

## 오프라인 프로그래밍에서 유전자 알고리즘을 이용한 로봇의 경로 최적화

강성균\*, 손권\*\*, 최혁진\*

### Path Optimization Using an Genetic Algorithm for Robots in Off-Line Programming

Sung Gyun Kang\*, Kwon Son\*\* and Hyeuk Jin Choi\*

#### ABSTRACT

Automated welding and soldering are an important manufacturing issue in order to lower the cost, increase the quality, and avoid labor problems. An off-line programming, OLP, is one of the powerful methods to solve this kind of diversity problem. Unless an OLP system is ready for the path optimization in welding and soldering, the waste of time and cost is unavoidable due to inefficient paths in welding and soldering processes. Therefore, this study attempts to obtain path optimization using a genetic algorithm based on artificial intelligences. The problem of welding path optimization is defined as a conventional TSP (traveling salesman problem), but still paths have to go through welding lines. An improved genetic algorithm was suggested and the problem was formulated as a TSP problem considering the both end points of each welding line read from database files, and then the transit problem of welding line was solved using the improved suggested genetic algorithm.

**Key Words** : genetic algorithm(유전자 알고리즘), off-line programming(오프라인 프로그래밍), soldering robot(납땜 로봇), welding robot(용접 로봇), path optimization(경로 최적화)

#### 1. 서론

최근 생산품의 경향은 소비자 기호의 다변화와 제품 수명의 단축 등으로 제품의 주기가 짧아지고 작업 환경과 작업 내용이 빈번히 변하는 추세이다. 이로 인해 지속적으로 증가되는 제조 공정 변화와 비용 절감, 조기 시장 도입과 같은 민감한 환경 변화에 유연하게 대처하기 위한 로봇 시스템을 필요로 한다. 작업 환경 및 작업 내용이 변화되는 경우 교시, 궤적 계획, 실험, 평가 등의 과정이 전문가에 의해 이루어져야 하며, 변경 중에는 생산 라인을 가동할 수 없으므로 그에 따른 시간 및 비용 손실

등의 문제가 발생하게 된다.

이러한 문제점들을 해결하기 위해 로봇과 작업 환경을 컴퓨터상의 가상 환경 상에서 구현하여 작업공간을 설계하고 배치하여, 모의실험을 한 뒤 그 결과를 실제 로봇 시스템에 데이터를 전송하여 작업을 수행하는 오프라인 프로그래밍(off-line programming, OLP)에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다<sup>(1,2)</sup>. 오프라인 프로그래밍은 컴퓨터 통합 생산과 유연 생산(agile manufacturing) 체계에 대응하며, 시간과 비용 절감, 로봇 오작동에 의한 사고 위험 배제 등의 장점으로 공장 자동화의 핵심으로 등장하였다.

현재 상용 오프라인 프로그래밍으로는 CAMELOT

2001년 12월 12일 접수

\* 부산대 대학원 기계설계공학과

\*\* 부산대학교 기계공학부

의 Ropsim, Flow Software Technologies Ltd.의 Workspace, Tecnomatrix Technologies Ltd.의 ROBOCAD, Deneb Robotics Inc.의 IGRIP, EASY-ROB사의 EASY-ROB 등이 있다<sup>(3,4)</sup>. 이러한 상용 오프라인 프로그래밍은 사용법을 익히기 어렵고 고가의 인 관계로 보편화 되지 못한 상태이다. 상용 오프라인 프로그래밍이 시스템 모델링과 시뮬레이션에는 뛰어난 성능을 보이지만, 교시 작업 및 로봇의 최적가공 경로 생성에 대한 기능 지원은 미비한 상태이다<sup>(3,4)</sup>. 따라서 오프라인 프로그래밍에 있어서의 교시 작업을 개선하기 위해 기존의 연구들이 진행되어 왔다. 그러나 현재 개발되어 있는 오프라인 프로그래밍 시스템은 용접 로봇의 가공 경로 생성에 대한 효율적인 최적화에 대한 기법의 개발이 미흡한 상태로 있다<sup>(2)</sup>. 예를 들어 기존 연구에서는 단순히 순차적으로 이웃하는 용접셀 간의 거리를 최소화하는 등의 가공 경로를 생성함으로써 국소적인 해 탐색으로 인하여 작업시의 시간적, 물적 낭비를 초래하고 있다<sup>(2)</sup>.

본 연구에서는 용접 및 납땜 작업을 위한 오프라인 프로그래밍의 로봇경로의 최적화 문제를 해결하기 위한 연구를 진행하였다. 오프라인 프로그래밍 환경에서는 생산라인의 시뮬레이션과 평가를 미리 PC나 Workstation에서 테스트하여 그 결과를 실제 온라인 시스템에 전송하는 예가 일반적이며, 실시간성의 요구는 그리 중요하지 않은 실정이다. 따라서 연산 시간은 비교적 장시간 소요되지만, 최적해 탐색에 탁월한 성능을 보여주는 유전자 알고리즘을 이용하여 경로최적화에 관한 연구를 수행하였다.

용접 및 납땜 작업의 경로 최적화 문제는 전형적인 TSP(traveling salesman problem) 문제로 정의할 수 있다. 특히 용접 작업에 대해서는 용접선은 반드시 통과해야 하는 경로라는 특성상 기존의 유전자 알고리즘에 있어서의 TSP 방법으로는 몇 가지 문제점이 있다. 본 연구에서는 용접 작업 경로 생성에서의 최적화 문제를 해결하기 위해 개선된 유전자 알고리즘 기법을 제안하였다. 제안된 유전자 알고리즘은 새로운 형태의 염색체 모델과 이의 적용 방법을 포함하고 있으며, 적합도를 평가하는 방법에 있어서도 기존과는 다른 형태를 가진다. 그리고 제안된 유전자 알고리즘을 전자 부품의 납땜작업과 조선 선박용 용접 작업의 오프라인 프로그래밍에 적용하여, 이로 인한 생산성 향상도를 평가하

였다. 개발 언어로는 Microsoft사의 Visual C++를 사용하였으며, 그래픽 라이브러리는 실리콘 그래픽스사의 OpenGL<sup>(5)</sup>을 사용하여 3차원 그래픽을 구현하였다.

## 2. 오프라인 프로그래밍

### 2.1 구조

개발된 오프라인 프로그래밍은 기능에 따라 크게 시뮬레이션과 온라인 구동의 두 부분으로 나눌 수 있다. 그리고 작업별로 교시부, 시뮬레이션부, 온라인 구동부, 성능평가부로 세분하게 된다. 그 구조를 도시하면 Fig. 1과 같은 구조를 가진다.

오프라인 프로그래밍은 교시점을 설정하는 것에서부터 시작한다. 교시부에서 생성된 교시점으로 궤적 계획을 하여 궤적을 생성하고, 시뮬레이션을 통해 로봇의 동작을 확인한다. 그리고 시뮬레이션에서 산출된 데이터를 토대로 결과를 검토하고, 이상이 없을 경우 교시 정보를 실제 로봇 프로그램으로 변환하여 제어기로 전송하는 과정을 거치게 된다. 본 연구에서는 교시와 궤적 계획에 대해 중점을 두고 오프라인 프로그래밍의 경로 최적화에 관한 연구를 하였다.

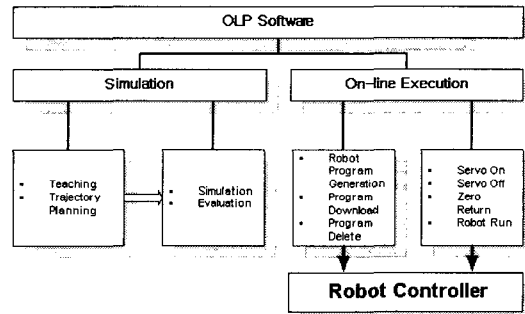


Fig. 1 Structure of off-line programming

### 2.2 작업 교시

교시 작업은 로봇이 작업하기 위한 이동 위치 및 궤적을 생성하는 과정이다. 교시점을 지정하는 방식은 크게 수동 교시 방법과 자동 교시 방법으로 나눌 수 있다. 수동 교시 방법은 실제 로봇의 교시상자를 이용하는 방식과 동일한 방식으로 말단 효과기의 좌표를 직접 입력하는 방식이다. 이에 반해

자동 교시 방법은 작업 수준으로 교시 방법으로 예를 들어 'A라는 물체를 B의 위치로 옮겨라', 'C라는 물체의 D 부분을 납땜하라' 등과 같은 교시 방법이다.

수동 교시는 기존의 교시상자의 역할을 대신하는 목적을 가지고 있다. 실제 시스템과 화면에 모델링된 시스템 사이의 오차가 존재하므로 정밀한 교시가 어려운 단점이 있다. 따라서 정확한 교시 위치를 알고 있거나 교시 상자의 취약점인 교시 정보 편집 기능을 보완하기 위해 사용된다. Fig. 2는 수동 교시를 통해 SCARA 로봇과 다관절 로봇의 작업을 교시하고 있는 장면이다. 일련의 교시점들의 입력이 끝나면 이로부터 작업 궤적을 생성하게 된다.

자동 교시에 의해 산업현장에서 수행되는 로봇의 작업은 옮기기(moving), 조립(picking and placing), 납땜(soldering), 페인팅(painting), 아크 용접(arc welding), 연삭(grinding), 점용접(spot welding) 등이 있다. 작업의 종류에 따라 로봇의 교시하는 방식으로 납땜이나 용접 부위의 위치와 로봇 건의 소재 위치만 지정하면 시스템이 스스로 매니플레이터의 경로를 계획하게 된다. 이때는 오프라인 프로그래밍의 내부적으로 코드화된 방식을 따르게 된다.

Fig. 3은 CCD 카메라를 통해 입력된 팔레트 이미지 영상을 통해 납땜 위치를 작업 수준의 교시를 하는 장면이다<sup>6)</sup>.

### 2.3 최적 작업 경로 생성

교시점들의 입력이 끝나게 되면 로봇이 사용자가 교시한 경로를 따라가기 위해 시간마다 위치를 정해 주어야 한다. 궤적 계획이란 주어진 구속 조건을 만족하면서 특정한 방법을 통해 각각의 자유도에 대한 위치, 속도, 가속도의 시간에 대한 이력(history)을 생성하는 것이다. 여기서 궤적은 공간 변수만으로 정의되는 경로와는 달리, 경로에 시간을 변수로 하여 작업 공간내에 임의의 위치에서의 특정 시간이 주어지는 것을 말한다.

궤적 계획법으로는 크게 PTP(point-to-point)법과 C-P(continuous path)법<sup>7)</sup>으로 나눌 수 있다. PTP법은 시작점과 끝점 및 경유점만 정의되기 때문에 조립이나 물체의 이동과 같은 작업에 사용되며, C-P법은 시작점과 끝점 및 사이 경로까지 따라가는 방법으로 용접이나 도장과 같은 작업 사용된다. 본

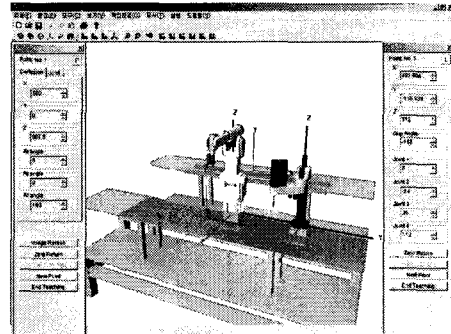


Fig. 2 Manual teaching

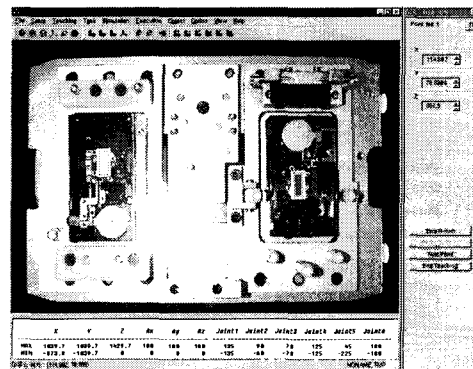


Fig. 3 Automatic teaching using vision image of pallette

연구의 조립 작업용 오프라인 프로그래밍은 PTP법을 이용해 궤적을 생성하며, 용접 작업용 오프라인 프로그래밍은 PTP법과 C-P법을 사용해 궤적을 생성한다.

Fig. 4는 교시점 입력과 궤적 생성 간의 관계를 보여주고 있다. 궤적 생성에 있어서 교시점의 일련 순서는 중요한 특징을 가진다. 교시점들의 순서에 따라 생성된 궤적이 최적의 궤적이 생성될 수도 있고 혹은 비효율적인 궤적이 생성될 수도 있기 때문이다. 본 연구에서는 최적 경로를 생성하기 위한 교시점들의 순서를 결정하기 위해서 인공지능기법 중 한가지인 유전자 알고리즘(genetic algorithm)을 도입하였다.

### 3. 경로 최적화를 위한 개선된 TSP 유전자 알고리즘

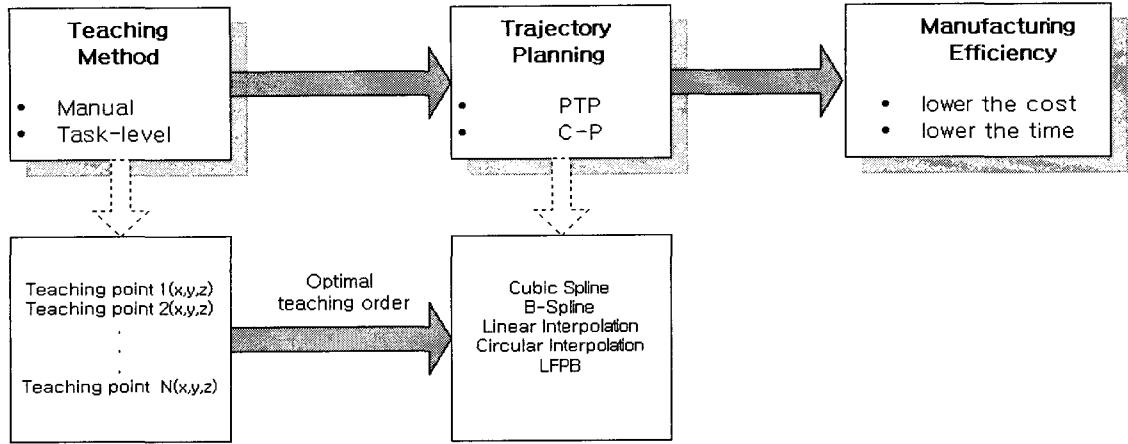


Fig. 4 Relation between task teaching and trajectory creation and necessity of path optimization

### 3.1 납땜 작업을 위한 TSP 유전자 알고리즘

TSP(travel salesman problem) 문제는 임의의 위치의 여러 개의 도시를 순회하는 최소비용 문제로 정의된다<sup>(8)</sup>. TSP 문제는 전통적인 최적화 문제로 기존의 많은 경로 최적화 문제의 성능을 평가하기 위한 예로 사용되어 왔다. 경로 최적화 문제를 해결하기 위한 방법으로 모의 어닐링법(simulated annealing algorithm)<sup>(9)</sup>, 신경회로망(neural networks)<sup>(10)</sup>, 유전자 알고리즘(genetic algorithm)<sup>(11)</sup> 등이 적용되어 왔다. 이 중 유전자 알고리즘은 전역적인 탐색 방법으로 국소해에 빠지는 오류를 최소화 시키고 있으며, TSP와 같은 복잡한 조합문제에 탁월한 효율을 가지고 있다. 해의 후보가 되는 순회경로를 투어(tour)라 부르며, 투어에 소용되는 순회비용의 총합인 목적함수가 적합도 함수가 된다. 전자 부품 조립용 오프라인 프로그래밍은 임의의 개수의 납땜 위치를 수동 교시 또는 자동 교시를 통해 입력받은 뒤, 납땜 용 로봇이 모든 납땜 작업을 완료할 수 있는 최소한의 거리를 갖는 경로 생성 문제로 전형적인 TSP문제로 정식화 할 수 있다. 전자 부품 조립용 오프라인 프로그래밍에 있어서 도시의 위치는 교시된 납땜 위치가 된다. 일반적인 유전자 알고리즘과 마찬가지로 선택, 교배, 돌연변이의 기본적인 조작을 갖고 있으며, 본 연구에서 사용된 유전자 조작은 다음과 같다.

#### 3.1.1 선택

선택(selection) 연산자는 다음 세대의 유전자 연산을 하기 위해 모집단으로부터 두 개의 부모 염색체를 선택하는 과정이다. 이는 더 적합한 개체가 더 높은 생존기회를 가지는 적자생존의 현상을 모방하려는 인위적인 메커니즘이다. 선택의 방법으로는 비례 전략, 기대치 전략, 순위 전략, 엘리트 보존 전략, 토너먼트 선택전략 등이 있다.

본 연구에서는 비례 전략(proportionate selection, roulette wheel selection)을 사용하였다. 비례 전략은 각 개체에 대해서 목적함수로부터 얻어지는 적합도에 비례하여 선택확률이 부과되고, 이 확률에 따라 개체들이 선택되어 자손을 남기게 되는 방법이다. 비례 전략에서  $i$ 번째 개체가 선택될 확률  $P_{select}(i)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$P_{select}(i) = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \quad (1)$$

여기서  $N$ 은 개체수(population size)를 나타낸다.

#### 3.1.2 교차

교차(crossover)는 두 부모의 염색체를 조합하여 바꾸어 새로운 자식의 염색체를 만드는 연산자이다. TSP에 있어서 교차 연산자로는 부분 사상 교차(partial-mapped crossover, PMX), 순서 교차(order crossover, OX), 순환 교차(cycle crossover, CX) 등이 있다.

본 연구에서는 부분 사상 교차를 사용하였다. 부분 사상 교차는 Goldberg와 Lingle에 의해 제안된 기법이다. 부분 사상 교차에서는 경로 표현된 개체를 대상으로 하여 2점 교차를 수행하는 것을 기본으로 한다. 하지만, 단순한 2점 교차에 의해서 발생할 수 있는 치사 유전자를 처리하기 위한 특별한 수정 과정(repairing process)을 필요로 한다.

### 3.1.3 돌연변이

돌연변이(mutation) 연산자는 유전자를 일정한 확률로 변화시키며, 해가 국소해(local minimum)에 수렴될 가능성을 없애주기 위한 연산자이다. 유전자 알고리즘은 휴라스틱한 방법이기 때문에 반드시 최적해인 전역적 최소해(global minimum)에 수렴한다는 보장이 없으며, 때로는 해가 국소해로 수렴하여 빠져 나오지 못하기도 한다. 따라서 돌연변이를 발생시켜 국소해로부터 빠져 나올 수 있도록 조작을 하는 것이다. 유전자 알고리즘의 탐색능력을 강화시키는 돌연변이 연산자는 매우 중요한 조작이라 할 수 있으며, 적절한 확률로 돌연변이를 발생시켜 주어야 하는데 돌연변이 확률은 일반적으로 경험이나 시행반복으로부터 결정한다. 본 연구에서는 일정 간격으로 확률을 변경시켜가며, 최적의 돌연변이 확률을 결정하였다.

### 3.1.4 알고리즘 순서도

Fig. 5는 본 연구에서 납땜 가공 경로의 최적화를 위해 사용한 유전자 알고리즘의 순서도를 보여준다. 먼저 랜덤하게 납땜 가공 경로에 대한 초기 객체군을 생성한 뒤, 교차와 돌연변이의 유전자 조작 후 적합도를 계산하는 과정을 객체수만큼 반복한다. 그리고 계산된 적합도에 따라 선택과정을 거쳐 새로운 개체군을 만들게 되는데, 이 과정을 최대 진화 세대수만큼 반복하게 된다. 한 세대의 객체수와 최대 진화 세대수는 수렴속도와 최적해 수렴 가능성을 고려해 적절한 값에서 결정되어야 한다.

## 3.2 용접작업을 위한 개선된 TSP 유전자 알고리즘

용접작업의 최적경로 생성과 관련하여 기존에는 가공순서에 초점을 맞추어 각 용접선의 중점을 경유점으로 잡아서 그 정점들을 잇는 최단 경로를 탐색해 내는 방법으로 연구가 진행되었다<sup>(12)</sup>. 중점

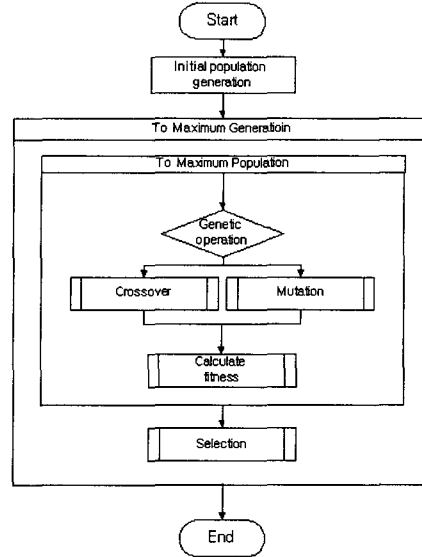


Fig. 5 Flowchart of genetic algorithm for soldering

을 경유점으로 택한 이유는 용접작업의 특성상 한 용접선의 한쪽 끝점을 경유하게 되면, 용접선을 따라서 다른 한쪽의 끝점으로 이어서 통과해야 한다는 제약조건(constraint)을 가지게 되며, 이런 제약조건을 가진 경우에 유전자 알고리즘의 적용에 어려움이 많았기 때문이다. 하지만 이 경우에는 단지 용접선의 가공순서만 결정되며, 실제 전체적인 용접작업을 고려해 볼 때 결과로 나온 순서의 조합이 최적경로가 된다는 보장이 존재하지 않는다.

이런 문제점을 해결하기 위해 본 연구에서는 부분 고정 경로(partial fixed path)를 가지는 해석 대상에 대한 효율적인 최적 경로 생성 알고리즘을 고안하였으며, 새로운 염색체 모델과 적합도 평가 기법을 제시하였다. 이 알고리즘은 기존에 연구된 경로 최적화 기법의 문제점을 해결 할 수 있는 또 다른 방법을 제시하고 있다. 용접작업과 같은 고정 경로를 가지는 해석 대상을 단순화시키거나, 고려하지 않는 방법 대신 경로짜과 같은 비교적 쉬운 개념을 도입하여 해석을 간편화하고 좀 더 개선된 해를 얻을 수 있게 되었다.

### 3.2.1 부분 고정 경로

본 연구에서 제시한 유전자 알고리즘을 설명하기 위해 Fig. 6은 용접선의 예를 보여주고 있다. 수

평과 수직으로 향한 4개의 용접선으로 구성된 비교적 단순한 형태의 용접 작업이다. 이 용접 작업을 할 수 있는 최적 경로를 생성하기 위해 다음과 같은 접근 방식을 따랐다. 먼저, 각 용접선의 끝 점들을 경유점으로 택할 경우 Fig. 7과 같은 형태가 되며, 이렇게 되면 단순 TSP 문제가 되어, 용접선이 고려되지 않게 된다. 그리고 Fig. 8의 경우는 각 용접선의 중점을 경유점으로 택하여 TSP 문제를 단순화시킨 경우이다. 이 경우 나온 해는 각 용접선의 중점간의 거리를 잇는 최단 거리이긴 하지만, 실제 용접선의 양끝 점을 고려한 가공 작업에서 볼 때는 최적해라 볼 수 없다.

따라서 용접선이라는 제약조건이 고려된 형태로 용접선을 모델링하게 되면, Fig. 9와 같은 형태가 된다. 그림에서 볼 수 있듯이 부분적으로 고정된 이동 경로를 이루는 특별한 제약조건을 가진 TSP 문제로 볼 수 있다.

### 3.2.2 적합도 함수

앞에서 살펴본 바와 같이 부분적으로 고정된 경로를 가진 문제를 해결하기 위해 적합도 함수 (fitness function) 역시 새로운 개념을 도입하였다. 즉, 고정경로가 되는 시작 경유 점에서 종료 경유 점은 짝(pair)으로 묶는 방법을 택하였다. 이를 경로 짝(path pair)이라고 한다. 또한 경로 짝은 시작 경유 점과 종료 경유 점은 전·후 교환 가능한 형태가 된다. 적합도 함수는 다음과 같이 정의하였다.

$$f = \min [i_s \sim i_e, \dots]_{i=1..n, i_s \neq i_e} \quad (2)$$

$$= \min \sum (i_s \sim i_e)_{i=1..n, i_s \neq i_e}$$

여기서 n은 경로 짝의 개수, i는 경로 짝의 인덱스, s, e는 각각 시점과, 종점을 나타내는 첨자를 나타낸다. '~'는 전·후 교환은 가능하나 끊어져서는 안 되는 연결 표시를 표시하고, ';'은 각 짝경로의 경계 표시하며, '[' ]'는 경로를 조합하고 전체 경로를 합산하는 함수이다.

식 (2)과 같이 경로 짝들의 순서가 정해지더라도 한 개의 짝을 구성하는 시점과 종점의 순서가 바뀔 수 있기 때문에, 각 경우를 고려하며 2차적으로 최단 경로 거리를 재계산할 필요가 있게 된다.

이 적합도 함수에 따르면 Fig. 9와 같은 경우는 1~2, 3~4, 5~6, 7~8로 묶여 4개의 짝을 형성하게

되며, 그리고 적합도 함수는 다음과 같이 된다.

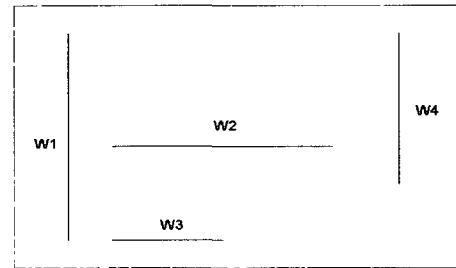


Fig. 6 Example of welding task

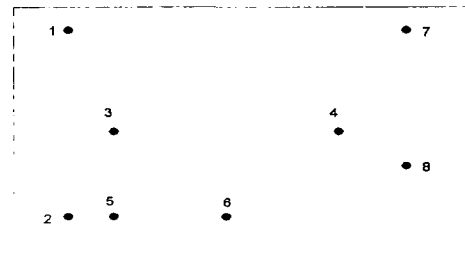


Fig. 7 Selection of welding line's end point

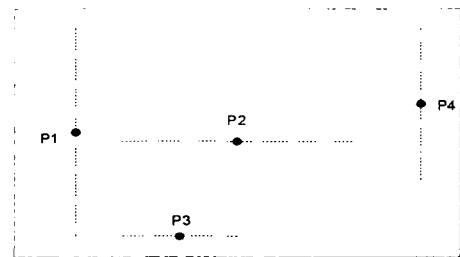


Fig. 8 Selection of welding line's mid-point

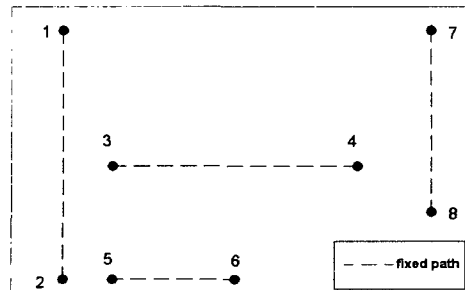


Fig. 9 Consideration of partial fixed path

$$f = \min[1 \sim 2, 3 \sim 4, 5 \sim 6, 7 \sim 8] \quad (3)$$

식 (3)의 적합도 함수의 값을 최소화시키는 조합을 탐색하기 위해, 각 짝의 시점과 종점의 순서를 바꾸게 되면, 경우의 수는  $2^4 = 16$  가지가 된다. 즉 2차 최적경로 탐색의 경우의 수는 다음과 같다.

$$N = 2^n \quad (4)$$

여기서 N은 2차 최적경로 탐색을 위한 경우의 수, n은 경로짝의 개수(=용접선의 개수)를 나타낸다.

### 3.2.3 염색체 모델

경로짝으로 이루어진 염색체 모델(chromosome model)은 Fig. 10과 같다. 각 염색체의 유전자(gene)는 두 정점으로 구성된 경로짝이 된다. 실제로 유전자 한개는 용접선 한개와 대응하게 된다. 용접선의 중점이 한 개의 정점을 이루던 기존 연구에서의 유전자와는 다르게 Fig. 10에서의 유전자는 정점 두 개를 가지며, 각 정점은 용접선의 중점이 아니라 용접선의 시작점과 용접선의 끝점이 된다. 여기서 정점의 순서에 따라 한개의 유전자는 2가지 형질을 가지게 된다. 그러므로, 실질적으로 용접 시점과 용접 종점이 고려되어 각 용접선들이 조합을 이룬 결과로 염색체를 구성하게 된다는 것을 알 수 있다.

Fig. 10과 같은 형태의 염색체 모델의 교배나 돌연변이와 같은 유전자 조작시 이런 형태의 모델은 어려움이 따르게 된다. 따라서 교배나 돌연변이시 염색체의 축소 및 확장 기법을 고안하였다. 이를 도시한 것이 Fig. 11이다. 실제로는 두 개의 경유점 인덱스를 가지는 경로짝을 한 개의 경로짝 인덱스로 표시되는 유전자(gene)로 나타내게 된다. 짝번호(pair index)로 표현된 염색체 모델은 기존 염색체와 같은 형태를 가지게 되어 교배와 돌연변이 조작이 용이하게 된다. 즉, 교배나 돌연변이시에는 축소 모델로 표현되어 유전자 조작이 되며, 다음 세대를 결정하기 위한 적합도 계산에서는 확장모델로 표현되어 각 유전자의 정점을 전·후로 교환하며, 식 (2)와 (4)를 이용해 최적해를 탐색하게 된다.

### 3.2.4 알고리즘 순서도

Fig. 12는 본 연구에서 제시한 이론들을 바탕으로 하는 개선된 유전자 알고리즘의 전체적인 순서도를 보여주고 있다. 먼저 랜덤하게 초기 개체군을

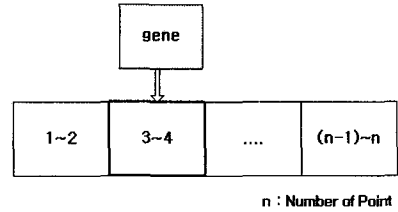


Fig. 10 New model of chromosome

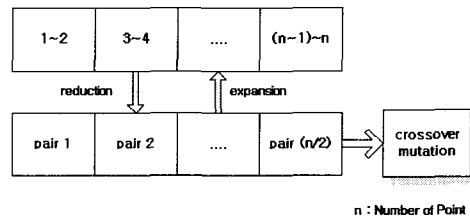


Fig. 11 Expansion and reduction of model of chromosome

생성하고, 경로짝을 바탕으로 하는 염색체 모델을 구성한 뒤, 이를 바탕으로 축소과정을 거쳐게 된다. 경로짝의 형태로 축소된 모델은 교차와 돌연변이 조작시 기존과 동일한 방법을 바탕으로 하여 유전자 조작이 가능하게 된다. 그리고 교차와 돌연변이의 유전자 조작이 끝나게 되면, 다시 확장과정을 거쳐서 실질적인 용접 가공 경로로 복원하게 된다. 이 때 경로짝이라는 특성상 본 연구에서 밝힌 대로 한 개의 개체에 대해 여러 개의 적합도를 가질 수 있으므로, 최적의 적합도를 갖는 경로를 찾도록 경로짝의 전·후를 교환하는 반복 연산을 수행하게 된다. 그리고 계산된 적합도에 따라 선택과정을 거쳐 새로운 개체군을 만든다.

## 4. 적용 및 결과 검토

본 연구에서 개발된 유전자 알고리즘을 평가하기 위해서 납땜 작업과 용접 작업에 TSP 문제를 적용해 보았다.

### 4.1 납땜 작업

Fig. 13은 납땜 작업용 로봇 오프라인 프로그래밍의 화면을 보여주고 있다. 2장에서 언급했다시피

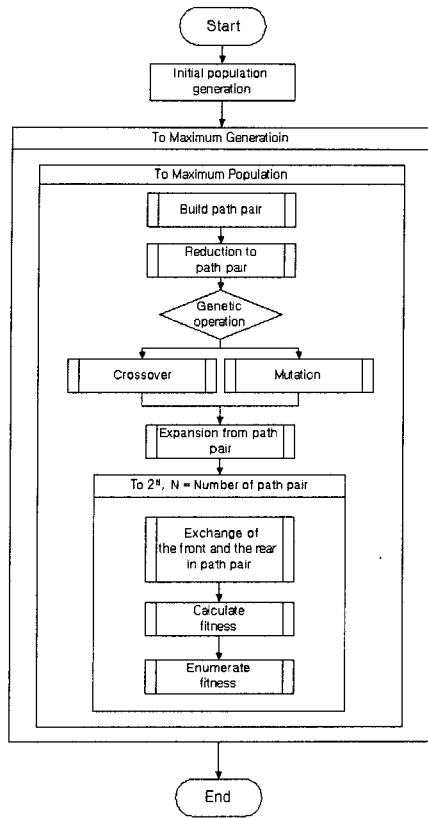


Fig. 12 Flowchart of improved genetic algorithm

납땜 작업용 오프라인 프로그래밍은 CCD 카메라를 통해 입력된 영상 정보를 마우스를 이용해 납땜 위치를 지시함으로써 경로에 대한 교시 작업이 수행된다.

실제 입력에 의해 자동 교시를 받을 때는 작업자의 경험적이며 직관적인 순서에 의해서 교시 순서가 지정됨으로 입력받은 교시점들을 본 연구에서 제시된 유전자 알고리즘을 이용해 최적 경로를 생성할 수 있는 교시점의 순서를 결정하였다. 적용 대상은 CCD 카메라를 통해 입력된 팔레트 이미지를 자동 교시를 통해 작업자가 입력한 15개의 납땜 위치이다. 그리고 진화 조건은 전체 반복 세대수는 50회, 한 세대 당 개체수는 100개, 돌연변이 확률은 5%이다. Fig. 14는 CCD 이미지 정보를 이용해 15개의 임의의 납땜 위치를 입력받고 최적화를 수행한 결과이다. Fig. 15는 유전자 알고리즘의 각 세대

별로 적합도의 추이를 나타낸다. 약 40세대 이후에 수렴을 완료하게 되며, 비교적 빠른 수렴 속도를 가지고 나타내고 있다. Table 1은 유전자 알고리즘의 수행 전과 수행 후의 결과를 비교하고 있다. 약 33~68%의 경로 이동 거리가 감소되었다.

Table 1 Results of OLP for soldering robots

	Conventional method	Improved GA
Application	Variation from experience and intuition of a operator	Intelligence method for path optimization
Path travelled	2.6~5.0 m	1.74 m

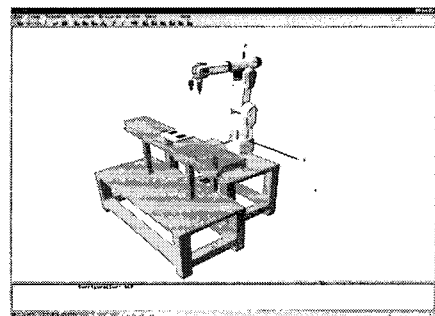


Fig. 13 OLP of a soldering robot

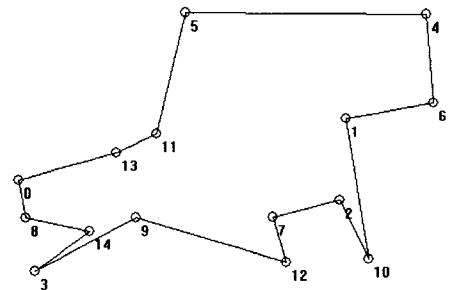


Fig. 14 Optimized path for soldering robots



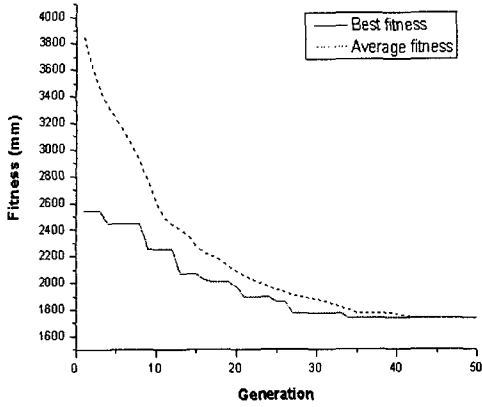


Fig. 15 Trend of fitness vs. generation

#### 4.2 용접 작업

본 연구에서 제시된 유전자 알고리즘의 두 번째 적용례로 Fig. 16과 같은 용접 작업용 오프라인 프로그래밍에 적용해 보았다. 이 용접 작업용 오프라인 프로그래밍은 선박의 주판에 보강재를 용접하는 작업을 주목적으로 하는 오프라인 프로그래밍이다. 입력 데이터는 조선 선박 용접용으로 제작된 OLP에서 사용하는 용접 데이터 파일이며, 이를 읽어 들인 뒤 분석하여, 경로짜를 생성한 뒤, 개선된 유전자 알고리즘을 적용하게 된다. 해석 대상이 되는 작업은 17개의 보강재를 가진 주판 용접 작업이며, 해석과 관련된 진화 조건은 전체 반복 세대수는 100회, 한 세대 당 개체수는 50개, 돌연변이 확률은 10%이다.

Fig. 17은 본 연구에서 제시한 유전자 알고리즘을 적용하여 나온 최적화된 경로를 보여주고 있다. 굵은 선은 경로짜으로 설정한 용접선을 나타내며 반드시 용접 로봇이 지나가야 하는 경로가 된다. 한 용접선의 용접작업이 끝나면 용접로봇은 다음 용접선으로 이동하게 되는데, 다음 용접선에도 반드시 용접작업을 하는 가공 경로를 생성하게 된다. 이는 본 연구에서 제시한 기법을 사용하여 제약조건으로 설정한 결과이며, 실질적인 최적 경로라 할 수 있다.

Fig. 18은 기존의 적용 기법이었던 용접선을 각 용접선의 중심의 위치에 있는 한 개의 점으로 고려한 뒤 유전자 알고리즘을 적용하여 생성한 각 세대별 적합도의 추이를 나타낸다. 중심점간의 최적거

리와 실제 용접선의 끝점을 고려한 경로값은 다른 추이를 보여준다. 기존의 방법은 50세대에서 70

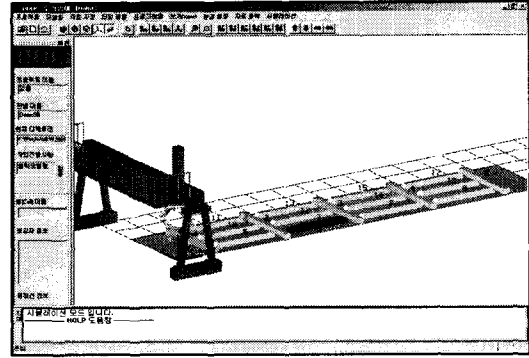


Fig. 16 OLP of welding robots

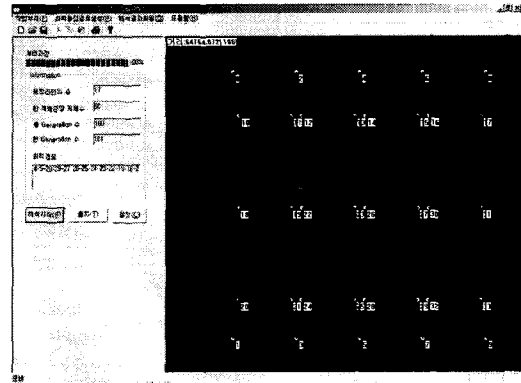


Fig. 17 Optimized path for a welding robot

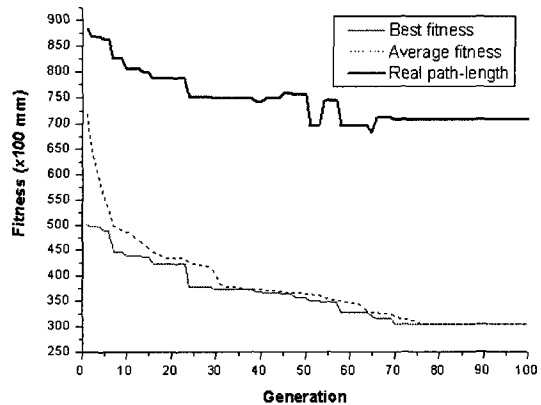


Fig. 18 Trend of fitness vs. generation in OLP of welding robots using conventional algorithm

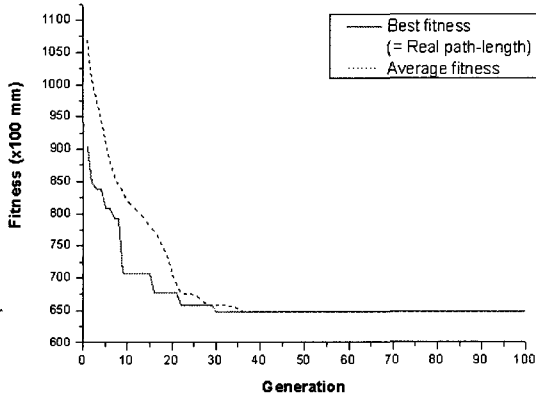


Fig. 19 Trend of fitness vs. generation in OLP of welding robots using new algorithm

Table 2 Result of OLP for soldering robot

	Conventional method	Improved GA
Application	Simple GA assuming welding line as point	Improved GA considering welding line
Path travelled	70.621 m	64.764 m

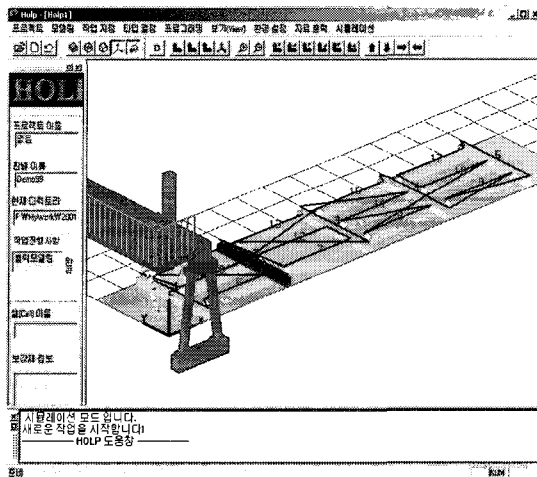


Fig. 20 Application to OLP of welding robots

세대 사이에서 용접선의 중심점간의 거리인 최적 적합도의 값은 수렴해 가지만, 실제 용접 거리는 증감을 반복하다가 값이 수렴하지 못하는 현상이 나타난다. 또한 수렴속도에 있어서도 약 70세대 이후에 수렴을 하게 된다.

Fig. 19는 본 연구에서 제시한 유전자 알고리즘의 각 세대별로 적합도의 추이를 나타낸다. 본 연구에서 제안한 염색체 모델을 사용한 결과 최적 적합도와 실제 이동거리는 일치하는 값을 가진다. Fig. 18과 비교해 보면, 초기 수렴 속도 경향이 본 연구에서 제시한 유전자 알고리즘이 매우 급격한 속도로 수렴함을 알 수 있다. 수렴하는 세대도 기존의 방법인 70세대 보다 빠른 30세대 무렵에서 이루어진다. 그리고 평균 적합도 값 역시 40세대 이후에는 최적 적합도 값과 일치하게 되는데, 모든 객체 값들의 값이 최적 적합도로 진화한 결과이다.

Table 2는 기존의 방식과 본 연구에서 제시한 방법을 사용한 후의 결과를 비교하고 있다. 약 8.3%의 경로 이동 거리가 감소되었다.

Fig. 20은 본 연구의 알고리즘을 적용한 최적경로 생성이 포함된 조선용 오프라인 프로그래밍의 실행 화면이다. 3차원 가시화를 위해서 OpenGL을 사용하여 용접 경로를 표시하고 있다.

## 5. 결론

본 연구에서는 용접 및 납땜 작업을 하는 로봇의 오프라인 프로그래밍의 가공 경로 최적화 기능을 구현하기 위하여 인공 지능 기법 중 한 가지인 유전자 알고리즘을 이용하였다. 그리고 부분적으로 고정 경로를 갖는 용접 작업의 경로 생성을 위하여 개선된 유전자 알고리즘을 제안하였다. 본 연구를 통하여 얻은 결론은 다음과 같다.

(1) 납땜 로봇의 오프라인 프로그래밍에 있어서의 최적 경로 생성은 가공 경로를 전형적인 TSP 문제로 일반화 시킨 뒤, 본 연구에서 제시한 개선된 유전자 알고리즘을 적용하여 33~68%의 경로 거리를 단축 시킴으로써 작업 효율을 향상 시킬 수 있었다.

(2) 용접 로봇의 오프라인 프로그래밍에 있어서의 최적 경로 생성에서 문제가 되었던 부분적으로 고정된 가공 경로를 해결하기 위해 개선된 유전

자 알고리즘을 제안하였다. 적용된 알고리즘으로 인해 8.3%의 경로 거리 단축 효과를 이루었고, 이로 인해 작업 효율 역시 향상 될 수 있었다. 이 알고리즘은 기존에 연구된 경로 최적화 기법의 문제점을 해결 할 수 있는 개선된 방법을 제시하고 있다. 그러므로, 용접작업과 같은 고정 경로를 가지는 해석 대상을 단순화시키거나, 고려하지 않는 방법 대신 경로짜과 같은 비교적 쉬운 개념을 도입하여 해석을 간편화하고 좀 더 개선된 해를 얻을 수 있게 되었다.

(3) 본 연구에서 제안한 경로짜을 염색체로 가지는 유전자 알고리즘은 해석 대상이 된 일반적인 납땜 작업과 조선 용접작업을 하는 로봇의 오프라인 프로그래밍뿐만 아니라, PCB 기판 납땜 작업이나, NC 가공 최적경로 생성 작업과 같이 부분적으로 고정경로를 가지는 모든 작업 문제에 범용적으로 적용 할 수 있을 것이다. 최적경로 생성에 있어 유전자 알고리즘을 적용하던 방법론에 있어 개선된 기법을 제시하였으며, 향상된 생산성을 가져 올 수 있을 것이라 기대된다.

본 연구의 유전자 알고리즘은 로봇의 기구학적, 동역학적 파라미터와 용접작업시 문제가 될 수 있는 열변형에 의한 영향을 유전자 알고리즘의 적합도 함수에 반영하지 않았다. 조선 용접 작업과 같이 비교적 큰 규모의 용접 작업에서는 열변형을 무시 할 수 있었기 때문이지만, 범용적인 특성을 갖기 위해서는 열변형 역시 중요한 평가 요소가 될 것이다. 추후 개선점으로는 로봇의 기구학적, 동역학적 파라미터와 열변형의 영향을 평가 요소로 고려하여 최적경로를 생성하는 유전자 알고리즘으로 개선시켜 나가야 할 것이다.

### 후 기

본 연구는 G7과제(지능형 고정밀 기구조립 시스템: 5-3-2-1)의 지원으로 수행되었음.

### 참고문헌

1. J. Rubinovitz, "Task Level Off-Line Programming System for Robotic Arc Welding - An Overview," J. of Manufacturing Systems, Vol. 7, No. 4, pp.

293-305, 1988.  
 2. 황준하, 이영민, 손권, "조선 소조립용 오프라인 프로그래밍 시스템," 한국정밀공학회 춘계학술대회논문집, pp. 430-433, 1999.  
 3. L. Brown, "The Development of Software to Assit in Off-Line Programming Robotic Fetting of Cast Components," Industrial Robot, Vol. 25, No. 4, pp. 282-287, 1998.  
 4. M. Kortus, T. Ward and M. H. Wu, "An Alternative Approach to Off-Line Programming," Industrial Robot, Vol. 20, No. 4, pp. 17-20, 1993.  
 5. R. S. Wright and M. Sweet, OpenGL Super Bible, Second Edition, Waite Group Press, 2000.  
 6. 이영진, 이민철, 손권, 이만형, "화상 정보를 이용한 조립로봇의 교시 자동화에 관한 연구," 한국자동제어학술회의논문집, pp. 1727-1730, 1998.  
 7. J. J. Craig, Introduction to Robotics Mechanics and Control, Addison-Wesley, 1989.  
 8. E. Lower, J. Lenstra, A. R. Kan and D. Shmoys, The Travelling Salesman Problem, John Wiley & Sons, 1985.  
 9. V. Cerny, "Thermodynamical Approach to the Traveling Salesman Problem: An Efficient Simulation Algorithm," J. Opti. Theory and App., Vol. 23, No. 3, pp. 195-201, 1991.  
 10. M. K. Mehmet and F. Kamoun, "Neural Networks for Shortest Path Computation and Routing in Computer Networks," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 4, No. 6, pp. 941-954, 1993.  
 11. 한국찬, 나석주, "레이저 절단공정에서의 토치경로생성에 관한 연구," 대한기계학회 논문집, 제 20권, 제6호, pp. 1827-1835, 1996.  
 12. 김동원, "유전 알고리즘을 이용한 로봇 아크 용접 작업," 한국정밀공학회지, 제16권, 제1호, pp. 49-60, 1999.