

Hybrid GA를 이용한 최적의 블록단위 설비배치에 관한 연구

이 용 육^{*} · 석 상 문^{**} · 이 철 영^{***}

A study on optimal of block facility layout using Hybrid GA

Y. W. Lee · S. M. Soak · C. Y. Lee

key words : 설비배치(Facility Layout), 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm), 시뮬레이티드 어닐링(Simulated Annealing), Hybrid GA

Abstract

Facility layout is the early stage of system design that requires a mid-term or long-term plan. Since improper facility layout might incur substantial logistics cost including material handling and re-installment costs, due consideration must be given to decisions on facility layout.

Facility layout is concerned with how to arrange equipment necessary for production in a given space. Its objective is to minimize the sum of all the products of each equipment's amount of flow multiplied by distance. Facility layout also is related to the issue of NP-complete, i.e., calculated amounts exponentially increase with the increase of the number of equipment.

This study discusses Hybrid GA developed, as an algorithm for facility layout, to solve the above-mentioned problems. The algorithm, which is designed to efficiently place equipment, automatically produces a horizontal passageway by the block, if a designer provides the width and length of the space to be handled. In addition, this study demonstrates the validity of the Algorithm by comparing with existing algorithms that have been developed.

We present a Hybrid GA approach to the facility layout problem that improves on existing work in terms of solution quality and method.

Experimental results show that the proposed algorithm is able to produce better solution quality and more practical layouts than the ones obtained by applying existing algorithms.

* 정회원, 한국해양대학교 물류시스템공학과 석사과정

** 정회원, 한국해양대학교 물류시스템공학과

*** 정회원, 한국해양대학교 물류시스템공학과 교수

1. 서 론

오늘날, 제조원가에 큰 비중을 차지하는 물류비용을 절감하려는 시도가 다양하게 전개되고 있다. 특히, 일단 설치 후에는 변경에 많은 시간과 비용이 따르게 되는 제조시스템의 경우, 초기 설계시에 관련비용을 최소화하려는 노력이 요구된다. 따라서 좋은 설비배치안을 얻는 것은 이러한 물류비용 절감에 크게 기여할 것임에 틀림없다.

1995년 아래로, 미국 GNP의 약 8% 정도가 매년 새로운 설비를 신축하는 비용으로 투자되고 있고 제조업체 총 운영비용의 20~50%가 자재취급 때문에 발생된다고 추정되고 있다. 한편으로는 효과적으로 설비계획을 할 경우 자재취급비용을 적어도 10~30% 절감할 수 있다는 것을 의미한다. 따라서 설비계획을 효과적으로 수행하였다면, 미국의 연간 제조생산성은 지난 15년간의 어떤 해에 증가된 것보다 약 3배 이상 증가되었을 것이다. 우리 나라에서의 정확한 통계치는 없지만, 고도의 성장을 거듭해온 상황을 고려할 때, 매년 매우 많은 설비들이 계획되어지고 신축되어지고 있다고 생각되어진다. 이러한 상황 아래에서의 설비계획과 설비배치에 관련한 중요성은 매우 높다고 할 수 있다.

시설배치문제는 경영 및 관리적인 면에서 기업의 많은 관심의 대상이 되어 왔다. 작업자의 설비 및 자재 등의 생산요소를 효율적으로 배치한다는 것은 기업의 능률 및 잠재이익과 나아가서는 기업의 사활에도 긴밀한 관련이 있다. 특히, 생산물류의 문제는 제조과정에서 각 부서간에 빈번한 흐름이 존재하므로 각 활동공간을 어떻게 배치하느냐에 따라 물류비의 절감효과를 기대할 수 있다. 생산물류의 한 형태인 설비배치의 문제는 각 설비 간의 흐름량과 거리에 따라 총이동거리가 결정된다. 총이동거리는 총비용으로 산정될 수 있고 설비배치문제는 각 설비 간의 총이동거리를 최소화하는 것이 궁극적인 목적이다.

본 연구에서는 설계자가 배치할 전체공간의 가로와 세로의 크기를 정해주면 가로와 세로의 크기가 정해

진 설비를 수평 방향의 블록단위로 통로가 자동적으로 생성되면서 각 설비들을 효율적으로 배치하는 방법을 제시한다. 제시한 설비배치문제를 보다 효율적으로 수행하기 위한 설비배치알고리즘으로 Hybrid GA (Genetic Algorithm)를 제안·적용하여 최적의 배치를 탐색하는 새로운 방법을 소개한다. 또한, 기존의 관련 연구와 비교·분석하여 제시한 설비 배치 알고리즘의 유효성과 효율성을 검증하고자 한다.

배치 형태	배치 알고리즘	제안자	내 용
배치안 생성 알고 리즘	ALDEP	Seehof and Evans 1967	임의로 한 설비를 선택하여 좌측상단에 배치하고 이 설비와의 관계를 고려해 다음 설비를 배치
	CORELAP	Lee and Moore 1967	총인접도순위를 고려하여 설비를 배치하는 것
	MAT	Edward et al. 1970	설비들간의 물동량에 따라 설비쌍을 선정하여 배치하는 것
	FATE	Block 1978	MAT를 확장한 FATE
계선 알고 리즘	FLAT	Heragu and Kusiak 1986	설비들간의 물동량과 거리의 곱을 기준으로 3개의 설비를 한 쌍으로 하여 설비들을 배치하는 것
	CRAFT	Armour and Buffar 1963	흐름 입력자료를 사용하여 거리에 바탕을 한 목적함수에 의해서 배치
	FLAT	Khalil 1973	자체운반설비의 이동비용을 고려한 설비 배치
혼합형 알고 리즘	MULTIPLE	Bozer et al. 1994	부지를 작은 단위의 정사각형으로 나누어 Spacefilling Curve를 이용하여 설비들을 배치하는 것
	FLAC	Scriabin and Vergin 1995	설비들간의 거리를 기준으로 설비들의 상대위치를 결정한 후 설비들의 크기 제약을 반영하고, 이를 FLAT에서 사용한 알고리즘을 이용하여 개선하는 것
	BLOCK-PLAN	Donaghey and Pire	임의로 초기배치안을 생성한 후 2-opt 알고리즘을 이용한 개선알고리즘을 통해 설비배치

Table 1.1 설비배치에 관한 기존 연구들

2. 설비배치문제

2.1 설비배치문제의 정의

설비배치란 배치대상이 되는 설비들의 위치를 평면 부지에 할당하는 것으로서 건축부지계획, 생산시스템 배치, 사무공간 배치 또는 초고밀도 집적회로 설계 등 매우 다양한 연구분야를 가진다.

설비배치문제는 배치의 대상이 되는 설비들의 상호 인접관계를 고려하면서 설비들간의 물자의 이동거리 또는 정보의 이동시간을 최소화함으로써 원활하고 효율적인 시스템을 구축하기 위한 설비들의 위치배열을 설계하는 것으로 시스템의 운용비용과 효율에 상당한 영향을 끼친다. 또한, 한번 결정된 설비배치를 바꾸기 위해서는 많은 비용과 노력이 요구되므로 초기의 배치설계단계에서 배치계획의 최적화가 필수적이다.

설비배치는 설비들의 형태들이 각 내용에 따라 다르지만 문제의 형성은 같다. 각 설비의 면적과 흐름량은 생산기술자의 측정 데이터로부터 얻어진다. 각 설비의 면적과 흐름량을 이용하여 총이동거리를 최소로 하고 실제적인 형태의 배치를 형성시키는 것이 설비 배치의 목적이라 할 수 있다. 설비배치의 문제는 두 설비간의 가중치가 불수록 기본적으로 두 설비는 근접시켜야 한다. 설비배치문제는 설비의 수가 증가할수록 계산량이 지수적으로 증가하는 NP-complete 문제에 속한다. 물자의 흐름량을 가중치라 정의하고 정량적인 면만을 고려한 일반적인 배치문제의 목적함수는 아래의 (식 1)과 같다.

$$\text{Min } F(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_i \cdot a_{ij} \cdot d_{ij} \quad (\text{식 1})$$

여기서, a_{ij} = 설비 i와 j 사이의 흐름량

c_i = 단위 물동량을 단위거리 이동하는데 드는 비용

d_{ij} = 설비 i와 j 사이의 거리

본 논문에서는 $c_i = 1$ 로 놓고, a_{ij} 와 d_{ij} 의 곱인 설비의 총이동거리에 중점을 두기로 한다. 즉, 물동량과 각 설비(부서) 간 거리 곱의 총합을 최소화하는 설비들의 배열을 결정하는 문제로 한다.

2.2 설비배치문제의 형태

2.2.1 블록단위 설비배치의 정의

배치는 전체영역의 맨 좌측상단에서부터 우측수평 방향으로 한 개 설비씩 순서대로 이루어진다. 이때 생성된 설비배치열을 블록이라 정의한다. 만일 블록의 길이가 우측상한치를 초과하게 되면, 해당 블록에 속한 설비들의 가장 긴 세로 길이만큼 아래로 이동하여 전체영역의 맨 좌측에서부터 배치가 계속되면서 새로운 블록이 구축된다. 블록과 블록 사이에는 수평방향의 통로가 생성된다.

2.2.2 블록단위 설비배치의 형태

(i) 배치방법 (Type 1)

: 각 설비의 가로와 세로의 크기가 고정되어 있는 경우

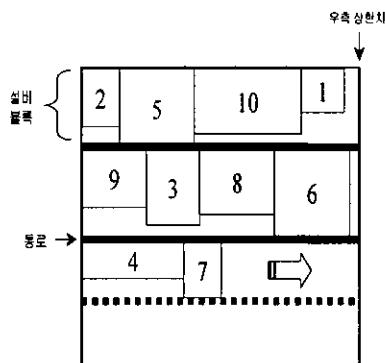
각 설비를 순차적으로 배치할 때 우측 상한치를 초과할 경우 블록이 생성되면서 다음 블록에 배치해 나간다. 블록의 폭(세로)은 인접 설비 중 세로의 길이가 가장 큰 것을 기준으로 다음 통로가 생성되도록 하였다. 그러므로 블록의 폭은 일정하지 않다. 따라서 이러한 배치 형태는 총이동거리를 최소화하기 위해 각 블록을 형성할 때 총이동거리와 잉여공간을 줄이는 방향으로 배치된다.

(ii) 배치방법 (Type 2)

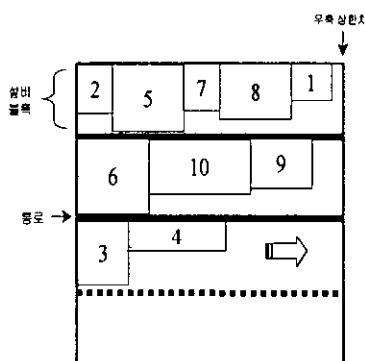
: 각 설비의 가로/세로의 비율의 상한치와 블록의 폭이 주어지는 경우

각 설비의 가로/세로 비율의 상한치가 주어지는 경우에는 설계자가 미리 블록의 폭을 정해주면 각 설비의 세로는 블록의 폭이 되고 가로는 주어진 면적에 의해 계산된다. 계산된 가로/세로 비율의 상한치를 초과하면 가로/세로 비율의 상한치에 맞게 가로와 세로가 계산되어 배치된다. 따라서 이 경우에는 블록의 폭은 일정하게 유지된다.

이러한 배치 형태는 전체영역이 수평방향으로 격자형인 경우에 사용할 수 있는데 일반적인 부서배치나 사무실 배치, 공장라인의 배치에 적합한 형태라고 할 수 있다.



(i) 배치방법 : Type 1



(ii) 배치방법 : Type 2

Fig. 2.1 블록단위 설비배치의 2가지 형태

3. 설비배치알고리즘의 개발

3.1 조합최적화문제를 위한 해법

현재까지의 상당수의 최적화 문제가 NP-Complete인 것으로 알려져 있다. 이러한 대규모의 계산량을 요하는 문제를 해결하기 위해서는 각 문제의 고유한 특징을 이용해서 휴리스틱 기법(heuristic method)을 개발할 수밖에 없다. 하지만 휴리스틱 해법의 적용은 특정한 문제에 한정되고, 또한 그 해법의 성능에 대해 아무런 보장도 할 수 없다는 문제점을 지니고 있다.

이러한 문제들에서 휴리스틱 기법과는 달리 알고리즘이 다소 간단하며 그 해법의 성능을 인정받고 있는 기법들로는 Simulated Annealing, Tabu Search, Genetic Algorithm 등이 있다.

설비배치문제는 조합최적화문제이기 때문에 배치해야 할 설비의 수(n)가 15개 이상인 경우에는 경험적으로 보아 최적해를 구하는 것이 불가능한 NP-complete 문제에 속한다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 본 연구에서는 전역적 최적해를 찾아가는데 우수성을 입증 받고 있는 GA(Genetic Algorithm)와 SA(Simulated Annealing)의 장점을 결합하는 Hybrid GA 방법을 제안한다.

GA의 경우에는 한 세대에 많은 개체를 유지함으로써 근사해로의 수렴속도가 빠른 반면에 근사해 주변에서의 해 탐색은 적용확률이 매우 낮은 돌연변이 연산자를 가지고 수행함으로써 해 탐색이 매우 느려지는데 이는 GA가 Hill-climbing 능력이 부족하기 때문이다. 하지만 SA의 경우에는 근사해로의 수렴과정은 매우 느리지만 근사해 주변에서의 해 탐색이 매우 뛰어나기 때문에 우수한 근사해를 찾아낼 수 있다. 이러한 두 방법의 단점을 보완하고 장점을 더욱 강화하기 위해서 GA와 SA를 결합하는 Hybrid GA 방법을 제안한다.

3.2 설비배치 알고리즘

앞에서 제시한 설비배치문제를 효율적으로 풀기 위한 설비배치 알고리즘을 제시하면 다음과 같다.

(알고리즘 3.2)

- 단계 1 : 각 설비의 흐름량, 면적, 가로/세로의 크기 등을 입력한다.
- 단계 2 : 임의의 초기배치순서를 결정한다.
- 단계 3 : 단계 2에서 결정된 배치순서를 이용하여 GA를 수행하여 새로운 배치순서를 생성하고, 평가함수값을 구한다.
- 단계 4 : 종료조건을 검사하고 만족하면 단계 5로 가고, 아니면 단계 3으로 가서 GA를 다시 수행한다.
- 단계 5 : SA를 수행하고 새로운 배치 순서를 생성하고, 평가함수값을 구한다.
- 단계 6 : 종료조건을 검사하고 만족하면 최종배치안을 생성하고, 아니면 단계 5로 가서 SA를 다시 수행한다.

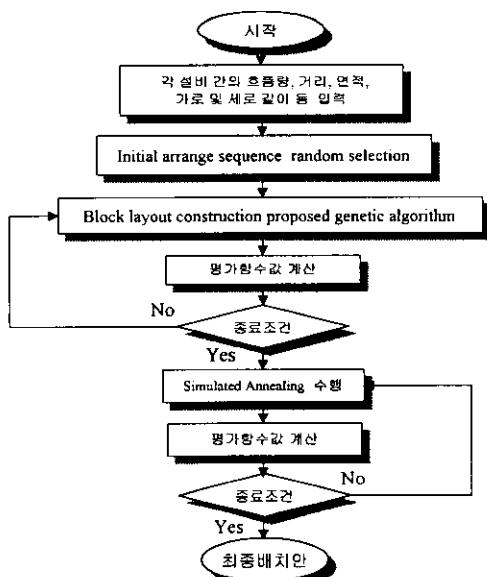


Fig. 3.1 제안된 설비배치 알고리즘의 수행절차

3.3 설비배치의 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 1970년대에 미국의 John Holland에 의해 정립된 이론으로 생태계의 자연선택(natural selection)과 적자 생존(survival of the fitness)의 원리를 이용한 탐색기법의 하나로, 일련의 인자(parameter)로 구성되는 집단에 대해 선택(selection), 재생산(reproduction), 교배(crossover), 그리고 돌연변이(mutation)등을 수행함으로써 적합도(fitness) 혹은 목적함수(evaluation function)를 향상시켜 나가면서 원하는 해에 근접해 가도록 하는 문제풀이 해법이다. 즉, 일련의 개체(individual)로 구성된 집단으로부터 새로운 집단을 구성할 때 적합도를 보다 향상시킬 수 있는 개체가 생존하도록 유전 연산자를 적용시킴으로써 주어진 적합도(fitness) 혹은 목적함수(evaluation function)에 대하여 보다 나은 집단으로 발전 시켜 나가도록 하는 것을 기본 원리로 하고 있다. 그리고 유전자 알고리즘은 단일해가 아닌 해 집단을 사용하므로 전역적인 최적해를 발견할 높은 가능성을 가지는 반면에 유전자 알고리즘에는 지역적 미세 조정을 위한 메카니즘이 존재하지 않으므로 학습초기에는 빠른 수렴속도를 보이다가 최적해 부근의 탐색에서는 수렴속도가 급격히 떨어지는 단점이 있다.

3.3.1 설비배치문제의 초기해 생성

본 연구에서 배치의 해는 string으로 표현하며, string 내의 번호는 각 설비의 번호이며 설비들의 배치순서에 따라 표기된다. 또한, string은 기억공간의 효율을 위해서 삽진수를 사용하여 표현시 주의할 점은 string의 번호가 중복되지 않게 생성시키는 것이다.

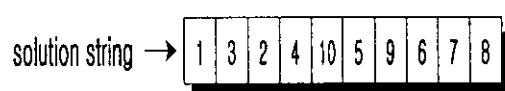


Fig. 3.2 해의 정수 문자열 구조

3.3.2 유전연산자(Genetic Operator)

일반적인 유전자 알고리즘에 적용되는 유전 연산자로는 Selection(선택), Crossover(교배), Mutation(돌연변이)가 있다.

(1) Crossover(교배)

교자는 2개의 개체 간에 염색체를 부분적으로 서로 바꿈으로써 새로운 개체를 생성하는 것이다.

① 부분일치교배(PMX:Partially matched crossover)

보통 TSP 문제에서 A와 B의 두 개의 염색체를 교배할 경우 2개의 교배점(cut-point)을 잡고 그 사이의 중간부분을 일치시켜 교환한 후 나머지 부분의 그 결과에 따라 중복되는 부분을 피하여 조정한다.

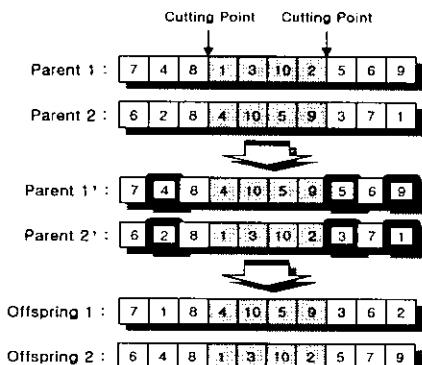


Fig. 3.3 부분일치교배(PMX)

(2) Mutation(돌연변이)

교배 과정은 집단의 개체들이 현재 가지고 있는 정보들을 이용해서 결합하고 탐색하는 것에 대해 돌연변이 과정은 현재 집단에 존재하지 않는 새로운 정보를 제공해 줄 수 있다. 이 과정은 과거에 잊어버렸던 중요한 정보를 되찾을 수도 있으며 탐색의 방향이 국부해로 향할 경우 여기서 벗어날 수 있는 가능성을 부여할 수도 있다.

① Swap

임의로 선택된 두 개의 번호를 서로 교환하는 방법이다. 이 방법은 하나의 설비의 배치순서를 교체함으로써 지역해를 벗어날 수 있는 효과적인 방법이다.

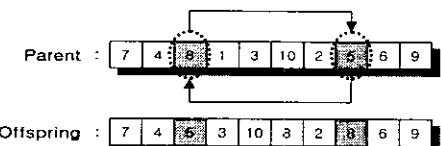


Fig. 3.4 Swap

(3) Selection(선택)

유전자 알고리즘을 적용할 때 다음 세대에 더 좋은 연산자가 복사되도록 하기 위해서 재생이 필요하다. 재생규칙으로는 해의 빠른 수렴을 막으면서 탐색의 범위를 넓힐 수 있는 Ranking, Tournament기법들을 적용하였다.

3.3.3 적합도 평가

본 논문에서는 $c_i = 1$ 로 놓고, a_{ij} 와 d_{ij} 의 곱인 설비의 총이동거리에 중점을 두기로 한다. 즉, 물동량과 각 설비(부서) 간 거리 곱의 총합을 최소화하는 것으로 표현한다.

$$\text{Min } F(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_i \cdot a_{ij} \cdot d_{ij}$$

여기서, a_{ij} = 설비 i와 j 사이의 흐름량

c_i = 단위 물동량을 단위거리 이동하는데

드는 비용

d_{ij} = 설비 i와 j 사이의 거리

3.3.4 GA의 종료 조건

본 연구에서는 GA의 종료조건으로 정해진 세대 교체횟수의 상한에 도달한 때와 일정기간동안 해의 개

선이 관찰되지 않을 때까지로 종료조건을 설정하였다.

3.4 설비배치문제의 시뮬레이티드 어닐링

시뮬레이티드 어닐링(Simulated annealing, SA)은 Scott Kirkpatrick, Gelatt, Veechi 등에 의해서 1982년에 처음 제안된 방법으로, 감소알고리즘처럼 반복하는 것은 유사하지만, 비용이 감소하는 것뿐만 아니라, 비용이 증가하는 이웃해로의 이동도 때때로 허용함으로써 지역 최소값에서 벗어나 전역 최적해를 찾아가는 기법이다. 이때, 비용이 증가하는 경우에는 $e^{(-\Delta E/kT)}$ 의 확률로 허용한다. 온도 T는 control parameter를 나타내며 ΔE 는 비용의 변화량을 나타낸다. 그리고 온도가 일정할 경우에는 비용이 적게 증가하면 할수록 채택확률은 더 높아진다. 그리고 온도가 높을 경우에는 나쁜 해로의 이동이 대부분 허용되지만, 온도가 낮을수록 나쁜 해로의 이동은 허용되기가 어렵다. 그렇기 때문에, 온도 T가 0에 근접했을 경우에는 나쁜 해로의 이동은 대부분 기각되어 버린다. 그래서 SA를 시작할 때에 지역 최소값에 빠지지 않도록 하기 위해서 실험을 통해 얻어진 적절한 온도에서 시작한다.

본 연구에서는 Hybrid GA기법의 GA단계에서 찾았던 가장 우수한 하나의 해를 가지고 SA단계를 수행한다.

3.4.1 초기온도(T)의 설정

Hybrid GA기법에서 초기온도 T는 아주 중요한 역할을 한다. 초기온도의 값은 생성된 모든 전환을 채택할 수 있을 만큼 충분히 커야 한다. 초기온도를 높게 설정하면, 모든 전환에 대해서 $\exp(-\Delta E/kT) \approx 1$ 의 확률을 가지기 때문에 지역 최소값에 빠지지는 않지만, 초기온도를 낮게 설정하는 것보다는 알고리즘 실행시간이 많이 소요된다. 하지만, 초기온도값을 낮게 설정하게 되면, 알고리즘 실행시간은 단축시킬 수 있지만, 지역 최소값에 빠지는 경우가 발생한다. 이런 문제점을 피하기 위해서 초기온도값을 높게 설정한다.

본 연구에서는 초기온도를 5로 설정하여 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘을 실행시키고자 한다.

3.4.2 이웃해 생성(Perturbation)

본 연구에서는 유전자 알고리즘의 돌연변이 연산에서 우수한 성능을 보인 연산자인 Swap을 이용한 이웃해 생성방법을 이용하였다. 이는 우수한 string 주변의 탐색을 정밀하게 하기 위해서이다.

3.4.3 내부루프의 종료조건

일반적인 내부루프 기준은 초기에 미리 정해지는 상수 L 횟수 동안 루프를 반복 수행하는 것이다. L의 값은 충분히 크게 설정되어야 하고, 그래서 온도가 감소되어지기 전에 균형상태가 이루어져야 한다. 일반적으로 이용되는 내부루프의 종료조건은 L이 이웃의 크기와 같거나 비례해서 취해지거나 초기에 미리 정해진 일정한 횟수동안 반복을 수행하는 것이다. 본 연구에서는 (식 2)을 이용하였다.

$$T' = r \cdot T \quad (\text{식 } 2)$$

여기서, T' 는 새로운 온도이고,

r 은 $0.95 \sim 0.99$ 사이의 상수이다.

3.4.4 SA의 종료 조건

본 연구에서는 실험을 통해서 경험적으로 얻어진 초기온도 T의 일정한 하한을 정해놓고 그 이하로 초기온도가 감소할 때를 종료조건으로 설정하였다.

3.5 설비배치문제의 Hybrid GA 적용 단계

3.5.1 유전자 알고리즘의 과정

[단계 0] 초기값을 입력한다.

[단계 1] Population크기의 초기 string을 생성한다.

[단계 2] 교차변이 확률에 따라 string들에 대해

교차변이(crossover)를 수행한다.

[단계 3] 돌연변이 확률에 따라 돌연변이(mutation)을 수행한다.

[단계 4] 배치과정에 적용하여 적합도 평가를 한다.

[단계 5] Reproduction Rule을 적용한다.

[단계 6] 종료조건을 만족하면 [단계 7]로, 그렇지 않으면, [단계 3]으로 돌아가서 계산과정을 반복 수행한다.

[단계 7] 종료

3.5.2 시뮬레이티드 어닐링의 과정

[단계 1] GA 단계에서 가장 우수한 해 하나를 가져온다. 그리고, 초기온도 T 와 내부루프의 반복횟수 L 을 설정한다.

[단계 2] 종료조건을 만족할 때까지 다음 과정을 반복한다.

[단계 3] 내부루프기준(inner loop criterion)을 만족 할 때까지 다음과정을 반복한다.

[단계 3-1] GA 과정에서 얻어진 가장 우수한 해의 이웃해를 생성한다.

[단계 3-2] 이웃해의 목적함수값과 GA 과정에서 얻어진 가장 우수한 해의 목적함수의 차를 계산한다.

[단계 3-3] 만약 목적함수의 차가 0 보다 작거나 같으면, 이웃해를 새로운 해로 받아들인다. 그렇지 않으면, 확률 $e^{(-\Delta/kT)}$ 로 이웃해를 새로운 해로 받아들인다.

[단계 4] 온도 T 를 감소시킨다.

[단계 5] 종료조건을 만족하면 [단계 6]으로. 그렇지 않으면, [단계 3]으로 가서 계산 과정을 반복 수행한다.

[단계 6] 종료

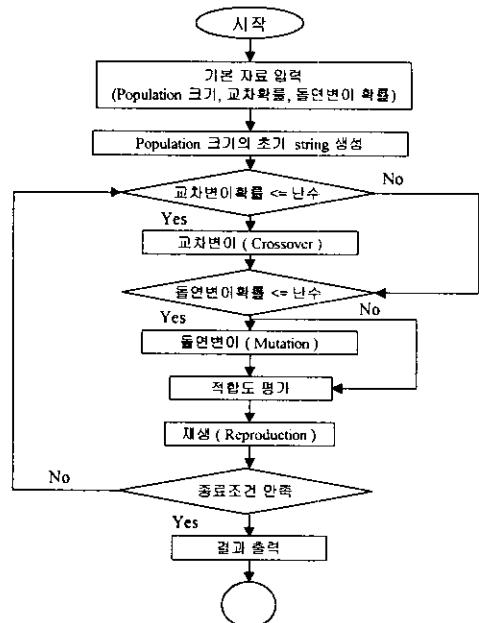


Fig. 3.5 Hybrid GA의 GA 단계

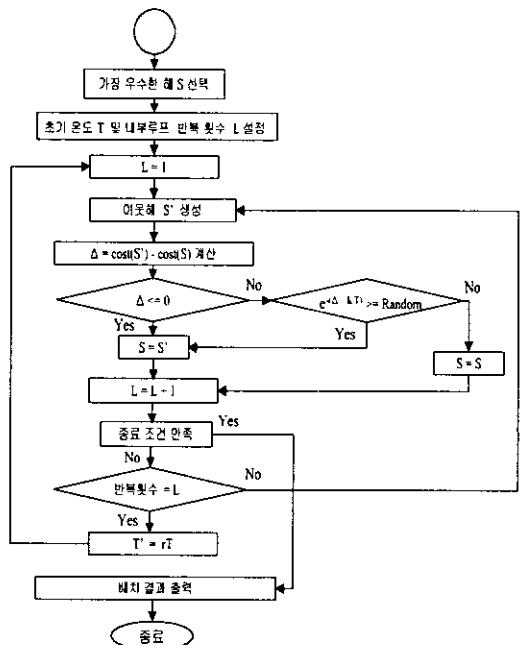


Fig. 3.6 Hybrid GA의 SA 단계

4. 실험 및 평가

본 연구를 통하여 제시한 Hybrid GA를 이용한 설비배치 알고리즘의 유효성과 효율성을 검증하고자 설비의 수가 5~30인 경우에 대하여 실험을 하였고 아울러 기존의 Tam 알고리즘과 우성식 등의 GA 알고리즘의 결과값과 비교·분석을 통하여 제안된 알고리즘의 우수성을 입증하였다.

4.1 Parameter 설정

실험을 통해서 얻어진 GA와 SA의 Parameter는 다음과 같다.

Parameter	Population Size	Crossover Rate	Mutation Rate	반복횟수
value	50	0.25	0.1	5000

Table 4.1 GA의 Parameters

n	초기 온도	온도 감소율	블쓰만 상수 (K)	내부루프 반복횟수
value	5	0.9	80~90	500
value	5	0.9	150~160	500
value	5	0.9	300	500

Table 4.2 SA의 Parameters

4.2 실험 결과 분석

설비배치의 모든 조합에 대한 전수검사가 가능한 5~10개 설비배치문제의 최적값과 개발된 알고리즘의 해를 비교하였다.

그 결과 Table 4.3에서 볼 수 있듯이 제안된 기법에 의한 해는 설비의 수가 5~10개인 경우 모두 최적해를 구할 수 있었다. 기존의 연구에서는 최적해를 찾지 못한 경우에도 모두 최적해를 찾을 수 있었다. 설비의 수가 적은 경우에 최적해를 찾을 수 있으므로 설비의 수가 많은 경우에도 최적해이거나 최적해에 근사한 해를 찾을 수 있음을 유추할 수 있다.

n	배치 방법	최적 해	이전의 GA 방법 (Woo and Park)	Hybrid GA	최적해의 String
5	Type 1	512	512	512	1-2-3-4-5
	Type 2	533	533	533	2-1-3-5-4
6	Type 1	896	896	896	1-2-3-4-5-6
	Type 2	884	884	884	3-2-5-1-4-6
7	Type 1	1319	1319	1319	1-4-5-2-3-7-6
	Type 2	1230	1230	1230	1-4-5-2-3-7-6
8	Type 1	1940	1965	1940	1-2-5-8-7-4-6-3
	Type 2	1806	1806	1806	5-1-2-6-4-8-7-3
9	Type 1	2673	2673	2673	1-2-5-8-7-3-6-4-9
	Type 2	2664	2664	2664	1-2-5-8-7-3-6-9-4
10	Type 1	3709	3709	3709	1-2-5-8-7-3-6-10-9-4
	Type 2	3519	3591	3519	10-9-1-8-7-3-4-6-2-5

Table 4.3 제안된 알고리즘과 기존 알고리즘 간의 결과 비교

PC를 이용해서 최적해를 구하기 어려운 15~30개의 설비배치문제들에 대한 제안된 설비배치알고리즘의 실험결과는 Table 4.4와 같다. 실험 결과를 기존 연구와 비교하면, Tam의 알고리즘에 비해 17~35%의 수행도 개선효과를 가져왔고, Woo and Park의 GA 알고리즘에 비해서는 2~9%의 수행도 개선효과를 가져왔다.

또한, 각각 20회에 걸친 실험 결과값의 평균조차도 이전 연구에 비해 아주 우수한 것으로 나타났으며 설비의 규모가 큰 경우일수록 더 우수한 근사해를 도출하는 것을 알 수 있었다. 이는 유전자 알고리즘은 많은 개체를 유지함으로서 근사해로 빨리 수렴하는데 세대가 거듭할수록 유전자 알고리즘은 Hill-Climbing 능력의 부족으로 인해 더욱 개선된 해를 찾지 못하지만 SA는 GA의 우수한 해를 받아 많은 실험을 통해 정해진 파라메타값을 가지고 수행함으로써 우수한 결과를 도출할 수 있었다.

n	배치 방법	Tam의 알고리즘에 의한 해	Woo & Park의 GA에 의한 해	Hybrid GA에 의한 방법		Efficiency of Hybrid GA	
				최소값	평균값	Tam의 알고리즘	Woo & Park 알고리즘
15	Type 1	13762	9120	8847	8911	35.71%	2.99%
	Type 2	12240	9855	9521	9582	22.21%	3.39%
20	Type 1	26921	21885	20029	20696	25.60%	8.48%
	Type 2	28646	22656	21698	21926	24.25%	4.23%
30	Type 1	55668	50492	46286	46545	18.06%	9.66%
	Type 2	58824	52884	48814	49324	17.02%	7.70%

Table 4.4 설비의 수가 n=15, 20, 30인 경우, Hybrid GA와 기존 알고리즘 간의 결과 비교

다음은 본 연구에서 제시한 설비배치알고리즘인 Hybrid GA를 통해서 생성된 설비배치 형태인 Type1, Type2의 설비 수 n=30일 때, GA단계와 SA단계의 수렴과정 및 결과와 그 최종배치안을 보여준다.

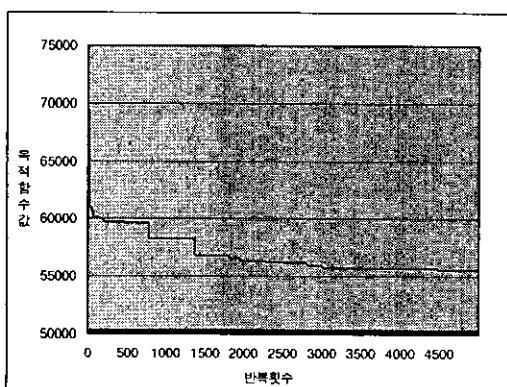


Fig. 4.1 n=30일 때, Type1에 대한 GA단계의 수렴결과

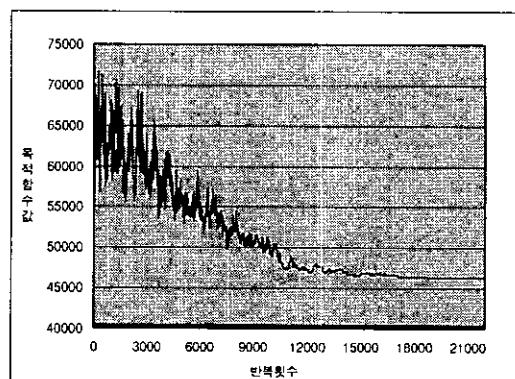


Fig. 4.2 n=30일 때, Type1에 대한 SA단계의 수렴결과

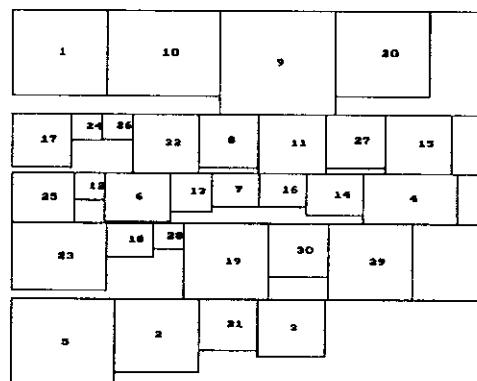


Fig. 4.3 n=30에 대한 Type1의 최종배치안

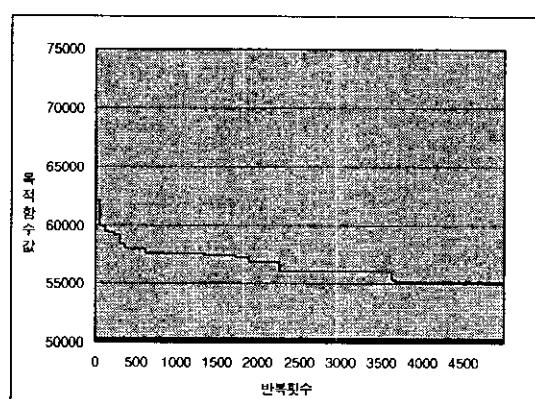


Fig. 4.4 n=30일 때, Type2에 대한 GA단계의 수렴결과

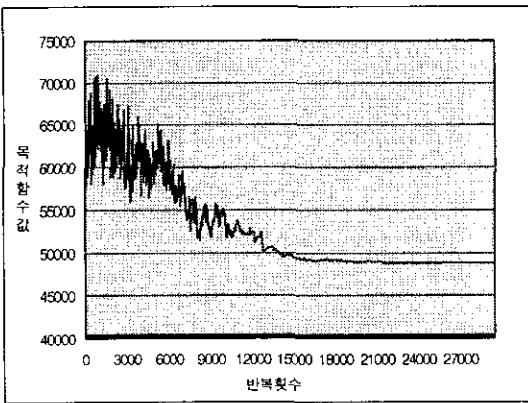


Fig. 4.5 n=30일 때, Type2에 대한 SA단계의 수렴결과

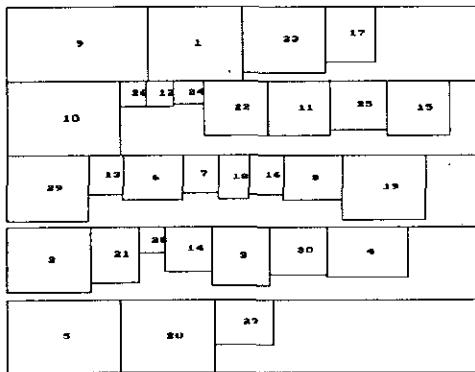


Fig. 4.6 n=30에 대한 Type1의 최종배치안

5. 결 론

시스템 설계의 초기 단계인 설비배치는 중장기 계획으로서 잘못된 설비배치는 막대한 자재 처리 비용과 재설치 비용이 소요되기 때문에 신중한 결정이 요구되는 분야이다.

본 논문에서는 설비배치문제를 해결하기 위해서 설계자가 배치할 전체 공간의 가로와 세로의 크기를 정해주면 블록단위로 수평방향으로 상한치까지 통로가 자동적으로 생성되도록 각 설비들을 효율적을 배치하는 설비배치알고리즘으로 Hybrid GA를 제안하였다.

규모가 큰 문제의 경우 GA를 이용하면 근사해로의

수렴속도는 빠른 반면에 근사해 주변에서의 해 탐색은 적용확률이 매우 낮은 돌연변이 연산자를 가지고 수행함으로써 해 탐색이 매우 느려지는데 이는 GA가 Hill-climbing 능력이 부족하기 때문이다. 그러나 SA의 경우에는 근사해로의 수렴과정은 매우 느리지만 초기배열상태가 전역 최적해에 가깝게 형성되면 근사해 주변에서의 해 탐색이 매우 뛰어나기 때문에 우수한 근사해를 찾아 낼 수 있다는 점에 착안하여 두 방법의 단점을 보완하고 장점을 더욱 강화하기 위해서 GA와 SA를 결합한 Hybrid GA 기법을 제안하였다.

본 연구에서의 제안된 기법인 Hybrid GA 기법과 기존 기법과의 결과를 비교·분석한 결과, Tam의 알고리즘에 비해 17~35%의 수행도 개선효과를 가져왔고, Woo and Park의 GA 알고리즘에 비해서는 2~9%의 수행도 개선효과를 가져왔다. 그리고, 각각 20회에 걸친 실험 결과값의 평균조차도 이전 연구에 비해 우수한 것으로 나타났으며 설비의 규모가 큰 경우 일수록 더 우수한 근사해를 도출하는 것을 알 수 있었다.

또한, 본 논문에서는 배치형태를 그래픽으로 구현하여 실제적인 배치 형태로 표현하여 각 설비들 간의 재조정과 보완 작업을 최소화하였다. 따라서 실질적인 배치형태를 확인할 수 있어 문제점의 파악이 쉽고 적용하기가 편리하다.

추후 연구과제로는 수평 방향의 통로뿐만 아니라 수직 방향의 통로까지 고려하고 나아가서 특정 위치에 특정 설비를 배치하는 경우까지 고려한 알고리즘의 연구가 필요할 것이다.

또, Hybrid GA기법의 일반성을 입증하기 위해서 보다 많은 조합최적화문제에 적용해보아야 할 것이고 이때 각 파라메타(parameter)의 설정에 대한 세밀한 연구가 필요할 것이다.

참고문헌

- 1) 우성식, 박양병, 블록단위 설비배치를 위한 유전자 알고리즘의 적용, 경영과학, 제14권 1호, pp.67-76, 1997
- 2) 홍관수, 다수요인을 가진 설비배치문제를 위한

- 모형과 Simulated Annealing 알고리즘, 경영과학, 제20권 1호, pp.63-83, 1995
- 3) 고시근(1996), 유전 알고리즘을 이용한 블록조립 공장의 생산일정계획, 경영과학회지, 제13권 제1호.
 - 4) 한용호, 류광렬(1995), 기계-부품군 형성문제의 사례를 통한 유전 알고리즘의 최적화 문제에의 응용, 경영과학회지, 제12권 제2호.
 - 5) 김여근, 윤복식, 이상복, 메타 휴리스틱, 영지문화사, 1997
 - 6) Tam. K. Y., "Genetic algorithms, function optimization, and facility layout, design", European Journal of Operations Research, Vol.63, pp.322-346, 1992
 - 7) Jasmit Singh Kochhar, Bryce T. Foster, Sunderesh S. Heragu, "A Genetic algorithm for the unequal area facility layout problem", Computers Operations Research, Vol.25, No.7/8, pp.583-594, 1998
 - 8) Dijin Gong, Genji Yamazaki, Mitsuo Gen, Weixuan Xu, "A genetic algorithm method for one-dimensional machine location problems", International Journal of Production Economics, 60-61, pp.337-342, 1999