_t = 0.5$ 로 하였고 시뮬레이션시 수렴경향을 통하여 에너지상수는 $C_j = 50$, $C_p = 20$, $C_s = 20$ 로 하였다.

4.2. 결과

그림5-그림9에 결과를 나타낸다. 결과는 최적해를 얻는 비율과 시뮬레이션 종료까지 걸리는 평균 세대(Generation)수이다. 여기서 최적해는 전문가시스템 [11]의 해석적인 결과를 기준으로 하였다.

그림5는 돌연변이 확률 0에서 0.13 사이에서의 결과이다. 확률이 0.12까지는 최적해 비율이 높아지지만 0.14이상에서는 불안정한 결과를 보였다. 이 그림을 보면 확률 0.07에서 최소의 세대수가 얻음을 알 수 있다. 이 결과로부터 돌연변이 확률은 GA방법의 성능에 큰 영향을 미침을 알 수 있다.

그림6은 교배확률의 변화에 따른 결과이다. 이 그림을 보면 이 확률은 성능에 영향이 거의 없음을 알 수 있다.

그림7은 순위 확률의 변화에 따른 결과이다. 영의 확률은 표준방법의 경우를 나타낸다. 이 결과를 보면 표준방법보다는 순위방법의 성능이 더 우수하고 또한 확률 0.2에서 최적의 성능을 얻었다.

그림8은 Population 크기의 영향을 나타낸다. 이 그림을 보면 16 이상에서 만족할 만한 성능이 얻어짐을 알 수 있다. 그렇지만 크기가 커지면 세대수가 줄지만 시뮬레이션 시간이 길어지므로, 성능이 보장되는 한도에서 Population 크기는 작게 해야 함을 알 수 있다.

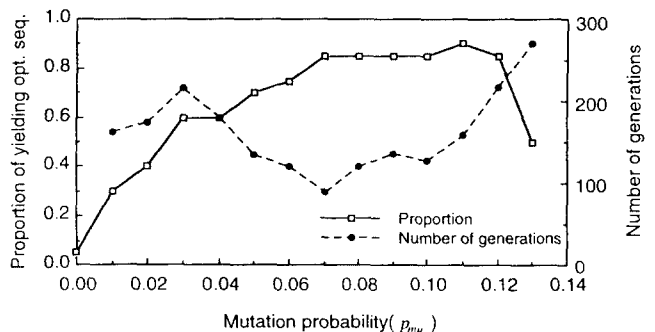


그림 5. 돌연변이 확률에 대한 결과 ($n_{pop}=20$, $p_{cr}=0.5$, $p_{rk}=0.2$)

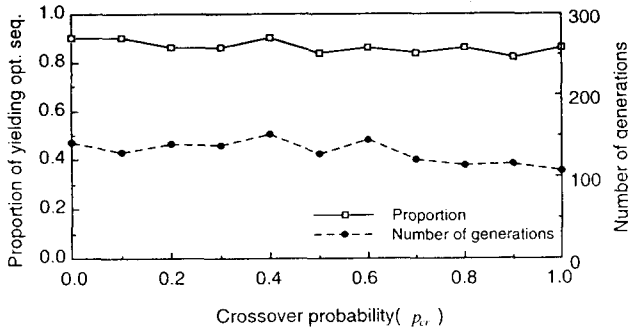


그림 6. 교배 확률에 대한 결과 ($n_{pop}=20$, $p_{cr}=0.08$, $p_{rk}=0.2$)

4.3. 타방법과의 비교

제안한 본방법의 유용성을 살펴보기 위하여 여기서 얻은 결과를 NN방법[5] 과 SA방법(SA)의 결과와 비교한다.

먼저 최적해를 구하는 비율을 보면 NN은 50%, SA는 95%임에 반하여 GA는 85%를 나타내었다. 즉, SA의 최적해를 찾는 성능은 NN에 비해 상당히 높지만 SA보다는 약간 낮음을 보인다.

1회 시뮬레이션에 걸리는 시간을 비교하면 SA를 1로 하였을 때, NN은 3.1 그리고 본 GA는 1.6임을 보인다. 즉, SA의 수행속도는 NN에 비해 상당히 빠르지만 SA보다는 약간 느림을 보인다.

이상의 결과로부터 제안한 본 방법이 낮은 조립경비를 갖는 조립순서를 성공적으로 추론할 수 있음을 알 수 있다. 본 GA의 성능은 적합도 결정방법과 돌연변이 확률에 따라 크게 좌우됨을 나타내었고, 타 방법과 비교결과 본 GA의 성능은 NN에 비해서는 상당히 높지만 SA에 비해 약간 낮음을 보였다.

5. 결론

조립시스템을 설계하는데 있어서 생산성을 향상하고 조립경비를 절감하는 것이 필수적으로, 이를 위하여 본 연구에서는 유전자 알고리즘(GA)을 이용한 자동조립 시스템의 조립순서 추론방법을 제안하였다.

본 GA 방법은 조립순서를 개체로 표현하였고, 각 개체는 조립경비에 관계되는 적합도가 부여된다. 여러 개체들로 구성된 Population의 진화과정을 통하여 최고의 적합도를 갖는 개체로부터 조립순서를 구할 수 있었다. 여기서 진화과정은 개체간의 교배와 돌연변이를 통하여 새로운 Population세대가 만들어 짐을 의미한다.

전기 계전기에 대한 사례연구를 통하여 본 방법의 유용성을 살펴보고, 또한 이 결과를 신경회로망(NN) 방법과 시뮬레이티드 어닐링(SA) 방법의 결과와 비교하여 성능을 분석하였다. 사례연

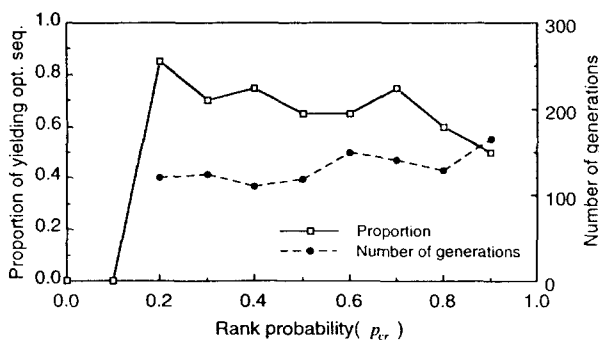


그림 7. 순위확률에 대한 결과 ($n_{pop}=20$, $p_{cr}=0.5$, $p_{rk}=0.08$)

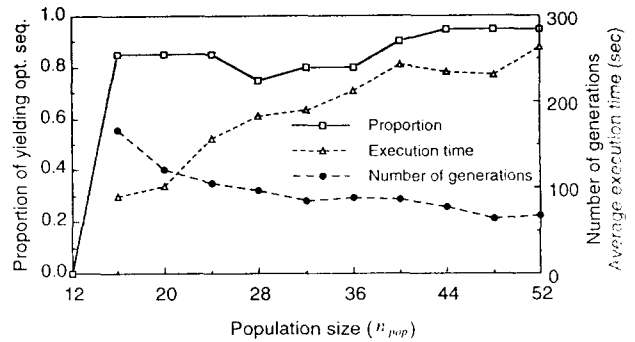


그림 8. Population size 대한 결과 ($p_{cr}=0.5$, $p_{rk}=0.08$, $p_{rk}=0.2$)

구 결과 본 GA의 성능은 적합도 결정방법과 돌연변이 확률에 따라 크게 좌우됨을 나타내었고, 타 방법과 비교결과 본 GA의 성능은 NN에 비해서는 상당히 높지만 SA에 비해 약간 낮음을 보였다.

이상의 결과로부터 제안한 본 방법이 자동조립시스템에서 낮은 조립경비를 갖는 조립순서를 비교적 높은 비율로 추론할 수 있음을 알 수 있다.

참고문헌

- [1] Chen, C. L. P. (1990). Neural computations for planning AND/OR precedence-constraint robot assembly sequences, *Proc. Int. Conf. Neural Net.*, **1**, pp.127-142.
- [2] Cho, D. Y. and Cho, H. S. (1993). Inference on robotic assembly precedence constraints using part contact level graph, *Robotica*, **11**, pp.173-183.
- [3] Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-Wesley Pub. Co., Inc.
- [4] Holsapple, C. W., Jacob, V. S., Pakath, R. and Zaveri, J. S. (1993). A genetics-based hybrid scheduler for generating static schedules in flexible manufacturing context, *IEEE Tr. Sys. Man and Cyber.*, **23**(4), pp.953-972.
- [5] 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*, **8**(2), pp.129-145.
- [6] Lee, S. H. (1989). Disassembly planning by subassembly extraction, *Proc. 3rd ORSA/TIMS Conf. Flex. Manuf. Sys.*, pp.383-388.
- [7] Mello L. S. H. and Sanderson, A. C. (1990). AND/OR representation of assembly plans, *IEEE Trans. Rob. Auto.*, **6**(2), pp.188-199.
- [8] Nevins, J. L. and Whitney, D. E. (1980). Assembly research, *Automatica*, **16**, pp.595-613.
- [9] Shin, C. K., Hong, D. S. and Cho, H. S. (1995) Disassembly Analysis for Generating Robotic Assembly Sequences, *Proc. IEEE Int. Conf. Rob. Auto.*, **2**, pp.1284-1289.
- [10] Winston, P. H. (1992). *Artificial intelligence*, Addison-Wesley Pub. Co., Inc.
- [11] 조덕영(1992), *전문가시스템을 이용한 자동조립순서 추론에 관한 연구*, 박사학위논문, 한국과학기술원, 1992.
- [12] 홍대선, 조형석, (1996) "자동조립에서 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 조립순서 최적화", *기계학회논문집*, 제20권, 제1호, pp.213-221.