

유전 알고리즘과 No Fit Polygon법을 이용한 임의 형상 부재 최적배치 연구

유병항* · 김동준**

*부산산업학교

**부경대학교 조선해양시스템공학과

A Study on the Irregular Nesting Problem Using Genetic Algorithm and No Fit Polygon Methodology

BYUNG-HANG RYU* AND DONG-JOON KIM**

*Pusan Industrial School, Busan, Korea

**Department of Naval Architecture and Marine Engineering System, Pukyong National University, Busan, Korea

KEY WORDS: Nesting Algorithm 네스팅 알고리즘, Genetic Algorithm 유전 알고리즘, No Fit Polygon 노 핏 폴리곤, Non-convex Polygon 비볼록 다각형, Travelling Salesman Problem 순회 판매원 문제

ABSTRACT: The purpose of this study is to develop a nesting algorithm, using a genetic algorithm to optimize nesting order, and modified No Fit Polygon(NFP) methodology to place parts with the order generated from the previous genetic algorithm. Various genetic algorithm techniques, which have thus far been applied to the Travelling Salesman Problem, were tested. The partially mapped crossover method, the inversion method for mutation, the elitist strategy, and the linear scaling method of fitness value were selected to optimize the nesting order. A modified NFP methodology, with improved searching capability for non-convex polygon, was applied repeatedly to the placement of parts according to the order generated from previous genetic algorithm. Modified NFP, combined with the genetic algorithms that have been proven in TSP, were applied to the nesting problem. For two example cases, the combined nesting algorithm, proposed in this study, shows better results than that from previous studies.

1. 서 론

네스팅이란 부재가 놓일 판재(objects)위에 부재(items)를 어떻게 잘 배치할 수 있는가의 문제이다(Cutting And Packing Problems : <http://circuits.cf.ac.uk/hopper/packing.htm>). 따라서 대부분의 네스팅 작업의 목표는 자재이용의 극대화이다. 네스팅이 주 관심사가 되는 산업분야는 대량생산이 이루어지는 분야이다. 조그만 개선이 전체적으로 자재절약에 커다란 영향을 미치게 되기 때문이다.

1976년 Adamowicz와 Albano는 임의 형상의 집단을 둘러싸는 최소포함직사각형 모듈의 생성단계와 모듈에 대한 최적배치 단계를 통해 부재 최적배치 해를 구하였다(Adamowicz and Albano, 1976). 부재를 먼저 기준점을 가지는 다각형으로 표시하고, 두 개의 부재(A, B)에 대하여 고정된 부재(A)와 겹치지 않고, 최대한 접근하면서 이동하는 B 부재의 기준점이 지나는 자취를 구하였다. 이것을 NFP(no fit polygon)라고 한다.

이러한 NFP라는 개념을 이용하면 부재간의 중첩여부의 판단이 가능할 뿐 아니라, 중첩을 해소하기 위한 방향 및 이동거리의 계산을 가능하게 한다.

그리고 2개의 다각형이 취할 수 있는 모든 방향과 위치를 고려한 NFP 중 가장 최소면적의 외접 다각형을 구하고 이 모듈화된 다각형을 배치함으로써 효율이 좋은 배치결과를 얻을 수 있다(Grinde and Cavalier, 1995).

한편, 최적배치 문제는 수많은 국지해를 갖는 조합최적화 문제로 난이도에 따른 분류로 볼 때 NP-complete 문제로서, 이 문제의 특징인 비결정성과 미분불가능성으로 인해 종래의 목적함수 변화율에 근거한 최적화 기법으로는 최적해를 얻기 힘들다. 따라서 조합최적화라는 기법이 개발되었다(임성국 등, 1999). 최근 자동배치 알고리즘으로 각광받고 있는 조합최적화 기법으로는 유전 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링, 타부서치 등이 있다.

본 논문에서는 임의 형상의 최적배치 알고리즘을 개발하는 것을 목적으로 배치순서를 최적화하는 부분에는 유전알고리즘을 적용하고, 주어진 순서에 대해 부재를 배치해 가는 방법으로는 개선된 NFP법을 이용하고자 하였다.

제 1저자 김동준 연락처: 부산광역시 남구 대연3동 599-1
051-620-6485 djkim@pknu.ac.kr

2. 기존의 연구

2.1 네스팅 문제의 유전알고리즘 적용 예

생물의 진화과정을 모의화한 유전알고리즘을 부재 최적배치에 적용한 것은 Yamauchi and Tezuka (Yamauchi and Tezuka, 1995)가 있다. 이들은 부재의 위치와 경사각을 유전자로 처리하여 최적배치를 유전알고리즘으로 찾았으며, 처리속도 및 수율 향상을 위한 기법으로 부재 형상의 추상화, 페어링(pairing) 알고리즘, 그룹(group) 알고리즘 등을 적용하였다. 한편, Fujita et al. (1993)는 부재의 배치 순서를 유전자로 처리하고, 배치위치는 부재가 서로 겹치지 않고 최소한으로 떨어지도록 지역최소화 알고리즘(local minimization algorithm)을 적용하였다.

2.2 순회판매원 문제에 적용된 유전알고리즘

순회판매원 문제(traveling salesman problem : TSP)는 n 개의 도시와 도시 사이의 거리가 주어질 때, 어떤 도시에서 시작하여 모든 도시를 단 한 번만 방문하고 원래의 출발지로 되돌아오는 최단 길이의 여행방법을 찾는 것이다(Davis, 1991). 따라서 TSP의 탐색공간은 가능한 모든 여행의 집합 $\{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 이 되고 그 크기는 $n!$ 이며 이 중에서 여행거리가 가장 짧은 것이 해가 된다. 이러한 조합 최적화 문제를 처리하기 위해서는 염색체의 구조변경과 이를 다룰 수 있는 특수 연산자가 필요하게 된다. 이에 대한 해결책의 하나가 기호코딩 또는 조합코딩(permutation encoding)이다. 기호코딩은 TSP에 가장 많이 사용되는 표현으로서, 염색체를 이루기 위하여 방문되는 도시들을 순서대로 나열하는 방법이다(Davis, 1991).

2.3 Bennell 등의 새로운 No Fit Polygon 알고리즘

기존의 NFP를 계산하는 방법은 주로 볼록(convex)형상에 대한 것이다. 이것은 설사 부재가 볼록하지 않은 부분이 있더라도 그것을 볼록 형상으로 근사시켜 풀어왔기 때문이다. 그러나 본 논문에서 제안된 배치 방식은 배치된 두 부재를 하나의 부재로 치환하는 과정에서 볼록하지 않은 형상이 생기는 것을 피할 수가 없다. 따라서 비볼록(non-convex) 형상에 대해서도 NFP를 계산해낼 수 있는 방법이 필요하게 된다.

이러한 비볼록 형상에 대한 NFP를 계산할 수 있는 방법으로는 여러 가지가 있으나 구현하기가 쉽지 않다고 알려져 있다(Bennell, et al., 2000). 이에 Bennell 등은 Ghosh의 방법을 수정하여 구현에 있어서의 어려움을 제거한 수정된 NFP 알고리즘을 제안하였다.

3. 본 연구에서 제안된 방법

본 연구에서는 부재의 배치순서를 최적화 하기위하여 유전알고리즘을 적용하였으며, 하나의 배치순서에 대해서는 NFP법에 따라 배치하였다. 배치된 부재를 포함하는 최소직사각형의 면적이 최소가 되는 배치순서를 찾고자 하였다.

3.1 배치순서의 결정

본 연구에서는 최적 배치순서를 찾기 위해 유전알고리즘을 이용하였다. TSP문제와 현재의 최적배치 문제를 비교해 보면 유사하지만 다른 점도 존재한다. 기호코딩을 통해 유전자를 표현하는 것과 방문해야할 도시의 수나 배치된 부재의 수가 증가할 때 검색해야할 경우의 수는 $n!$ 로 증가하는 것 등은 유사하다. 한편 TSP 문제의 경우 마지막에 처음 도시로 돌아오는 것이므로 끝점과 시작점의 위치가 가까워야 하나, 최적배치의 경우 전혀 관계가 없는 것이 다른 점이다. 또한 TSP 문제의 경우 각 도시간의 거리를 알고 있어 순서의 변화에 따른 우열을 즉시 판단할 수 있으나, 최적배치의 경우 배치를 하고 면적을 계산 해보기 전에는 전혀 정보를 알 수 없다. 예를 들면, 돌연변이의 경우 도시간 거리를 알고 있으므로 수렴속도를 증가시키기 위해 거리가 현재보다 커지면 돌연변이를 시키지 않도록 할 수 있으나, 최적배치의 경우 이러한 것을 판단하기가 쉽지 않다. 따라서, 본 연구에서는 TSP 문제 전용으로 발표된 여러 가지 기법들 중에서 최적배치 문제에 적합한 것을 선택하여 적용하였다.

1) 교배

부분사상교배를 적용하였으나, 약간의 수정을 가하였다. 두 점을 선택할 때 먼저 유전자의 앞쪽 부분이 선택되고 다음에 뒤쪽의 부분이 선택되면 기존의 방법대로 두 점 내부의 유전자를 교환하되, 반대의 순서로 선택되면 Fig. 1에서와 같이 두 점 외부의 유전자를 교환하였다. 이러한 수정을 가한 이유로는 본 연구의 경우 시작점의 역할이 중대하므로 시작점 부근의 경우의 수를 늘리기 위해서였다. 즉, 구간 외부를 선택하여 유전자를 교환하는 경우를 고려하기 위해서였다.

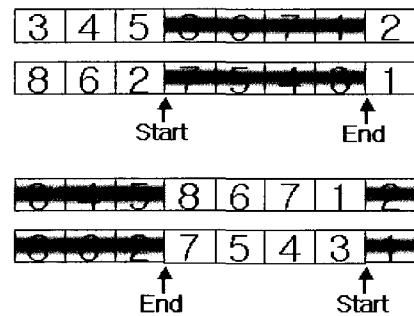


Fig. 1 Modified partially mapped crossover

2) 돌연변이

기본적으로 역치법을 사용하였으나, Fig. 2에서와 같이 유전자를 순환 링(ring) 모습으로 생각하여 한 칸씩 이동하는 방법도 병행 사용하였다. 즉 돌연변이를 일으키는 확률 내에서 적절한 부분은 그림의 위의 부분과 같이 기존의 역치법을 실행하고, 그 외는 아래 그림에서와 같이 한 칸씩 이동시키는 방법을 사용하였다. 현재 경험에 의해 돌연변이 확률 내에서 50%만 이동법을 사용하였다. 이러한 수정을 가한 이유도 부분사상

교배법에서와 마찬가지로 단순 역치법을 이용하는 경우에 시작점에서의 유전자가 돌연변이를 일으키기가 힘들기 때문에 이러한 경우를 보완하기 위해서이다.

3) 재생산

엘리트법을 채용하였으며, 적합도의 적절한 스케일링을 위해 선형 스케일링법을 사용하였으며, 총 세대수의 70%가 지나면 크울기를 축소하였다.

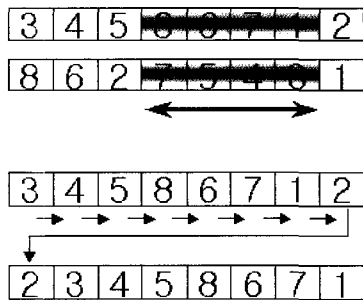


Fig. 2 Modified inversion method for mutation

3.2 배치방법

두 부재가 겹침없이 배치될 때 가장 인접한 것은 NFP의 정점(vertex)에 위치할 때이므로 NFP를 구하고, 정점의 위치 중에서 가장 최적의 것을 찾으면 된다. 여기서 최적의 위치를 찾는 방법으로는 먼저 두 개의 부재를 포함하는 최소 직사각형을 찾고 이 면적이 최소가 되는 것을 최적의 위치로 하였다. 여기서 배치될 부재의 각도가 변화하면 NFP도 새로이 구해야 하며 최적의 배치도 다르게 된다. 따라서 배치될 부재의 경사각, 또한 변수로 다루는 최적화 문제를 생각하여야 한다. 본 연구에서는 배치된 부재와 배치될 부재의 변이 가지는 각도들에 대하여 NFP를 계산한 값 중에서 최적치를 찾았다. 2개의 부재에 대하여 배치를 할 경우 Fig. 3 (a), (b), (c)에서 보는 바와 같이 배치된 부재의 한 변에 대하여 배치될 부재의 각도 수만 변의 NFP를 구해 최적치를 찾았다. 여기서 두 변이 겹치는 각도만을 고려한 것은 최적 배치의 경우 두 변이 접하는 때 최소면적이 가능하리라는 판단 때문이었다.

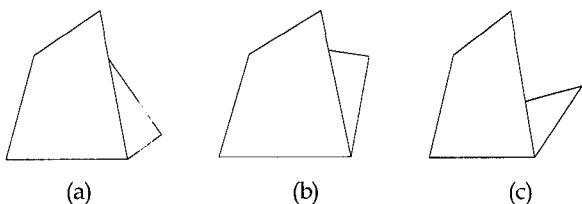


Fig. 3 Trial angles for one side line of the placed item

여러 개의 각도에 대해 구해진 면적이 동일한 경우가 있을 때는 그것들 중에서 배치될 도형의 도심과 모재의 좌측 아래 점(원점으로 한다)에서 떨어진 거리가 최소인 것을 선택하였다.

Fig. 4에서 두 가지 경우가 두 부재를 포함하는 최소직사각형의 면적이 같으나 (b)의 경우가 도심과 원점사이의 거리가 최소이므로 이를 최적의 배치로 하였다.

일단 두 부재의 최적배치가 이루어지고 난 뒤, 이 부재들을 하나의 부재(하나의 다각형)로 치환하여 배치순서에 따라 다음 부재를 앞의 방법으로 배치한다. 이미 배치된 부재들은 비블록 다각형의 형상을 가지기가 쉽다. 여기서 기존의 NFP를 구하는 방식이 아니고 비블록다각형에 대해서도 NFP를 쉽게 구할 수 있는 새로운 방식을 도입해야 할 필요성에 대해 알 수 있다.

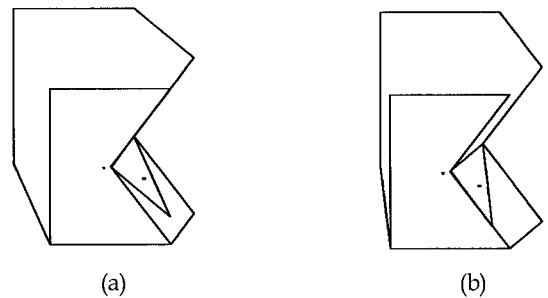


Fig. 4 Same enclosure area cases

4. 기존 결과의 비교

4.1 TSP 문제에서의 수정된 유전알고리즘 적용

16개 도시를 순회하는 문제에 대해 본 연구에서 수정된 유전알고리즘을 적용하였다. 한 세대의 개체 수는 40개로 하였으며, 200세대까지 계산한 결과(교배확률 0.85, 돌연변이확률 0.10)를 보이고 있다. 16개 도시는 좌표로 볼 때 가로축으로 1칸격으로 4개를 배치하고 세로축으로 4개씩 배치하였다. 즉, 아래위, 좌우 도시간 거리는 1씩으로 최소거리가 15가 된다. 그러나 일반적인 TSP문제와는 달리 어느 도시에서 출발을 해서 어느 도시로 끝나는 상관없이 전 도시를 중복없이 최소거리로 방문하는 문제로 수정하였다. 이것은 최적배치 순서를 찾는 데 어느 부재를 먼저 배치하는가가 중요하기 때문이다.

Fig. 5에 초기치와 한 세대 유전자 연산을 거친 결과를 보이고 있다. 결과중 상위 6개체의 결과를 보여주고 있다. 하나의 개체 그림에서 16개의 점이 도시를 나타내고 연결선이 이동로를 의미한다. 개체 그림 밑에 표시된 수치는 이동거리를 표시하고 있다. Fig.6에는 100세대와 104세대 연산을 거친 결과를 보이고 있다.

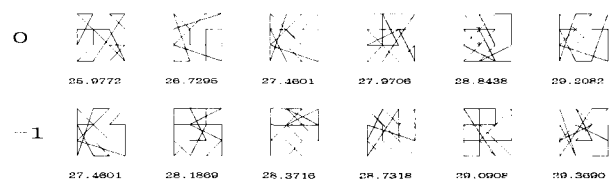


Fig. 5 Initial~0th generation for 16 cities case

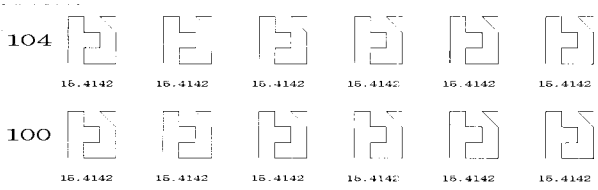


Fig. 6 100~104th generation for 16 cities case

Fig. 7에는 152세대부터 196세대까지의 연산결과를 보이고 있다. 그림에서 가로축은 한 세대를 적합도가 우월한 순서로 좌측에서 우측으로 정돈되어 있으며, 아래부터 위쪽으로 4세대 간격으로 표시되어 있다. 세대가 지날수록 경과 거리가 점차 좋아져서 최단거리를 지나는 해를 찾고 있음을 알 수 있다.

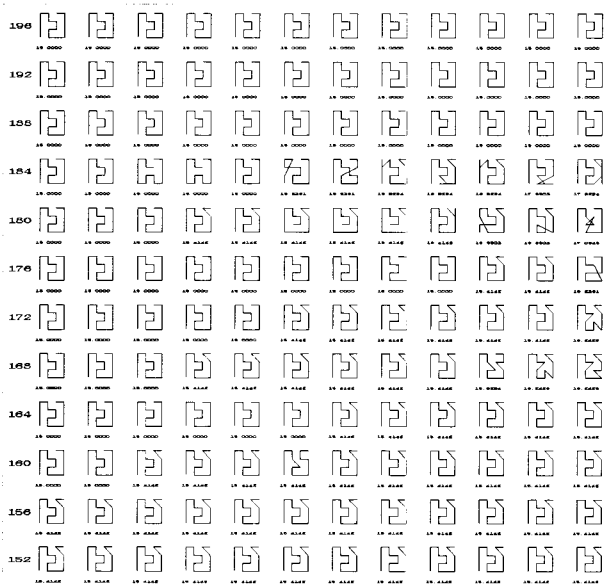


Fig. 7 152~196th generation for 16 cities case

4.2 개선된 NFP법을 이용한 임의 순서에 대한 배치

본 연구에서 제안한 배치 방법의 유용성을 확인하기 위하여 임의로 배치 순서를 준 뒤 배치 결과를 확인하여 보았다. Fig. 8에 보이고 있는 임의의 배치 순서에 따라 배치된 결과를 Fig. 9에 보여주고 있다. 배치 순서는 우측으로, 아래로 가면서 배치되는 것으로 하였다.

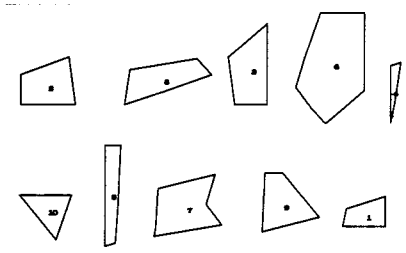


Fig. 8 Given order for sample data

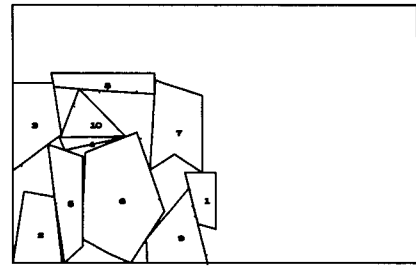


Fig. 9 Nesting result for sample data by the given order

배치 결과를 보면 하나의 배치가 만들어 내는 최소사각형의 면적을 최소화 하면서 부재가 겹치지 않도록 배치되는 합리적인 결과를 주고 있음을 알 수 있다

5. 기존 배치 문제에서의 적용

5.1 사각형 문제

배치 문제의 효율을 검증할 수 있도록 고안된 문제로서 Fig. 10에 부재의 그림이 표시되어 있다(Dighe and Jakiela, 1996). Fig. 11, Fig. 12, Fig. 13에 본 연구에서 제안된 방법에 의해 초기세대, 100세대, 200세대 진화를 거친 후의 가장 우월한 2개의 개체 결과가 각각 표시되어 있다. Fig. 14에는 세대가 지날수록 수렴해 가는 것을 보여주고 있다.

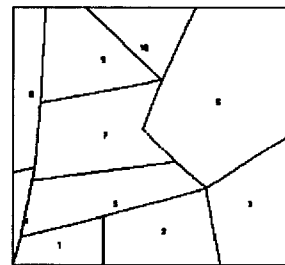


Fig. 10 Sample data for test problem(rectangular)

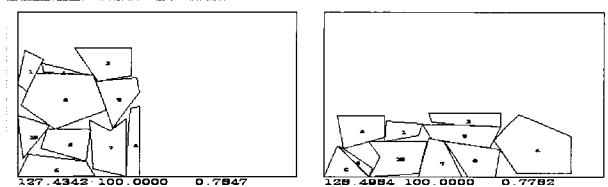


Fig. 11 Initial layout for test problem(rectangular)

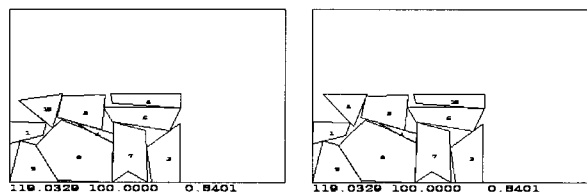


Fig. 12 100th generation for test problem(rectangular)

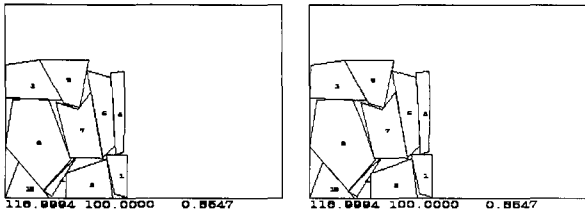


Fig. 13 200th generation for test problem(rectangular)

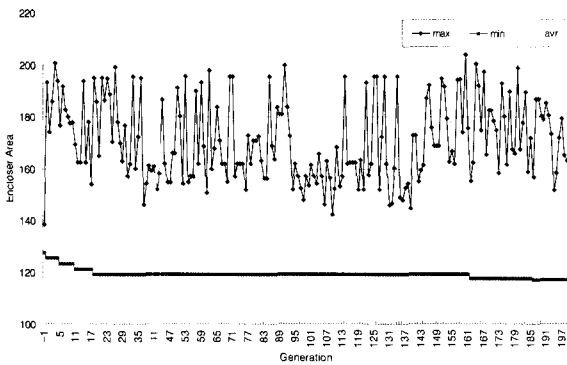


Fig. 14 Convergence of genetic algorithm(rectangular)

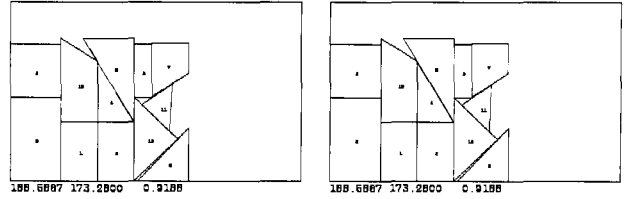


Fig. 17 100th generation for test problem(Fujita)

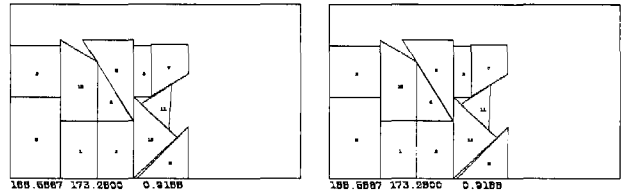


Fig. 18 200th generation for test problem(Fujita)

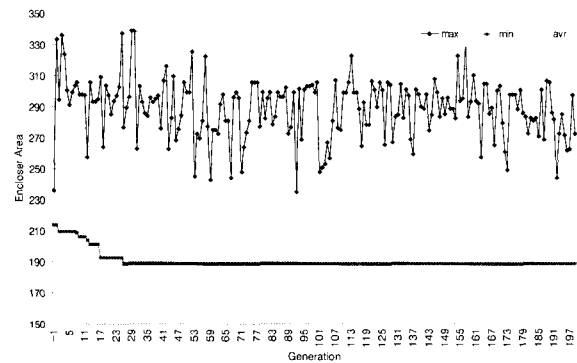


Fig. 19 Convergence of genetic algorithm(Fujita)

5.2 Fujita 문제

Fig. 15에 Fujita의 경우에 대한 부재 자료가 나타나 있으며, Fig. 16, Fig. 17, Fig. 18에 본 연구에서 제안된 방법에 의해 초 1세대, 100세대, 200세대 진화를 거친 후의 결과가 표시되어 있다. Fig. 19에는 세대가 지날수록 수렴해가는 것을 보여주고 있다.

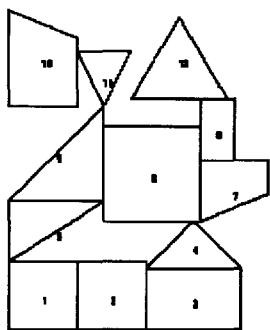


Fig. 15 Sample data for test problem(Fujita)

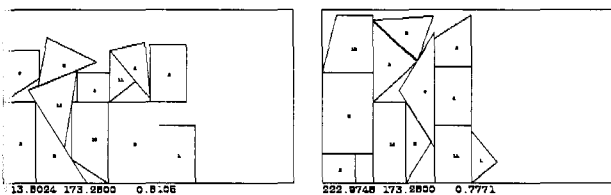


Fig. 16 Initial layout for test problem(Fujita)

5.3 결과 비교

Table 1에는 두 가지의 예에 대하여 계산조건(교배확률 0.85, 돌연변이확률 0.10)을 그대로 두고 200세대씩 5회에 걸쳐 수행한 결과를 보이고 있다. 유전 알고리즘의 성격상 수행할 때마다 값이 조금씩 다를 수 있으므로 5회씩 수행하여 보았다. 여기서 200세대로 한정된 것은 적용된 문제의 경우 세대가 거듭되어도 개체의 유전자 변화가 없어지는 세대 수로 경험적으로 구하였다.

Table 1 Results after 200th generation

Trial No.	Rectangular Example (Area : 100)		Fujita's Example (Area : 173.28)	
	Min. area	Scrap Ratio	Min. area	Scrap Ratio
1	116.9994	14.5	188.5867	8.12
2	116.9994	14.5	188.8715	8.26
3	117.5753	14.9	193.4984	10.45
4	118.2666	15.4	194.0000	10.68
5	121.2068	17.5	196.0640	11.62
Average	118.2095	15.40	192.2041	9.85

Rectangular의 경우 버림률이 14.5에서 17.5로서 평균값은 15.40이라는 비교적 높은 결과가 얻어졌으나, 이는 부재 형상의 종류가 다양하고 종횡비 등이 배치에 어려운 형태가 많았기 때문으로 생각된다. 그러나 버림률이 27.6인 Dighe의 결과에 비하면 우수한 결과임을 알 수 있다.

Fujita의 경우 9.05의 버림률을 가지는 것으로 발표되었는데 본 연구의 계산 결과와 비슷한 결과를 보이고 있음을 알 수 있다. 하지만 계산 시간의 경우 본 연구에서는 개인용 전산기(펜티엄4급 CPU, 1Giga 메모리)를 이용할 때 2-3시간으로 결과가 얻어져 상대적으로 수렴속도가 우수함을 알 수 있다.

6. 결 론

임의 형상을 갖는 부재의 최적배치에 유전알고리즘과 NFP법을 적용하여 보았다. 유전알고리즘은 기존의 TSP에 적용해 오던 기법 중에서 최적배치 문제에 적용 가능한 것과 그것을 응용한 기법들이 수렴 속도를 증가시키기 위하여 선별 적용되었다. 비볼록 다각형에 대해서도 NFP법을 비교적 쉽게 구할 수 있는 개선된 NFP법을 이용하였으며, 유전알고리즘에서 구해진 순서에 따라 부재를 반복적으로 NFP법을 적용하여 배치하였다.

TSP 문제에서 검증된 유전알고리즘과 임의의 배치순서가 주어졌을 때 배치방법으로 검증된 NFP법을 결합하여 임의의 형상 부재배치 문제에 적용하였다. 기존의 연구에서 다루어졌던 두 가지의 경우에 대하여 부재배치를 수행하였고, 기존의 기법에 비해 좋은 결과를 보여주고 있다. 따라서 유전알고리즘에 의해 생성된 배치순서에 대해 NFP법을 이용하여 배치하는 본 연구의 방법이 최적배치 문제에 대해 훌륭하게 적용될 수 있음을 알 수 있었다.

임의의 형상의 부재 배치문제에 적용한 예에서 보면 얻어진 결과는 만족스러우나 산업 현장에 직접 적용하기에는 해결해야 할 문제점이 많이 있다. 계산 시간의 단축에 대한 여러 가지 기법이 추가로 적용되어야 할 것으로 생각되며, 배치효율을 높이기 위한 적합도와 돌연변이 확률 등에 대한 추가 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- 임성국, 양성모, 고석호, 김현정, 한관희 (1999). "2차원 공간에서의 휴리스틱 배치 알고리즘 및 구현에 관한 연구," 한국 CAD/CAM 학회논문집, pp 53-59.
- Adamowicz, M. and Albano, A. (1976). "A Solution of the Rectangular Cutting Stock Problem," IEEE Trans. Syst., Man and Cyber., Vol SMC-6, No 4, pp 302-310.
- Bennell J.A., Dowsland K.A. and Dowsland W.B. (2000). "A New Procedure for Deriving the No-Fit Polygon", Report, European Business Management School Singleton Park Swansea, UK.
- Davis L. (1991). Handbook of Genetic Algorithms, Van Nostrand Reinhold, New York.
- Dighe, R. and Jakiela, M.J.(1996). "Solving Pattern Nesting Problems with Genetic Algorithms Employing Task Decomposition and Contact Detection", Evolutionary Computation, Vol 3, No 3, pp 239-266.
- Fujita, K., Akagi, S. and Hirokawa, N. (1993). "Hybrid Approach for Optimal Nesting using a Genetic Algorithm and a Local Minimization Algorithm," ASME, Advances in Design Automation, Vol 1, DE-Vol 65-1, pp 477-484.
- Grinde, R.B. and Cavalier, T.M. (1995). "A New Algorithm for the Minimal-Area Convex Enclosure Problem," European Journal of Operation Research, Vol 84, pp 522-538.
- Yamauchi, S. and Tezuka K. (1995). "Automatic Nesting System by Use of Genetic Algorithm," Journal of the Society of Naval Architects of Japan, Vol 178, pp 707-712.
- WEB Site: <http://circuits.cf.ac.uk/hopper/packing.htm>

2003년 7월 25일 원고 접수

2004년 4월 1일 최종 수정본 채택