

학습적 방법에 의한 챔퍼없는 부품의 조립에 관한 연구

안 두 성*, 김 성 울*, 조 형 석**

Learning Assembly Strategies for Chamferless Parts

D. S. Ahn*, S. Y. Kim*, H. S. Cho**

ABSTRACT

In this paper, a practical method to generate task strategies applicable to chamferless and high-precision assembly, is proposed. The difficulties in devising reliable assembly strategies result from various forms of uncertainty such as imperfect knowledge on the parts being assembled and functional limitations of the assembly devices. In approach to cope with these problems, the robot is provided with the capability of learning the corrective motion in response to the force signal through iterative task execution. The strategy is realized by adopting a learning algorithm and represented in a binary tree type database. To verify the effectiveness of the proposed algorithm, a series of simulations and experiments are carried out under assimilated real production environments. The results show that the sensory signal-to-robot action mapping can be acquired effectively and, consequently, the chamferless assembly can be performed successfully.

Key Words : Learning, Chamferless assembly, Robot, Tree type database, Mapping, Uncertainty, F/T sensor

1. 서 론

로봇을 이용한 조립방법은 크게 能動的 적응방법 (active accomodation method), 受動的 적응방법 (passive accommodation method)의 2종류로 분류할 수 있다. 受動的 적응방법은 센서를 이용치 않고 조립 탄력 혹은 진동 등의 수정력 (corrective forces)에 의해 위치오차를 교정하는 방법이다. Whitney⁽¹⁾가 개발한 RCC (Remote Center Compliance)는 受動的 적응방법의 손목 기구로써, 챔퍼가 있는 부품의 조립에는 효과적으로 사용될 수 있으나 챔퍼가 없는 부품의 경우 나 챔퍼 폭이상의 초기 오차가 있는 조립작업의 경우에

는 사용이 불가능하다. 한편 챔퍼가 없는 부품의 조립을 위하여 초음파 방식등의 진동식 방법⁽²⁾이 있다. 일반적으로 受動的 적응방법은 저가격, 빠른 삽입등의 장점이 있으나, 외부에 대한 센서 정보가 없으므로 작업 환경의 변화에 쉽게 적응할 수 없기 때문에 로봇의 융통성 있는 적용을 어렵게 한다. 能動的 적응방법은 환경에 대응한 적응성을 부여하기 위하여 힘/토크 센서 등에 의해 작업환경을 인식하여 오차를 보상하는 방법으로, 최근 활발한 연구가 진행되고 있다. Lozano-Perez 등⁽³⁾은 미소 운동의 해석을 위한 능동 컴플라이언스의 사용을 위한 이론을 개발하였으며, Donald⁽⁴⁾은 오차 검출 및 복원을 위한 기법을 도입하였고

* 부산수산대학교 기계공학과 (정회원)

** KAIST (정회원)

Gottschlich 등⁽⁵⁾은 이 방법을 확장하여 정밀조립 작업에서 힘/토크에 대한 정보를 이용하여 조립환경의 변화에 능동적으로 대응하는 방법을 제시하였다.

상기 방법들은 센서에서의 정보와 로봇의 수정 동작 사이의 대응관계를 작업전에 미리 해석적으로 결정하여야 한다. 해석적으로 대응관계를 구하는 경우 實環境의 여러가지 불확실성을 미리 고려하기 어려우므로 이 방법들의 성능은 제한될 수 밖에 없다. 그래서 센서에서의 정보와 로봇의 수정동작 사이의 대응관계를 작업에서 획득하는 방법이 제안되고 있다. 즉 학습적인 개념을 도입하여, 조립작업을 반복해 나가면서 시행 착오적으로 서서히 대응관계를 구축하는 것이다. 이러한 방법은 實環境에서 대응관계를 직접 구축하기 때문에 모델에 의한 해석이 불필요해지며 또한 해석적으로 불가능해졌던 부분도 다룰 수 있게 된다. Simon 등⁽⁶⁾은 입력공간(센서공간)의 量子化 레벨을 最適化하는 방법을 제안하였고, Vaaler 등⁽⁷⁾은 센서신호의 反復性에 착안하여 센서신호에 따라서 自律的으로 修正動作을 생성할 수 있는 방법을 제시하였으나 실험적으로는 그 효용성을 보여주지 못하고 있다. 권⁽⁸⁾ 등은 위치센서, RCC구조의 손목 및 별도의 구동장치를 로봇에 장착하여 신경회로망(neural network)에 의한 신호처리를 통하여 챔퍼 없는 부품의 조립작업을 수행하였다.

본 연구에서는 센서에서의 정보와 로봇의 수정 동작과의 대응관계를 일종의 寫像(mapping)으로 생각하고 이 대응관계를 해석적으로 구하지 않고 조립작업을 실제로 수행하는 가운데 학습적으로 획득하는 방법을 제시하며, 별도의 구동장치를 부착함이 없이 챔퍼 없는 부품의 조립을 가능케 하는 시스템을 개발코자 한다.

2. 自己 組織化 데이터 베이스를 이용한 조립 알고리즘

2.1 自己 組織化 데이터 베이스의 도입 필요성

조립 작업에서의 自己 組織化 데이터 베이스의 도입 필요성을 설명하기 위하여 대표적으로 探索工程에 대해서 생각한다. 탐색공정은 힘/토크 센서의 정보로부터 hole 중심의 방향과 거리량을 확인하여 이를 보상하는 문제로 구성할 수 있다. 즉

$$\mathbf{x} = \mathbf{g}(\mathbf{F}) \quad (1)$$

여기서 \mathbf{F} 는 힘/토크 센서에서의 정보이며 \mathbf{x} 는 로봇의

수정동작이다. 식(1)로부터 探索工程에서의 문제는 힘/토크 정보로부터, 목표 지점으로 가기 위해 로봇이 취해야 할 수정동작간의 대응관계 함수 \mathbf{g} 를 구하는 문제로 압축된다. 이때 표면의 마찰계수, 부품의 기하학적 치수 및 형상의 불균일, 그리퍼(gripper) 및 로봇 시스템의 컴플라이언스의 값의 불확실성, 그리고 면접촉을 할 경우 접촉면의 불균일로 인한 복잡한 힘의 분포 등 실로 해석적으로 나타내기 어려운 부분들이 있다. 이런 환경과 조립공정에서의 불확실한 변수들의 값이나 애매한 접촉상황 등으로 나타나는 힘에 대한 애매한 정보를 효과적으로 이용하는 조립 알고리즘이 요구된다. 따라서 센서 신호 공간상에 있어서 방대한 정보량을 효과적으로 처리할 수 있고, 센서에서의 정보와 로봇의 수정동작간의 대응관계를 표현할 수 있으며, 새로운 조립환경에 대하여는 적응능력을 보유할 수 있도록 하기 위해서는 자기 조직화 능력을 데이터 베이스가 필요하게 된다. 또한 모든 센서에서의 정보를 실시간으로 처리할 수 있어야 하며 조립 시스템의 여러가지 불확실성에도 불구하고 로봇이 정확하게 취할 수 있는 수정동작과 관련시킬 수 있어야 한다. 이를 위해서 본 논문에서는 이진 나무 형태를 취하는 자기 조직화 데이터 베이스⁽⁹⁻¹⁰⁾를 이용한다.

2.2 탐색공정에 대한 자기조직화 데이터 베이스

다음은 探索工程에서 사용된 데이터 베이스의 自己 組織化 알고리즘이다. 여기서 入力空間 S 의 요소 s 는 peg이 hole에 접촉했을 때의 6축 힘/토크 센서의 靜的인 값이며 修正動作空間 A 의 요소들은 로봇이 확실하게 취할 수 있는 線形運動 8가지와 回轉運動 2가지로 구성되어 있다. d 는 非類似性(dissimilarity) 함수로서 유클리안 거리로써 표현된다.

Step 1 : (初期 設定)

$(s[\text{root}], a[\text{root}])$ 을 만든다. 여기서 $s(\cdot)$, $a(\cdot)$ 는 각 노드에 할당된 기억용 변수를 나타낸다. 초기 상태에서는 데이터 베이스의 내용이 공백이지만 어떤 $s[\text{root}]$ 에 대하여 수정동작을 랜덤하게 선택하거나 또는 작업자가 적절한 동작을 敎示하여 주어서 이때 성공한 동작을 $a[\text{root}]$ 라 한다.

Step 2 : (末端 노드의 探索)

어떤 상태 S_{now} 가 入力되면 노드의 포인트 n 을 root을 리스트 시킨 후 어떤 末端 노드에 도달하기까지 다음의 動作을 반복한다. 노드 左右의 아들 노드를 각

$z: n_1, n_r$ 라 한다. 만약 $d(s_{now}, s(n_1)) < d(s_{now}, s(n_r))$ 이라면 $n=n_1$ 로 하고 그렇지 않으면 $n=n_r$ 로 한다.

Step 3: (修正動作의 選擇, 評價)

도착된 末端 노드(s_{base}, a_{base})에 기억된 動作 a_{base} 에 의해 로봇을 움직이고 評價函數에 의해 그 動作의 成功判斷을 행한다. 만약 성공이라면 그 작업은 종료하고 실패하면 로봇을 원래의 상태로 복귀시키고 Step 4를 시행한다.

Step 4: (보다 좋은 動作의 選擇)

센서 情報 s'_{now} 를 다시 취득한다. 동작 공간중에서 지금까지 실패한 이외의 동작중 하나를 랜덤하게 선택하고 그 동작에 의해 로봇을 움직인다. 성공한다면 Step 5를 행하고 실패한다면 처음의 위치로 되돌아가서 Step 4를 반복한다. 동작 공간내의 모든 동작이 실패한다면 전용처리 과정으로 넘어간다.

Step 5: (데이터 베이스의 更新)

현재의 末端 노드($s(n), a(n) = (s_{base}, a_{base})$)의 左右 2개의 아들 노드 n_1, n_r 를 다음과 같이 만든다.
 $(s(n_1), a(n_1)) = (s(n), a(n))$
 $(s(n_r), a(n_r)) = (s'_{now}, a_{random})$

2.3 探索工程에서의 判定式

탐색의 공정이 성공적으로 종료될 때에는 Z축 방향의 힘이 풀려서 급격한 변화가 있으며 이를 실험적으로 조사하였다⁽¹¹⁾. 실험조건은 실제의 조립작업과 동일하며, 탐색공정에 사용되는 각종 수정동작을 공정이 성공되도록 작동시키고 그 때의 센서 값의 추이를 조사하여, 탐색공정에서의 成功判定式으로서

$$\frac{|F_{after}| - |F_{before}|}{|F_{before}|} < -0.95 \quad (2)$$

또는

$$|F_{after}| < 50 \text{ (gf)} \quad (3)$$

가 실험적으로 決定되었다. 여기서 F_{after}, F_{before} 는 각각 修正動作의 微小移動(1 step)의 前後의 F_z 값을 표시한다. 또한 竝進동작 중에 완전한 성공은 아니지만 peg의 중심이 hole 중심에 가깝게 접근한 경우에도 역시 F_z 의 변화가 나타난다. 이 영역에서는 RCC와 같은 유연기구를 사용하고 로봇손목의 회전운동에 의해서

peg을 hole속으로 이동시킬 수 있다⁽¹²⁾. 이때의 상태를 준성공으로 판단한다 準成功의 判定式은

$$\frac{|F_{after}| - |F_{before}|}{|F_{before}|} < -0.20 \quad (4)$$

또는

$$|F_{after}| < 1500 \text{ (gf)} \quad (5)$$

으로 결정되었다.

3. 시뮬레이션(Simulation)

앞에서 제시된 學習 알고리즘의 有效性과 組立環境의 不確實性에 대한 強韌性을 검토하기 위하여 시뮬레이션을 실시한다. 조립환경에 관계되는 불확실성(uncertainty)을 크게 (가) 로봇동작 (나) 센서 (다) 부품의 3가지로 나누어서 시뮬레이션에 포함시킨다⁽¹³⁾. 로봇의 모델은 4자유도 SCARA 형태이며 로봇의 동적 영향은 고려하지 않는다.

3.1 시뮬레이션의 구성

Fig. 1은 시뮬레이션의 全體 構成圖를 보여주고 있다. Initial Position and Orientation Generator는 로봇의 初期位置 및 姿勢 즉 peg의 位置誤差 및 角度誤차를 발생시킨다. 발생방법은 각각 Linear Random Distribution(LRD) 및 Normal Random Distribution(NRD)의 2가지가 있다. LRD는 위치오차의 방향을 Fig.2에서의 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15의 8가지 중에서 1가지를 임의로 선정하고 위치오차의 크기를 선형 랜덤 분포로써 가해진다. NRD는 x방향 및 y방향의 兩方向 正規 랜덤 分布로써 位置誤差 및 角度誤차가 주어진다. 로봇의 운동은 竝進運動 8가지와 回轉運動 1가지로 하였다. 병진운동의 방향은 각각 (1, 0), (1, 1), (0, 1), (-1, 1), (-1, 0), (-1, 1), (0, -1), (-1, -1)의 벡터값을 가지며 미소운동당 각 축으로 0.05mm 움직이게 된다. 로봇의 Z축 주위의 회전운동(roll motion)에 의해 探索작업이 성공되는 영역을 準成功지역으로 정의하며 hole을 중심으로 한 반경으로 주어진다. 시뮬레이션 모델에 사용된 변수들의 값들은 Table 1에 주어져 있다. 선정된 동작에 의해 로봇이 움직여지며 미소운동에 대하여 準成功지역 또는 성공지역에 들어갔는가를 평가한다.

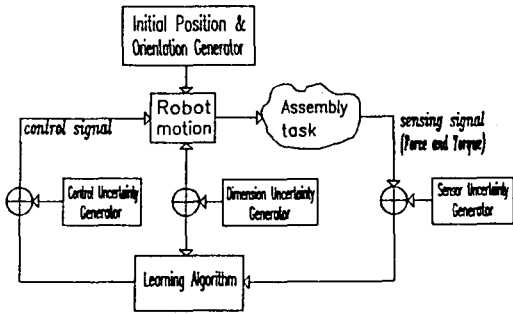


Fig. 1 Overall structure of a simulator

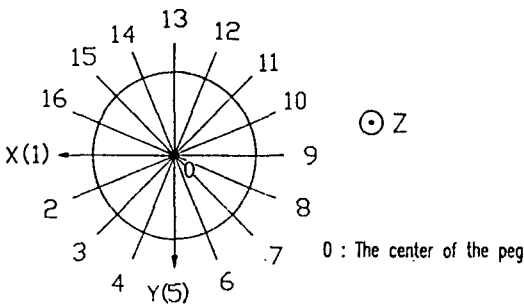


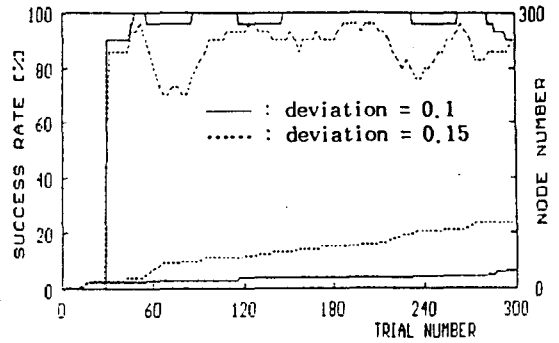
Fig. 2 Direction of lateral error and corrective motion

Table 1. Specification of simulator

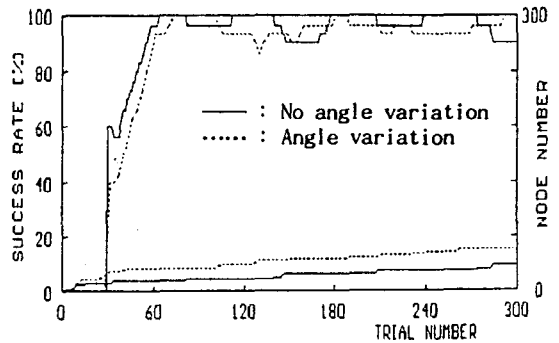
최소 운동거리	0.05
자유도	4
repeatability	0.01~0.2
accuracy	0.001~0.1
사용 action 수	9
최대 Step 운동횟수	7
Peg 반경	9.99mm
Hoel 반경	10.0mm

3.2 결과 및 검토

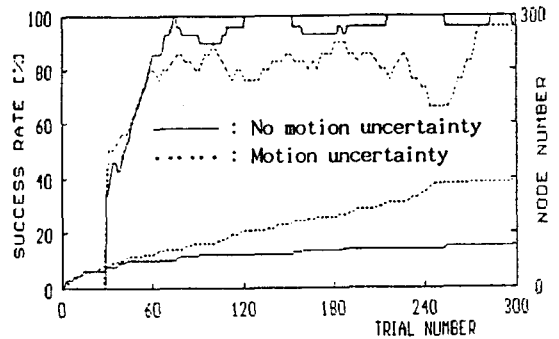
시뮬레이션에 필요한 변수들 중에서 센서 不確實性, 로봇동작의 不確實性, 準成功지역 등은 정확한 값을 산정하기 곤란하므로 추정값을 사용하였다. 성공률은 현재 시행한 것을 포함하여 최전의 30번 조립작업의 평균 성공률을 계산한 것이다. Fig. 3 (a)는 위치오차의 영향을 보여주고 있다. 위치오차는 NRD로써 주어졌으며



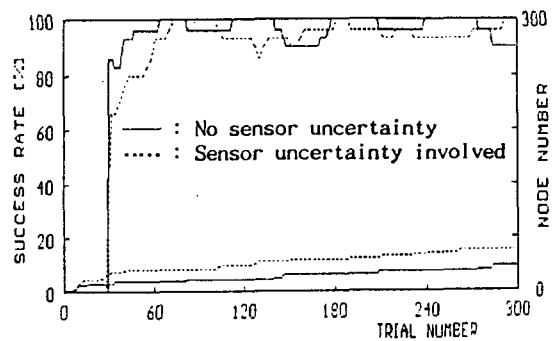
(a) Effect of position error



(b) Effect of angle variation



(c) Effect of motion uncertainty



(d) Effect of sensor uncertainty

Fig. 3 Transition of the success rate and number of nodes

로봇(peg)의 중심위치는 (0.2, 0.2)이고 표준편차가 0.1과 0.15로써 달리 주어져 있다. 각도오차 및 각종 불확실성은 없는 경우이다. 위치오차의 변화에 대해서 학습 알고리즘은 상당히 민감함을 보여주고 있다. 성공률의 진폭의 변화가 크나 성공률이 저하할 때 데이터 베이스의 꾸준한 경신으로써 센서신호의 영역을 확충하고 있음을 보여준다. Fig. 3 (b)는 각도오차의 변화에 대한 영향을 보여주고 있다. 위치오차는 NRD로써 주어졌으며 peg의 중심위치는 (0.2, 0.2)이고 표준편차는 0.2로써 주어져 있다. 각도오차는 NRD로써 주어졌으며 평균값은 1도이며 표준편차를 가변으로 하였다. 각도오차의 변화에 대해서도 상당히 민감함을 보여주고 있다. Fig. 3 (c)는 로봇동작의 불확실성에 대한 영향을 보여주고 있다. 위치오차는 LRD로써 주어져 있고 위치오차의 최대크기는 0.65mm 이내이며 센서의 불확실성은 없다. 각도오차는 일정한 값이다. 로봇의 정밀도는 0.02mm, 反復精密度를 0.1mm로 잡은 경우로서 로봇 동작의 不確實性이 없는 경우에 비해 성공률이 많이 떨어지고 있으나 데이터 베이스가 계속적으로 경신하여 성공률의 저하를 방지하고 있다. Fig. 3 (d)는 센서의 불확실성에 대한 영향을 보여주고 있다. 위치오차 및 각도오차를 NRD로써 주어져 있다. 불확실성이 原信號의 10% 정도까지 포함되어도 성공률의 저하 및 데이터 베이스의 攪亂狀態는 보여지지 않고 있다.

성공률이 때때로 저하하는 이유는 크게 다음의 2가지로 여겨진다. 첫번째는 센서 신호공간에서의 새로운 신호 영역이 데이터 베이스에 입력될 때이다. 이 때는 기존의 데이터 베이스로써는 새로운 信號領域에 대하여 올바른 mapping이 되지 않으므로 成功率이 떨어지게 된다. 두번째는 이러한 信號領域의 확장에 의해 기존 信號領域間的 境界面이 변화하기 때문이다. 따라서 기존의 데이터 베이스의 재편성이 완료되기까지는 성공률이 떨어지게 된다. 비유사성 함수에 사용되는 각 신호값의 스케일차이에 의한 학습의 효율성은 큰 변화가 없었다. 이것은 본 학습에 사용된 데이터 베이스가 각 신호의 絶對的인 값보다는 信號空間上에서 各信號領域 사이의 비유사성 즉, 相對的인 거리에 기초를 두고 있기 때문이다.

4. 실험 및 고찰

4. 실험장치 및 방법

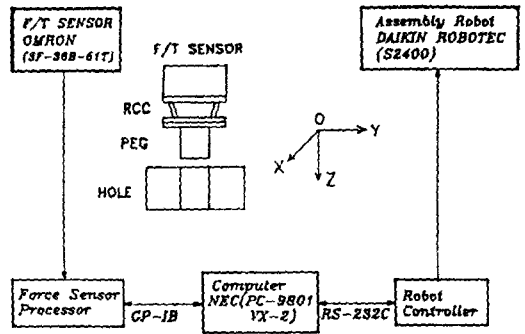


Fig. 4 Structure of assembly system



Fig. 5 Photographs of experimental equipment

Fig. 4는 사용한 실험장치의 개요를 보여준다. Fig. 5는 실험장치의 전경을 보여준다. 조립로봇은 SCARA (Selective Compliance Assembly Robot Arm)형 로봇을 사용하였으며 힘/토크 센서는 6축 측정용이다. 제어용 컴퓨터는 PC-9801 VX2를 이용하였으며, 각 기기간의 통신에는 GP-IB와 RS-232C를 사용하였고, 이러한 주변기기의 제어 및 학습 알고리즘의 기술에는 C언어를 사용하였다. 부품의 형상은 원형으로써 peg은 직경이 19.99mm이며, hole은 20mm로써 양쪽 모두 챔퍼는 없다. 회전 테이블을 이용하여 각도오차를 설정하였다. 주어진 실험조건은 초기 위치오차는 LRD방식으로서 0.6mm 이내로써 주어졌고 각도오차는 없는 것으로 하였다. 로봇 수정동작은 병진운동과 회전운동으로 구성되며 병진운동의 Fig.2에서의 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16이며 한 스텝의 동작거리는 0.05mm이다. 삽입깊이는 25mm이다. 실험의 순서도는 Fig.6과 같다.

수정동작 실험중에 그 동작방향으로서의 미소동작을

시행할 때마다 센서값을 취득하여 식 (2), (3), (4), (5)에 의해서 成功, 準成功(竝進運動 실행시만)을 평가하여 만약 성공으로 판정되면 그 동작을 거기서 중단하고 挿入공정으로 넘어가며, 만약 準성공으로 판정되면 회전운동을 시행한다. 이 경우 먼저 Z축 주위의 + 회전을 행하고 그후 원래의 위치로 돌아와서 - 회전을 행한다. 도중에서 탐색성공으로 판정되면 동작을 여기서 종료한다. 수정동작을 미리 정해진 횟수 만큼 실시했어도 성공 또는 준성공으로 판정되지 않으면 실패로써 처리한다.

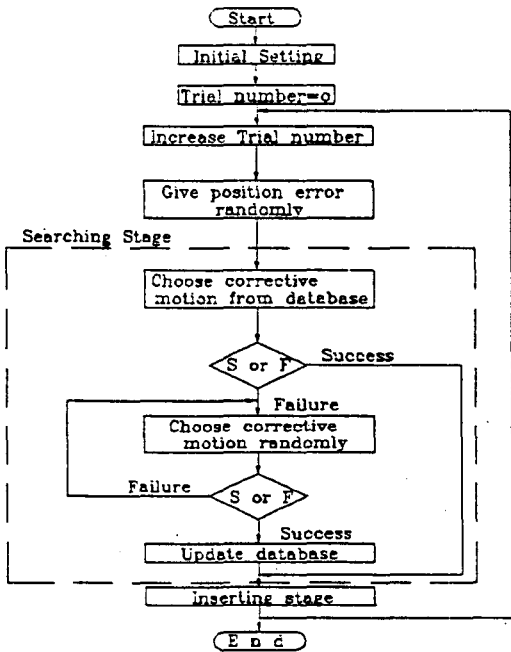


Fig.6 Flow chart of experimental process

4.2 실험결과 및 검토

실험결과 중 탐색 단계에서의 성공률과 데이터 베이스 내에 생성된 노드수의 추이를 Fig. 7에 나타낸다. 그림에서 알 수 있듯이 학습의 효과가 나타나고 있으며 약 100회의 시행 후 성공률은 거의 100%로 되고 있다. 작업 완료에 소요되는 시간은 위치오차 및 각도오차의 크기 등 작업환경에 크게 좌우되나 위치오차 0.5mm 정도에서는 15초~1분 정도 소요된다. 그런데 실제의 조립환경에서 위치오차를 0.2mm 정도로 감소시킨다면 5초~20초 이내로 단축할 수 있다. 또는 어느 정도

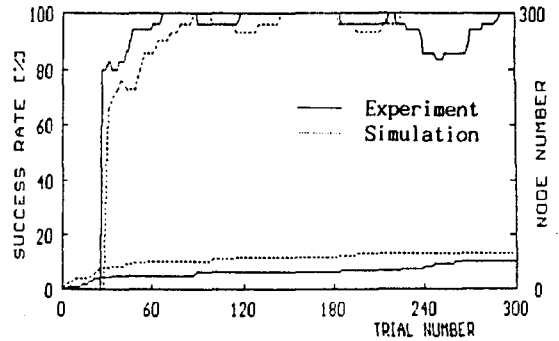


Fig.7 Transition of the success rate and the number of nodes during the learning process for searching stage

학습이 진행된 상태에서 로봇의 미소운동의 거리를 증가시키거나 학습에 입력되는 센서신호를 動的으로 처리한다면 10초 이내로 조립작업을 완료시킬 수 있을 것이다. 탐색공정이 성공만 되면 삽입공정은 RCC에 의해서 별 문제점이 없이 성공한다.

5. 결 론

산업용 로봇을 이용하여 첩퍼가 없는 정밀한 부품의 조립작업을 하는데 있어서 그 조립전략을 자동적으로 생성, 학습할 수 있는 조립시스템을 제안하였다. 주어진 작업환경하에서 힘에 대한 情報와 修正動作 사이의 寫像 즉 組立戰略이 이진 나무형태의 데이터 베이스를 이용하여 學習의인 방법으로 自動적으로 生成될 수 있음을 보였다. 시뮬레이션을 통하여 제안된 학습 알고리즘이 다양한 조립환경에서 유효하게 작동됨과 조립환경 내의 센서, 로봇동작, 부품 등의 각종 不確實性에 대하여 強靱性을 보여 주었다. 마지막으로 실제의 조립환경에서도 유효하게 작동됨을 실험을 통해서 입증하였다. 특히 이 방법은 별도의 驅動裝置를 필요치 않으며 산업용 로봇이 구비하고 있는 기존의 구동장치로써 가능하며 조립공정과 관련된 변수들의 값이 알려져 있지 않아도 조립작업을 성공적으로 수행할 수 있음을 보였다.

참고문헌

1. Whitney, D. E., "Quasi-Static Assembly of Compliantly Supported Rigid Parts", ASME,

- J. of DSMControl, Vol. 104, pp.65~77, 1982.
2. Jeong, K. W. and Cho, H. S., "Development of a Pneumatic Vibratory Wrist for Robotic Assembly", Robotica, Vol. 7, pp.9~16, 1989.
 3. Lozano-Perez, T., "Automatic Synthesis of Fine-Motion Strategies for Robots", Int. J. Robotics Research, Vol. 3, pp.3~24, 1984.
 4. Donald, B. R., "Robot Motion Planning with Uncertainty in the Geometric Models of the Robot and Environment", Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1588~1593, 1986.
 5. Gottschilich, S. N. and Kak, A. C., "A Dynamic Approach to High Precision Parts Mating", IEEE, Vol. SMC-19, pp.797~810, 1989.
 6. Simons, J., Van Brussel, H., De Schutter, I., Verahert, J., "A Self-Learning Automation with Variable Resolution for High Precision Assembly by Industrial Robots", IEEE Trans. on Automation Control, Vol. AC-27, No. 5, October, pp.1109~1113, 1982.
 7. Vaaler, E. and Seering, W., "Automated Assembly with Systems Having Significant Manipulator and Part Location Errors", Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1357~1360, 1987.
 8. 권대갑, 정충민, "면취없는 부품의 조립을 위한 로봇 손목기구의 개발", 한국정밀공학회지, 제9권, 제2호, pp.36~43, 1992.
 9. Suzuki, H., "Study of Universal Learning Machine Based on a Self Organization Algorithm", Chap. 1, Ph. D Thesis in Osaka University, 1988.
 10. Ahn, D. S., Cho, H. S., "Strategy Generation and Skill Acquisition for Automated Robotic Assembly Task", IEEE Int. Symp. on Intelligent Control, Vol. 6, pp.128~133, 1991.
 11. 안두성, "산업용 로봇을 이용하는 자동조립에 있어서 조립전략의 학습에 관한 연구", 한국과학기술원 박사학위논문, pp.48~61, 1992.
 12. 안두성, 이재욱, "면취부가 없는 정밀부품의 조립 작업을 위한 유연한 손목개발", 대한기계학회 춘계 학술대회 논문집, pp.188~191, 1991.
 13. Desai, R. S., and Volz, R. A., "Identification and Verification of Termination Conditions in Fine Motion in Presence of Sensor Errors and Geometric Uncertainties", Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.800~807, 1987.