

2차부재가 포함된 다수의 1차부재를 가공하기 위한 레이저 토치의 절단경로 최적화 알고리즘

An Algorithm for Generating an Optimal Laser-Torch Path to Cut Multiple Parts with Their Own Set of Sub-Parts Inside

이 문 규*, 권 기 범
(Moon-Kyu Lee and Ki-Bum Kwon)

Abstract : A hybrid genetic algorithm is proposed for the problem of generating laser torch paths to cut a stock plate nested with free-formed parts each having a set of sub-parts. In the problem, the total unproductive travel distance of the torch is minimized. The problem is shown to be formulated as a special case of the standard travelling salesman problem. The hybrid genetic algorithm for solving the problem is hierarchically structured: First, it uses a genetic algorithm to find the cutting path for the parts and then, based on the obtained cutting path, sequence of sub-parts and their piercing locations are optimally determined by using a combined genetic and heuristic algorithms. This process is repeated until any progress in the total unproductive travel distance is not achieved. Computational results are provided to illustrate the validity of the proposed algorithm.

Keywords : optimization, laser cutting, torch path, hybrid genetic algorithm

1. 서론

컴퓨터가 내장된 CNC (Computer Numerical Control) 공작 기계는 일반적인 기계가공뿐만 아니라 전기방전 가공, 워터젯 가공 등에 이르기 까지 다양한 가공 분야에 응용되고 있다. 특히, 최근에는 고출력의 레이저빔을 짧은 시간에 가공조사부에 집광시켜 가공물을 절단하거나 용접하는 CNC 레이저 가공기가 초정밀도를 요구하는 반도체, 전자, 광통신, 의료분야 등에서 널리 활용되고 있다[1,2]. 이러한 공작기계를 사용하기 위해서는 복잡한 가공물 형상을 디지털 파일(digital file)로 설계할 수 있는 도구가 있어야 하며 또한 이를 자동으로 가공할 수 있게 하는 NC 파트 프로그램(part program)이 필수적이다. CAD/CAM (Computer Aided Design/Computer Aided Manufacturing) 시스템은 이러한 기능을 갖춘 설계 및 가공 소프트웨어로서 현재 대부분의 레이저 절단 가공기와 연결되어 활용되고 있다. 이러한 CAD/CAM 시스템을 이용하면 절단해야 할 각 부재들이 배치된 판재를 설계하고 설계된 부재들을 절단하기 위한 레이저 토치의 절단 (이동) 경로를 입력하면 그들의 절단 가공을 위한 NC 프로그램을 자동으로 생성할 수 있다. 경우에 따라서는 절단경로가 자동으로 생성되는 진보된 루틴이 장착된 시스템들도 많이 사용된다.

이와 같이 판재 절단과 관련된 문제는 부재의 배치에 관한 문제, 즉 부재 네스팅(part nesting) 문제와 배치된판재를 최소 비용으로 절단하기 위한 절단경로 결정 문제로 나뉘어진다. 우선, 부재를 절단하고 남은 부분이 폐기 처리되어야

하기 때문에 이를 최소화하기 위한 부재 네스팅 문제는 오랫동안 고무, 섬유, 유리 강판 등의 부재 가공을 포함한 여러 분야에서 연구 활용되어 상당한 연구 결과가 발표되어 있다[3-5]. 반면에, 작업효율의 극대화나 비용 최소화의 관점을 고려하여 결정되어야 하는 절단경로 결정 문제에 대해서는 발표된 연구 결과가 드물다.

판재에 배치된 각 부재들을 절단하기 위해서는 레이저 토치가 출발점을 출발하여 첫 번째 부재의 절단시작점으로 이동하여 그 부재의 닫힌 윤곽선(contour) 상을 따라 절단가공을 완료한다. 다음으로, 두 번째 부재의 절단시작점으로 가서 동일한 작업을 수행한 후 마찬가지로 나머지 모든 부재들을 반복하여 절단작업을 마치면 출발점으로 귀환하게 된다. 각 부재에서의 절단을 위한 토치의 이동작업은 꼭 필요한 생산적인 작업이지만 부재와 부재사이를 이동하는 작업은 비생산적인 것으로서 최소화되어야 한다. 이러한 비생산적인 이동작업을 최소화하기 위해서는 부재간의 이동경로와 각 부재의 절단 시작점이 동시에 결정되어야 한다. 가공 대상의 판재에는 그 내부에 구멍이나 기타 절단 부위가 전혀 없으므로 단순히 윤곽을 따라 절단해 내어야 할 부품(blank)인 1차부재만으로 이루어진 것과 1차부재내에 절단 가공하여 분리해 내어야 할 부품들이 2차부재가 다수 존재하는 것들이 있다.

이와 같이 비생산적인 이동시간 또는 거리를 최소화하기 위한 최적 토치경로 결정문제에 대한 기존의 연구는 대부분 내부 구멍을 포함한 2차 부재(sub-part)들이 전혀 없는 1차부재(part)들만으로 이루어진 단순한 형태의 판재를 대상(경로 문제 1)으로 하고 있다 [2,6]. 그 이유는 1차부재들의 경로가 정해지고 그 절단 시작점이 주어지면 2차부재들의 경로를 구할 수 있으므로 전체 절단경로의 최적해를 구하기 위하여 체계적으로 접근할 수밖에 없는 어려움 때문이다. 그러나,

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2005. 1. 10., 채택확정 : 2005. 4. 25.

이문규 : 계명대학교 산업시스템공학과(moonkyu@kmu.ac.kr)

권기범 : 계명대학교 산업공학과(kkb7210@kornet.net)

※ 본 연구는 2003년도 계명대학교 비사연구기금으로 이루어졌음.

대부분의 생산현장에서 대두되는 토치경로 결정문제에서는 1차부재내에 다수의 2차부재들이 존재하는 경우가 많기 때문에 이 경우에는 이 연구결과들을 그대로 적용할 수 없다. 본 논문에서는 보다 현실적인 문제들을 다룰 수 있도록 1차부재내에 다수의 2차부재들이 존재하는 판재를 절단하기 위한 토치경로 결정 문제(경로문제 II)를 대상으로 하고 있다.

1차부재들만으로 이루어진 판재를 대상으로 하는 토치경로 결정문제와 관련된 연구로서 우선 Manber and Israni[7]는 1차 부재들을 절단하기 위한 시작점들의 개수를 최소화하는 문제에 대하여 그래프 이론(graph theory) 기반의 알고리즘을 제시하였다. CAD도면으로부터 스탬핑(stamping)과 레이저 절단가공을 위한 토치경로 생성 전문가 시스템이 Raggenbass and Reissner[8]에 의하여 제안되었다. Jackson and Mittal[9]은 다각형구조의 부재만으로 이루어진 판재의 CAD도면으로부터 부재정보를 추출하여 절단경로를 생성하는 알고리즘을 개발하였다. Han and Na[1]는 다각형의 1, 2차부재가 혼재된 판재에서 주어진 부재들의 절단순서와 각 부재의 시작점의 위치를 동시에 결정할 수 있는 시뮬레이터드 어닐링(Simulated Annealing: SA)을 기반으로 한 토치경로 알고리즘을 발표하였다. 제시된 알고리즘은 다각형 모양의 부재만을 대상으로 하고 있고 시작점들 각 부재의 정점(vertex)으로 제한되어 있을 뿐만 아니라 곡선을 포함하는 불규칙한 형상의 부재들을 다루기가 어렵다는 단점이 있다. 최근에는 Chen and Zhong[6]이 닫혀진 다각형과 열려진 곡선으로 이루어진 1차부재들을 절단가공하기 위한 혼합형 유전알고리즘을 제시하였다. 이 연구에서는 각 부재의 절단시작점이 윤곽선을 분할하는 복수의 정점 중 하나가 되도록 제한하였기 때문에 Han and Na[1]의 SA가 갖고 있는 한계점을 극복하지는 못하였다. 1차부재들만으로 이루어진 판재를 대상으로 한 절단경로결정 문제에 있어서 이러한 한계를 극복할 수 있는 알고리즘이 Lee and Kwon[1]에 의하여 제안되었다.

이상의 연구들은 Han and Na[1]를 제외하고는 모두 1차부재만이 배치된 판재들을 대상으로 하고 있다. 본 연구에서는 N개의 불규칙적인 형상을 한 1, 2차부재들이 혼재하는 2차원 판재를 절단하기 위한 토치경로의 길이를 최소화하는 문제를 다루고 있다. 이 문제의 최적해를 구하기 위하여 조합최적화 문제에 효과적으로 응용되어 온 유전알고리즘 기반의 토치경로 생성을 위한 혼합형 유전알고리즘을 제안한다.

II. 최적화 모형

본 연구의 대상이 되는 경로문제 II는

- 1) 하나의 판재상에서 N1개의 1차 부재가 배치되어 있고
- 2) 이 1차부재내에 N2개의 2차 부재가 내부에 포함되어 있을 때
- 3) 레이저 토치가 하나의 출발점에서 시작하여 각 1차부재들을 한번에 하나씩 모두 절단하기 위한 총 이동길이를 최소화하는 경로를 구하는 것

으로 정의된다. 그림 1에서는 5개 또는 6개의 2차부재가 포함된 4개의 1차부재가 배치된 판재의 예가 하나의 가능 절단경로(feasible cutting path)와 함께 도시되어 있다.

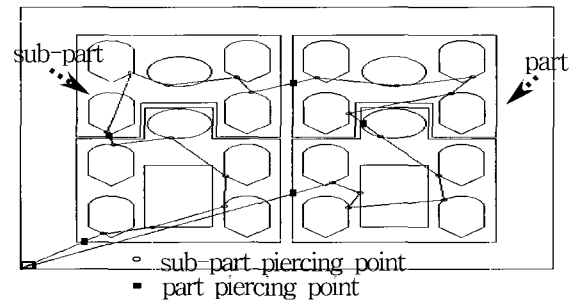


그림 1. 1,2차부재가 혼재된 판재의 레이저 토치가공 경로의 예.
Fig. 1. A torch path for an example plate with parts having several sub-parts.

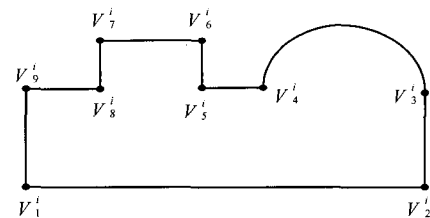


그림 2 윤곽선상에 특징점들이 도시된 부재의 예.
Fig. 2. Vertices of an example part contour.

하나의 1차부재를 절단하기 위한 과정은 그 내부에 배치된 2차부재들을 순서대로 모두 절단한 다음 1차 부재의 윤곽선상에 있는 임의의 한점을 시작점으로 하여 그 윤곽선을 따라 한바퀴 돌아오면 절단이 이루어진다. 이러한 과정을 주어진 모든 1차부재에 대하여 반복 수행하게 되면 하나의 판재를 절단하게 된다. 이 때, 총 절단경로는 각 부재의 윤곽선의 길이와 부재간의 이동거리의 합으로 표현되는데, 부재들의 총 윤곽선 길이가 고정된 값이기 때문에 토치의 최적 절단경로는 주어진 모든 부재간의 이동거리의 합을 최소화하는 문제가 된다. 여기서 유의해야 할 것은 1, 2차부재가 혼재된 상황에서 각 1차부재에 속한 2차부재들의 경로순서는 1차부재의 경로 순서에 큰 영향을 받는다는 점이다. 또한, 통상의 경우 절단 작업의 편의성과 판재 고정구와 수거 장치의 구조상 각 1차부재 별로 관련된 2차부재들을 한꺼번에 절단하도록 제한되어 있기 때문에 본 연구에서도 이러한 현실적인 상황을 가정으로 한다. 물론, 이러한 가정이 성립되지 않는 특수한 경우에는 경로문제 II는 경로문제 I로 환원될 수 있으므로 이를 위한 알고리즘을 사용하면 된다.

1차부재들만의 절단을 대상으로 하는 경로문제 I은 전형적인 경로최적화 문제인 TSP(Traveling Salesman Problem)를 확장한 모형으로 표현될 수 있다[2]. 표준 TSP에서 경로문제 I의 특성에 맞게 확장된 부분은 방문지점의 위치가 윤곽선 상에 가변적으로 존재한다는 점을 추가로 고려한 것이다. 이 문제에 대한 하나의 가능해는 부재들의 경로와 각 부재를 절단하기 위한 절단시작점들로 정의된다. 그림 2에서는 부재 i ($i=1, \dots, N_1$)의 특징점들인 V_k^i ($k=1, \dots, n_i$, n_i = 부재 i 의 특징점들의 총수)가 도시된 예를 보여주고 있는데 이러한 특징점들은 윤곽선 상의 임의의 점들을 수

리적으로 쉽게 정의할 수 있게 한다. 즉, 두개의 특징점 사이를 연결하는 직선이나 곡선은 0과 1사이의 값을 갖는 때 개변수로 표현될 수 있다.

u_i 를 부재 i 의 윤곽선상의 한 점인 절단시작점을 나타내는 변수로서 V_1 에서의 $u_i = 0$ 이고, 윤곽선을 따라 한바퀴 돌아서 다시 V_1 에 도달했을 때의 u_i 는 1로 정의하면 윤곽선상의 임의의 한 점의 위치 $p_i = (x_i, y_i)$ 는 u_i 의 함수인 $p_i(u_i)$ 로 표현된다. w_{ij} = 부재 i 와 j 가 서로 인접하는 경로상에 있으면 1이고 그렇지 않으면 0으로 정의하고, t_i 를 임의의 실수변수라 하자. 그러면

치경로 결정문제는 방문지의 위치가 가변적이라는 점을 변수 u_i 로 표현할 수 있으므로 다음과 같이 확장된 TSP인 (P1)으로 정형화될 수 있다:

$$(P1) \quad \text{Min} \quad Z = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_1} d_{ij}(u_i, u_j) \cdot w_{ij} \quad (1)$$

$$s.t \quad \sum_{i=1}^{N_1} w_{ij} = 1 \quad j = 1, \dots, N_1 \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^{N_1} w_{ij} = 1 \quad i = 1, \dots, N_1 \quad (3)$$

$$d_{ij}(u_i, u_j) = \|p_i(u_i) - p_j(u_j)\| \quad (4)$$

$$0 \leq u_i \leq 1 \quad \forall i \quad (5)$$

$$t_i - t_j + N_1 w_{ij} \leq N_1 - 1 \quad \text{for } 1 \leq i \neq j \leq N_1 \quad (6)$$

$$w_{ij} = 0 \quad \text{or} \quad 1 \quad \forall i, j \quad (7)$$

$$t_i = \text{실수 } \forall i \quad (8)$$

여기서, $d_{ij}(u_i, u_j)$ 는 부재 i 와 j 사이의 이동길이이고 u_i , t_i , w_{ij} 는 결정변수이다. (1)은 총경로의 길이를 의미하는 목적함수이고, (2)와 (3)은 하나의 부재끼리 연결되도록 하는 조건을 나타내며 (4)는 두 부재사이의 이동길이이다. (5)는 변수 u_i 의 범위에 대한 제약조건이고, (6), (7), (8)은 일반 TSP의 제약조건이다.

본 연구의 대상인 경로문제 II에서는 같은 1차부재에 속한 2차부재들은 다른 1차부재들에 속한 2차부재들과는 별도로 서로 인접된 경로가 되어야 한다. 그러므로 경로문제 II는 이러한 추가적인 제약조건을 만족하도록 (P1)을 확장해야 한다. 이 문제는 결국 동일한 군집에 속한 방문점들이 서로 인접되도록 경로가 구성되어야 하는 조건을 만족하는 군집화(clustered) TSP [10] 문제로 변환될 수 있다. 또한, 이 문제는 2차부재들의 경로가 결정되면 그림 1에서 보는 바와 같이 1차부재들의 절단시작점도 관련된 2차부재사이의 연결하는 직선 경로상의 한 점으로 자동적으로 결정되게 된다는 특성이 있다. 따라서, $N_2 = \sum_{i=1}^{N_1} n_i$, M = 매우 큰 실수, C_k = 1차부재 k 에 속한 2차부재들의 점수 집합이라 할 때 경로문제 II는 다음과 같이 정형화 된다.

$$(P2) \quad \text{Min} \quad Z = \sum_{i=1}^{N_2} \sum_{j=1}^{N_2} d_{ij}(u_i, u_j) \cdot w_{ij} \quad (9)$$

$$s.t \quad \sum_{i=1}^{N_2} w_{ij} = 1 \quad j = 1, \dots, N_2$$

$$\sum_{j=1}^{N_2} w_{ij} = 1 \quad i = 1, \dots, N_2 \quad (10)$$

$$\sum_{(i,j) \in C_k} w_{ij} = n_k - 1 \quad k = 1, \dots, N_1$$

$$d_{ij}(u_i, u_j) =$$

$$\begin{cases} \|p_i(u_i) - p_j(u_j)\|, & \text{if } (i, j) \in C_k, k = 1, \dots, N_1 \\ \|p_i(u_i) - p_j(u_j)\| + M, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$0 \leq u_i \leq 1 \quad \forall i$$

$$t_i - t_j + N_2 w_{ij} \leq N_2 - 1 \quad \text{for } 1 \leq i \neq j \leq N_2$$

$$w_{ij} = 0 \quad \text{or} \quad 1 \quad \forall i, j$$

$$t_i = \text{실수 } \forall i$$

(10)은 각 1차부재에 속한 모든 2차부재들의 경로가 서로 인접하게 연결되어야 한다는 제약조건을 의미한다. (11)은 두 2차부재 사이의 거리를 나타내는 식인데 서로 다른 1차부재에 속한 두 2차부재들 사이의 거리를 같은 1차부재에 속하는 경우보다 상대적으로 훨씬 크게 설정한 것이다. 이렇게 설정한 이유는 1차부재내의 2차부재들이 서로 인접하게 연결될 수 있으면서 동시에 1차부재들의 경로 선정에 있어서 상대적인 선호도가 유지될 수 있게 하기 위함이다. 여기서 M 값은 부재간의 거리에 비해서 상당히 큰 값이면 되는데 예로서 모든 부재간의 거리의 합으로 설정하면 된다.

매우 소규모의 문제의 경우에는 문제를 이와 같이 정형화하여 상용화된 비선형 최적화 루틴을 이용하면 최적해를 구할 수 있을 것이다. 그러나, 대부분의 실제적인 문제들은 문제의 규모가 크기 때문에 이러한 비선형 최적화 루틴을 그대로 적용할 수가 없다. 다음 절에서는 보다 규모가 큰 문제에 대한 현실적인 접근 방법으로서 유전알고리즘 기반의 발견적 기법을 제시한다.

III. 혼합형 유전알고리즘

유전알고리즘은 Holland [11]에 의해 연구되기 시작하여 많은 조합최적화문제[12]에 응용된 일종의 인공지능기법으로서 자연의 진화과정을 모방하여 개발된 탐색알고리즘이다. 전통적인 유전 알고리즘은 전체적인 해공간의 탐색능력은 뛰어나지만 어느 정도 수렴된 해에 대한 국부적 탐색능력이 부족하다. 물론, 탐색방법을 조정하여 국부적으로 정밀 탐색을 할 수 있도록 알고리즘을 설계할 수도 있겠으나 이렇게 되면 문제의 경우에 따라 계산 시간이 과다하게 소요되어 가용한 시간내에 우수한 해를 찾기가 어려워진다. 이러한 단점을 보완하기 위해 최근에는 교차와 돌연변이에 의한 일반적인 유전 알고리즘에 의하여 전역적으로 해를 탐색하여 비교적 우월한 지역 최적점 근처를 찾은 다음, 지역최적화 알고리즘에 의하여 지역최적해를 구하는 방법을 사용한다. 이러한 혼합형 유전알고리즘은 해공간(solution space)

을 광역적으로 탐색하면서 동시에 시간적 부담을 절감할 수 있는 절충형 접근방법으로서 그 동안 여러 분야에 응용되어 왔다[12,13]. 혼합형 유전알고리즘은 "hybrid", "memetic", 또는 "knowledge-augmented" 알고리즘 등으로 불리고 있는데 내용상 약간의 차이는 있으나 대체적으로는 유전알고리즘만을 사용하지 않고 우수한 해를 효과적으로 탐색하기 위한 여타의 발견적 기법이나 최적화 기법들을 함께 사용한다는 점에서 유사하다. 혼합형 유전알고리즘의 응용례로서 부재 네스팅 문제를 해결하기 위하여 유전알고리즘을 사용하여 대상이 되는 부재들의 배치 순서를 정한 후, LBF(Lowest-Fit-Left-Right-Balance) 발견적 기법에 의하여 정해진 순서에 따라 배치해나가는 혼합형 알고리즘[13]을 들 수 있다. 또한, 본 연구와 밀접하게 관련된 연구로서 Lee and Kwon[2]은 1차부재만으로 이루어진 판재의 절단경로를 구하기 위하여 혼합형 유전 알고리즘인 HYGACUP (Hybrid Genetic Algorithm for Generating Cutting Paths)을 개발하였다. 이 혼합형 유전알고리즘에서는 각 부재의 절단 시작점들의 위치를 구하기 위해서 유전알고리즘을 사용하고, 구해진 절단 시작점들을 가지고 경로를 구하는 작업은 기존의 TSP의 발견적기법인 r-opt을 사용하였다. 본 연구에서는 경로문제 II의 최적해를 구하기 위하여 Lee and Kwon[2]의 HYGACUP 알고리즘을 수정한 새로운 혼합형 유전알고리즘을 제안한다.

경로문제 II에서 1차부재들의 순서가 결정되면 2차부재들의 순서와 절단시작점을 구하는 문제는 각 1차 부재내에 속한 2차부재들이 인접된 경로를 갖아야 한다는 조건(집단화 조건식 (10)와 (11))을 제외하고는 경로문제 I과 동일하기 때문에 HYGACUP을 수정하여 적용하면 된다 (여기서는 이 문제를 경로문제 I'으로 부른다). 다음으로 1차 부재들의 경로를 구하는 과정은 표준의 TSP를 풀기 위한 일반적인 유전알고리즘을 적용한다.

경로문제 I'을 해결하기 위하여 수정된 HYGACUP'에서는 지역최적화 사이클과 광역최적화 사이클로 구성되어 있다. 지역최적화 사이클에서는 임의로 주어진 1차부재들의 초기 경로하에서 유전알고리즘을 이용하여 절단 시작점들의 위치를 찾고(위치 최적화), 이를 가지고 r-opt 루틴에 의하여 다시 초기 경로를 수정하는 과정(경로 최적화)을 더 이상 해의 개선이 없을 때까지 반복하게 된다. 경로최적화 과정에서는 1차 부재별 집단화 조건을 만족시키도록 r-opt 루틴을 수정하였다. 광역최적화 사이클에서는 서로 다른 초기 경로들을 탐색하는 과정이다.

경로문제 II를 위한 알고리즘은 1차 부재들의 경로를 구하기 위하여 유전알고리즘을 적용하는데, 경로에 대한 하나의 해인 각 염색체(chromosome) 또는 개체(individual)의 적합도(fitness)를 구하기 위하여 HYGACUP'을 적용한다. 각 세대에서 새로이 생성하는 염색체에 대하여 모두 HYGACUP'을 수행해야 하므로 상당한 계산시간이 요구된다. 따라서, 이러한 계산시간을 절감하기 위하여 HYGACUP' 적용시 1회의 광역사이클만을 수행하는 것으로 한정한다. 물론 광역사이클 회수를 증가시키면 보다 정밀한 적합도를 얻을 수 있다. 그러나 경험상 정밀한 적합도 보다는 허용된 계산시간내에서 대략적인 적합도를 구하여 사용하므로써 보

다 많은 해공간의 탐색이 가능하도록 하는 것이 효과적인 것으로 나타났다. 따라서, 한 세대의 모집단에서 가장 우수한 개체(elitist individual)에 대한 적합도는 광역사이클 회수를 비교적 크게 하여 정밀하게 측정하고 나머지 염색체에 대한 적합도는 대략적으로 측정하도록 하였다. 그러나, 가장 우수한 염색체를 합리적으로 선발하여 다음 세대에 유전되도록 하기 위해서는 차세대에서 새로이 생성되는 염색체들과 현재 가장 우수한 염색체를 제외하고 기존에 유전되어 온 염색체들 중 상대적으로 가장 우수한 것에 대해서는 정밀하게 측정하도록 하였다. 이는 현재 가장 우수한 염색체와 동등하게 평가될 수 있게 하기 위하여 동일한 기준을 적용하여 측정한 후 비교하기 위함이다. 끝으로, 유전알고리즘을 통하여 최종적으로 얻어진 가장 우수한 염색체의 적합도를 개선하기 위하여 광역사이클의 회수를 보다 증가시켜서 HYGACUP'을 수행하여 위치 및 경로 최적화 정도를 증가시킨다. 이상의 알고리즘을 대략적으로 도식화한 것이 그림 3에 주어져 있다.

1. 용어

기술상 편의를 위하여 사용되는 용어를 다음과 같이 정의한다:

$P(t)$ = 세대 t ($= 0, 1, \dots, T$)의 모집단;

N_p = 모집단의 개체 수;

$C(t)$ = 모집단 $P(t-1)$ 로부터 생성된 세대 t 의 자손집단;

G = 세대차(generation gap) ($0 < G < 1$);

α = 세대차 대비 교차변이율(crossover rate, $0 \leq \alpha \leq 1$);

T = 총 세대수;

S_1 = 1차부재들의 절단 순서;

S_2 = 2차부재들의 절단 순서;

N_{GC} = 광역 최적화 사이클의 총 세대수 (사이클 수);

2. 해의 표현(solution representation)

위에 기술된 유전알고리즘을 적용하기 위해서는 문제의 해가 개체표시자인 염색체로 적절하게 표현되어야 하는데 그 이유는 이러한 표현방법이 유전알고리즘의 탐색 성능과 우수한 해를 생성하는 능력에 중대한 영향을 미치기 때문이다. 본 연구의 대상 문제의 경우에는 우선 GA1의 경우에는 단순히 1차 부재들의 경로를 나타내므로 유전인자들의 값을 경로의 순서를 나타내는 숫자로 설정하였다. 예로서, 1차부재들의 경로가 2-3-5-1-6-4이라 하면 $P = (2, 3, 5, 1, 6, 4)$ 로 표현된다.

다음으로, HYGACUP'의 GA2의 경우에는 각 부재의 윤곽 선상 위치가 특정 기점을 기준으로 하여 위치변수인 u_i ($0 \leq u_i \leq 1$)로 나타낼 수 있으므로, 하나의 개체는 $P = (u_1, u_2, \dots, u_{N_2})$ 으로 표현된다.

3. 적합도 평가함수(fitness function)

적합도는 각 개체의 상대적 우월성을 나타내는 평가척도로서 다음 세대에서도 생존할 수 있는 가능성과 동시에, 새로운 개체들을 생성하기 위한 선택 확률을 반영하고 있다. 이러한 적합도를 어떻게 설정하는가에 따라 알고리즘의 성능이 크게 좌우될 수 있으므로 신중하게 선택해야 한다. 본 문제에서는 GA1과 GA2 모두 토치의 비생산적인 총 이동거

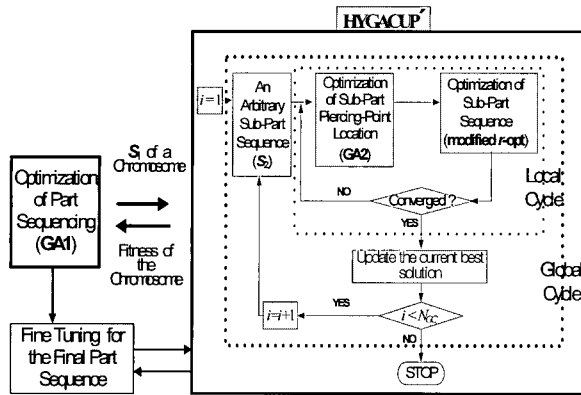


그림 3. 경로문제 II의 해를 구하기 위한 알고리즘 개략도.
Fig. 3. The outline of the suggested genetic algorithm for path problem II.

리를 최소화 하고자 하며 또 그 값이 음이 아닌 실수이므로 통상 많은 문제에 응용되어 온 다음 식을 사용한다:

$$f_i = 1/(1 + Z_i)$$

여기서 Z_i 는 (9)에 정의된 개체 i 의 총 이동거리를 나타낸다.
4. 선택 전략(selection strategy)

유전알고리즘과 관련된 선택전략은 현재 세대의 모집단에 속한 개체들 중 다음 세대에 그대로 유전시킬 대상의 개체들을 선택하는 전략과, 다음 세대에서 새로 생성할 개체들의 부모를 선택하는 전략을 의미한다. 본 연구에서 사용한 선택전략은 elitist 전략으로서[14] 현 모집단에 속한 개체들 중에서 가장 우수한 해를 포함하여 적합도가 큰 것을 우선적으로 다음 세대에 유전시키는 방법이다. 이렇게 하므로써 최우수 해의 탈락을 방지하고 동시에 가능한 우수한 개체들이 계속 유전되도록 하여 전체 모집단의 질을 점차적으로 높여 나가고자 하는 것이다. 또한, 개체들을 새로 생성하기 위한 부모 개체들 역시 Roulette Wheel방법[15]을 이용하여 개체 적합도에 비례하게 선택하여서 우수한 개체의 유전인자를 다음 세대에 유전시키도록 한다.

5. 유전 연산자

5.1 교차 변이(crossover)

새로운 개체들을 생성하는 과정은 선택된 부모 개체들로부터 일부의 변이를 통하여 유전시키는 것이다. 이를 위하여 여러 가지 변이들이 있을 수 있으나 통상 교차변이와 돌연변이(mutation)를 사용한다. 본 연구의 GA1을 위한 교차변이는 1차부재의 TSP 문제가 순서결정 문제(sequencing problem)에 해당되므로 이 분야에 흔히 사용되는 순서교차변이(order crossover: OC)[12]를 사용하였다. 먼저 두개의 부모개체 P1 과 P2로부터 두개의 유전인자를 임의로 선택하여 교차점으로 한다. 다음으로 P1의 교차점사이의 인자들을 자손개체 C1에 그대로 유전시킨 후, 유전된 인자들을 P2에서 찾아 지우고 남은 인자들을 순서대로 C1의 비어 있는 인자 위치에 유전한다. 또 다른 자손개체인 C2는 P2에 선택된 2개의 교차점을 위와 같은 방법을 적용하여 생성한다.

GA2를 위한 교차변이는 이산변수가 아닌 연속적인 값을

갖는 인자로 표현되는 염색체의 교차변이에 많이 사용되는 수리교차변이(arithmetical crossover)[12]를 본 문제에 맞게 변형한 것으로서 자세한 내용은 참고문헌[2]의 기술을 참고하도록 하고 여기서는 생략한다.

5.2 돌연 변이

돌연변이는 일원연산자 중의 하나로서 부모 개체를 그대로 유전하되 일부 유전인자의 값을 변형시키는 변이로서 지역최적점에서의 탈출을 도와주는 역할을 하는 유전연산자이다. 문제에 따라 돌연변이만을 사용하여도 우수한 해를 구할 수 있다는 보고[16]도 있을 정도로 최적해를 구하는데 중요한 역할을 한다. 일반적인 돌연변이 방법으로는 교환 (swap), 삽입 (insertion), 역위 (inversion), 전위 (displacement), 접합 (splice) 연산자 등이 있는데 그 중에서 본 연구의 GA1을 위한 돌연변이 연산자는 임의의 두 인자의 순서를 교환하는 교환 연산자를 사용하였다. GA2에서는 부모개체 $P = (u_1, u_2, \dots, u_{N_p})$ 의 유전인자 중 임의로 하나를 선택하여 0과 1사이의 임의의 값으로 대체하는 방법을 사용한다.

6. 경로문제 II를 위한 혼합형 유전알고리즘

본 연구대상 문제인 경로문제 II를 위한 알고리즘의 대략적인 절차는 앞 절의 그림 3에 소개되었다. 여기서는 이러한 절차를 단계별로 구체적으로 기술하면 다음과 같다:

<GA1 절차>

단계 1 : $t=0$; 크기 N_p 인 $P(0)$ 를 임의로 생성한다. $P(0)$ 의 각 개체에 대하여 $N_{GC}=1$ 로 하고 HYGACUP'을 수행하여 적합도를 평가한다.

단계 2 : $t = t+1$; $P(t) = C(t) = \emptyset$

단계 3 : $P(t-1)$ 로부터 가장 우수한 개체를 포함하여 적합도 순으로 $(1-G) N_p$ 개체를 중복시키지 않게 선택하여 $P(t)$ 에 그대로 유전시킨다.

단계 4 : $P(t-1)$ 에서 $\alpha GN_p/2$ 개의 개체 쌍을 중복에 상관없이 적합도에 비례하게 선택하여 교차 변이를 통하여 αGN_p 개의 자손개체를 생성 하여 $C(t)$ 에 추가한다.

단계 5 : $P(t-1)$ 에서 중복에 상관없이 적합도에 비례 하게 선택한 $(1-\alpha) GN_p$ 개의 개체를 돌연변이 이시켜서 $C(t)$ 에 추가한다. 다음 $C(t)$ 에 속한 모든 개체들에 대하여 $N_{GC} = 1$ 로 하고 HYGACUP'을 수행하여 적합도를 평가한다.

단계 6 : $P(t) = P(t) \cup C(t)$; $P(t)$ 에 속한 개체의 적합도 중 가장 우수한 것이 기존의 것과 다르면 $N_{GC} > 1$ 로 하여 적합도를 재평가한다.

단계 7 : $t \geq T$ 이면 종료하여 $P(T)$ 내의 가장 우수한 개체를 최종해로 선택하고, 그렇지 않으면 단계 2부터 반복 수행함.

<GA1의 최종해에 대한 정밀조정 절차>

GA1의 최종해는 계산시간을 단축하기 위하여 HYGACUP '을 수행할 때 N_{GC} 값을 비교적 작게 (예로서, 10) 설정한 상태에서 구해진 해이므로 최적해로부터 떨어져 있을 수

있다. 그러므로 N_{CC} 값을 충분히 크게 하고(예로서, 50 정도), GA2의 총세대수와 r-opt 알고리즘에서의 링크교환 횟수를 증가시켜서 HYGACUP을 재수행하므로써 해를 개선하는 과정이다.

<HYGACUP 절차>

경로문제 1을 위한 HYGACUP의 r-opt 알고리즘에서 새로운 개선해로 1차부재별 근집화 조건을 만족시키는 가능해만을 탐색하도록 수정한 것이다(참고문헌 [2] 참조). 우선 각 1차부재들에 포함된 2차부재들의 절단 순서(S2)가 주어졌을 경우, 각 2차부재들의 최적 절단점들을 유전알고리즘(GA2)을 이용하여 구한다. 다음, 구해진 모든 절단점들에 대한 최적 방문경로를 구하기 위하여 1차부재별로 구분될 수 있도록 수정된 r-opt 알고리즘을 이용한다. 2차부재들의 최적방문 경로가 결정되면 다시 GA2를 적용하여 새로운 절단점들을 구한다. 이러한 과정을 해가 수렴될 때까지 반복수행(local cycle)하고, 또한 1차부재들의 또 다른 경로를 기준으로 하여 local cycle을 반복수행(global cycle)한다.

IV. 성능 평가

제3절에 제시된 경로문제 II를 위한 혼합형 알고리즘의 성능 평가를 위해서 임의로 작성된 최적해를 알고 있는 문제들에 대한 실험을 수행하였다. 그림 4에는 2차부재들이 토치 출발점을 기점으로 하여 몇 개의 직선을 거쳐 귀환하는 최적경로(그림의 점선) 상에 배치되어 있으므로 그 최적해를 명확하게 알 수 있는 문제의 배치도가 도시되어 있다. 주어진 문제는 6개의 1차부재와 총 25개의 2차부재로 이루어져 있다. 이 문제들에 대한 혼합형 유전알고리즘의 성능 평가 실험을 위해서는 적합한 조정변수 값을 알아야 한다. 이를 위하여 기본적인 예비실험을 수행하였고 그 결과로 얻은 다음과 같은 조정변수 값을 사용하였다:

$$T = 100; N_p = 25; \alpha = 0.3; G = 0.7;$$

$$N_{CC} = \begin{cases} 1 & \text{(GA1에서 } C(t) \text{의 적합도 평가시),} \\ 20 & \text{(GA1 단계 6),} \\ 40 & \text{(GA1의 최종해에 대한 정밀조정 절차).} \end{cases}$$

제안된 유전알고리즘을 적용할 때마다 난수를 이용하기 때문에 최종적으로 구해지는 해가 달라지게 된다. 그러므로 결과분석은 실험의 신뢰도를 높이기 위하여 각 문제에 대하여 난수를 변화시켜 가면서 20회 반복 실험하였다. 이 문제들의 경우 최적해를 알 수 있기 때문에 유전알고리즘 적용결과 얻어지는 최종해의 최적해 대비 절대적인 성능을 측정할 수 있는데 본 연구에서는 다음의 평가척도를 사용하였다.

$$E(\%) = 100(Z_k^* - Z_{opt}) / Z_{opt}$$

여기서 Z_k^* 는 k번째 실험 결과 얻어진 유전알고리즘 최종해에 대한 목적함수 값이고, Z_{opt} 는 주어진 문제의 최적해에 대한 목적함수 값이다. 그림 5는 이러한 실험 결과를 보여주고 있다. 이 그림에서는 각 실험에 대한 결과 얻어지는 E값을 세대의 변화에 따라 도시하였고 진한 곡선은 20회의 결과에 대한 평균값을 나타낸다. 100세대 지나서는 마지막

정밀조정 과정을 거치게 되는데 이 때 E값이 100세대 이전의 세대에서 얻어지는 개선량보다는 비교적 큰 폭의 개선 효과가 나타난다. 그림 5에서는 이 부분을 쉽게 구별하기 위하여 110번째 세대에 그 결과를 표시하였다. 20회의 실험에 대하여 정밀조정 결과 최종적으로 얻어지는 E값들의 평균은 3.07로 나타나서 최적해에 근접함을 보여주고 있다. 구해진 E값들의 최소값과 최대값은 각각 0.06과 5.93이었고, 그림 6에서는 각 경우에 얻어진 최종 경로를 보여주고 있다. 물론 진화의 총 세대수가 현재에는 100으로 한정하였으나 이를 증가시킨다면 보다 우수한 해를 얻을 수 있을 것이나 이는 계산시간과의 상쇄효과를 고려하여 수행해야 할 것이다.

대부분의 기존 연구들은 다각형의 형상을 한 부재들로 이루어진 문제만을 다룰 수 있으나 본 연구에서 제시된 알고리즘은 다양한 형태의 모양을 가진 부재들이 포함된 문제를 다룰 수 있다. 이에 대한 성능을 평가하기 위해서 그림 7에 주어진 4개의 1차부재내에 다각형이 아닌 3개의 원형상을 한 부재들이 배치된 문제에 적용하여 보았다. 이 결과를 보면 제시된 알고리즘이 원의 형상을 가진 부재에서도 우수한 해를 생성하는 것을 알 수 있다.

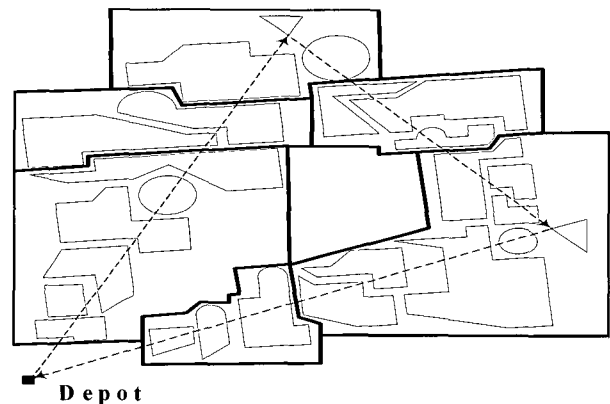


그림 4. 최적해를 알 수 있는 성능평가 대상 문제. Fig. 4. Test problem whose optimal path is known.

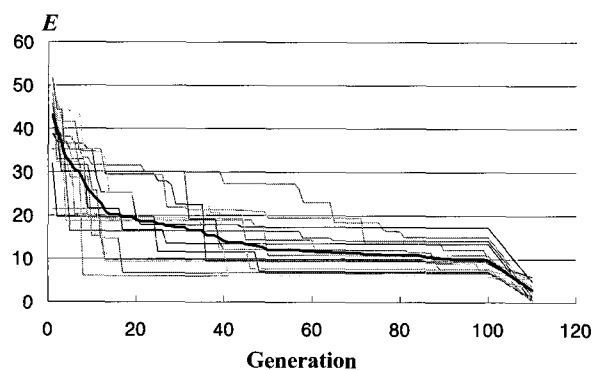
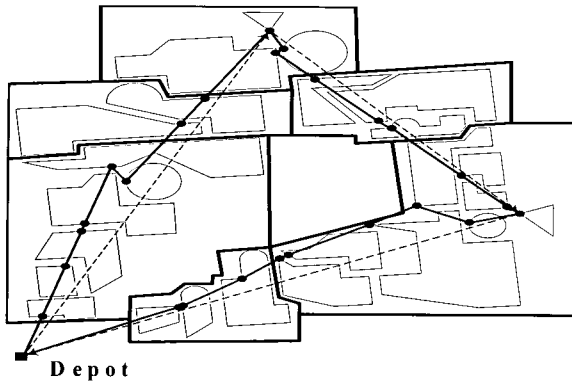


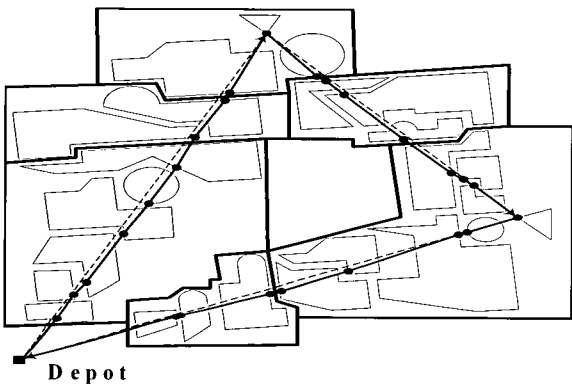
그림 5. 유전알고리즘 적용결과 얻어지는 E값의 세대 변화에 따른 추이. Fig. 5. E values obtained from the suggested genetic algorithm against generations.

V. 결론

본 연구에서는 그 내부에 다수의 2차부재를 포함하는 1차부재들이 배치된 판재의 레이저 절단경로 결정 문제를 다루었다. 1, 2차 부재들을 절단하기 위해서는 레이저 토치가 절단 부위를 이동하면서 가공하게 되는데 절단을 하지 않으면서 부재사이를 이동해야 하는 비생산적 이동경로의 길이가 최소화되어야 한다.



(a) The obtained worst path



(b) The obtained best path

그림 6. 그림 4의 문제에서 가장 열등한 해와 최우수해의 경로.
Fig. 6 The best and worst paths obtained for the problem in fig. 4.

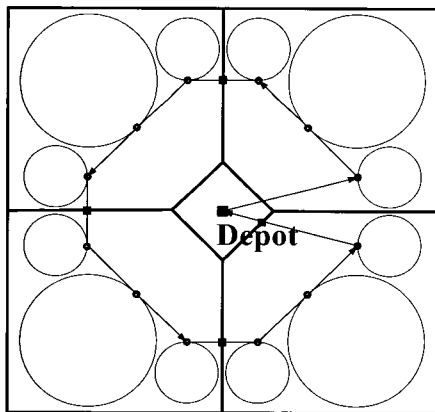


그림 7. 각각 3개의 원을 포함하는 4개의 1차부재로 이루어진 판재의 절단경로.
Fig. 7. Path obtained for the plate with 4 parts each having 3 circles.

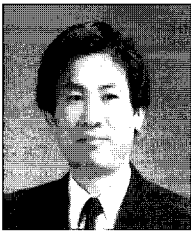
또한, 각 1차부재별로 그 속에 속한 2차부재들을 한꺼번에 절단해야 하는 군집화 조건을 만족해야 한다. 이러한 문제는 표준 TSP의 특별한 형태의 최적화 모형으로 정형화될 수 있음을 보였고, 이 문제의 최적해를 구하기 위하여 지역 최적화에 적합한 발전적 기법을 혼용한 혼합형 유전알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 1차부재만을 대상으로 하는 기존 기법인 HYGACUP을 수정하여 활용하였는 바, 1차부재의 경로선정을 위한 상위의 유전알고리즘(GA1)과 각 1차부재내에 속한 2차부재들의 절단 시작점의 위치 결정을 위한 하위의 유전알고리즘(GA2) 및 경로를 구하기 위한 발전적 기법인 r-opt 알고리즘으로 계층적 구조를 이루고 있다.

개발된 혼합형 유전알고리즘을 최적해를 알고 있는 문제에 적용해 본 결과, 최적해에 근접하는 해를 도출할 수 있는 것으로 나타났다. 또한 부재의 형상이 다각형이 아니라 원과 같이 절단시작점의 위치가 윤곽선상의 어느 곳이라도 가능한 특이한 문제에서도 제시된 혼합형 유전알고리즘이 효과적으로 적용될 수 있음을 알 수 있었다. 이러한 알고리즘은 레이저 절단의 자동화 및 최적화를 위한 CAD/CAM 시스템에서 핵심적으로 사용되고 있는 토치경로 자동화 루틴의 성능향상에 기여 할 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] G. C. Han and S. J. Na, "Global torch generation for 2-D laser cutting process using simulated annealing," *Intelligent Automation for Soft Computing*, vol. 4, no. 2, pp. 97-108, 1998.
- [2] M.-L. Lee and K.-B. Kwon, "Cutting path optimization in CNC cutting processes using a hybrid genetic algorithm," *Int'l J. of Production Research*, submitted, 2004.
- [3] M. Adamowicz and A. Albano, "A two-stage solution of the cutting-stock problem," *Information Processing*, vol. 71, pp. 1086-1091, 1972.
- [4] A. R. Babu and N. R. Babu, "A generic approach for nesting of 2-D parts in 2-D sheets using genetic and heuristic algorithms," *Computer-Aided Design*, vol. 33, no. 12, pp. 879 - 891, 2001.
- [5] A. M. Gomes and J. F. Oliveira, "A 2-exchange heuristic for nesting problems," *European Journal of Operational Research*, vol. 141, pp. 359-370, 2002.
- [6] J. C. Chen and T. X. Zhong, "A hybrid-coded genetic algorithm based optimization of non-productive paths in CNC machining," *Int. J. of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 20, pp. 163-168, 2002.
- [7] U. Manber and S. Israni, "Pierce point minimization and optimal torch path determination in flame cutting," *J. of Manufacturing Systems*, vol. 3, no. 1, pp. 81-99, 1984.
- [8] A. Raggenbass and J. Reissner, "Stamping-laser combination in sheet processing," *Annals of the CIRP*, vol. 38, no. 1, pp. 291-294, 1989.
- [9] S. D. Jackson and R. O. Mittal, "Automatic generation of 2-axis laser cutter NC machine program and path

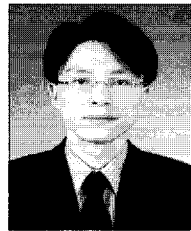
- planning from CAD," *Computers in Industry*, vol. 21, pp. 223-231, 1993.
- [10] J. A. Chisman, "The clustered traveling salesman problem," *Computers & Ops. Res.*, vol. 2, pp. 115-119, 1975.
- [11] J. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems* (Ann Arbor, MI: University of Michigan Press), 1975.
- [12] M. Gen and R. Cheng, *Genetic Algorithms and Engineering Design*, John Wiley & Sons, 1997.
- [13] L. H. W. Yeung and W. K. S. Tang, "Strip-packing using hybrid genetic approach," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 17, pp. 169-177, 2004.
- [14] R. Cheng and M. Gen, "Parallel machine scheduling problems using memetic algorithms," *Proceedings of the 20th International Conference on Computers and Industrial Engineering*, Kyongju, vol. 1, pp. 17-20, 1996.
- [15] J. J. Grefenstette, "Optimization of control parameters for genetic algorithms," *IEEE Transactions on system, Man, and Cybernetics*, vol. 16, no.1, pp. 122-128, 1986.
- [16] J. E. Baker, "Reducing bias and inefficiency in the selection algorithm," *Proceedings of the 2nd International Conference on Genetic Algorithms*, Lawrence Erlbaum Associates, New Jersey, 1987.
- [17] D. B. Fogel, "An evolutionary approach to the traveling salesman problem," *Biological Cybernetics*, vol. 60, pp. 139-144, 1988.



이 문 규

1957년 1월 8일생. 1979년 서울대학교 산업공학과 졸업. 1981년 한국과학기술원 석사. 1989년 동 대학 박사. 1991년~3월 미국 Rutgers대학교 산업공학과 방문교수. 1985년~현재 계명대학교 산업시스템공학과 교수. 주요 관심분야는

생산자동화, 인공지능응용, 물류시스템.



권 기 범

1973년 2월 1일생. 1998년 경일대학교 기계설계학과 졸업. 2002년 계명대학교 산업공학과(공학석사). 동 대학 박사과정 재학중. 관심분야는 인공지능, 생산 시스템 자동화, 신경회로망.