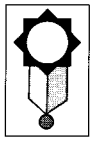
韓國經營科學會誌
第26卷 第4號
2001年 12月



유전 알고리즘을 이용한 생산 및 분배 계획

정성원* · 장양자* · 박진우*

A study on production and distribution planning problems using hybrid genetic algorithm

Sungwon Jung* · Yangja Jang* · Jinwoo Park*

■ Abstract ■

Rapid development in computer and network technology these days has created an environment in which decisions for manufacturing companies can be made in a much broader perspective. Especially, better decisions on production and distribution planning(PDP) problems can be made taking advantage of real time information from all the parties concerned. However, since the PDP problem-a core part of the supply chain management- is known to be the so-called NP-hard problem, so heuristic methods are dominantly used to find out solutions in a reasonable time. As one of those heuristic techniques, many previous studies considered genetic algorithms. A standard genetic algorithm applies rules of reproduction, gene crossover, and mutation to the pseudo-organisms so the organisms can pass along beneficial and survival-enhancing traits to a new generation. When it comes to representing a chromosome on the problem, it is hard to guarantee an evolution of solutions through classic algorithm operations alone, for there exists a strong epitasis among genes. To resolve this problem, we propose a hybrid genetic algorithm based on Silver-Meal heuristic. Using IMS-TB(Intelligent Manufacturing System Test-bed) problem sets, the good performance of the proposed algorithm is demonstrated.

Keyword : SCM(Supply chain management), Production and distribution planning, Hybrid genetic algorithm, Silver-Meal Heuristic

2001년도 추계 한국경영과학회 학술대회(2001년 10월 20일) 최우수논문상(이론부문) 수상논문으로 소정의 심사과정을 거쳐 게재추천되었음.
* 서울대학교 공과대학 산업공학과/서울대학교 자동화시스템 공동연구소

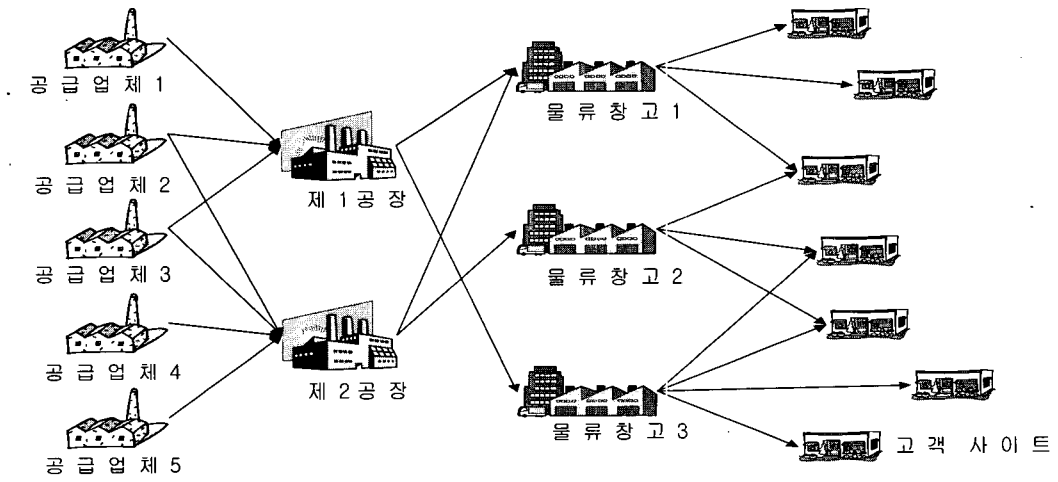
1. 서 론

1980년대와 1990년대에 기업들은 ERP(Enterprise Resource Planning)와 같은 기업 수준의 자원 관리 및 효율적인 의사결정지원시스템에 많은 투자를 하여 왔으며 최근에는 기업내부 수준을 넘어 공급 사슬에 참여하는 기업들 간의 의사 결정의 효율성을 높일 수 있는 어플리케이션에 대한 관심이 고조되고 있다. 이러한 어플리케이션의 개발을 위해서는 다양한 분야에 있어 의사 결정을 내릴 수 있는 효율적인 알고리즘들이 필요하다. 본 연구에서는 제조의 의사결정 문제 중 생산 및 분배계획을 위한 효율적인 알고리즘을 제안하고자 한다. 생산 및 분배계획은 공급 사슬 관리(Supply Chain Management)의 핵심이 되는 문제이다. 그러나 이 문제는 NP-hard 문제이기 때문에 적절한 시간 내에 우수한 해를 찾기 위한 경험적 기법들이 필요하다. 이러한 경험적 기법 중에서 활발하게 연구가 진행되어지고 있는 것이 유전 알고리즘이다. 유전 알고리즘은 자연계에서의 적자생존에 따른 개체 진화 원리를 문제 풀이에 적용한 것이다. 본 연구에서 다루는 문제에 대해 해를 염색체(Chromosome)로 표현하면 유전자(gene)간의 강한 상호작용(epitasis)가 존재하는 관계로 고전적 알고리즘에서의 연산(operation) 만으로 해의 진화를 보장하기가 어렵다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해서 본 연구에서는 Silver-Meal 기법에 기반한 혼합형 유전 알고리즘을 제시하고 이러한 문제를 풀기 위한 시스템을 개발하였다.

앞으로 2장에서는 기존 관련 연구들에 대하여 살펴보고 3장에서 제안한 혼합 유전알고리즘에 대하여 설명한 후, 4장에서는 실험 결과, 5장에서 결론 및 추후 연구 과제에 대하여 논한다.

2. 기존 연구

[그림 1]은 공급 사슬의 예로서, 다수 제품에 대하여 수요를 가지고 있는 고객, 적시에 적량의 제품을 배송하는 책임을 지고 있는 다수의 물류 창고, 제품을 최종 조립하는 공장 및 다양한 자재를 공급하는 공급업체들과 그 연결 관계를 보여준다. 공급 사슬상에서는 다수의 고객으로부터 발생하는 다양한 제품들에 대한 수요를 최소의 비용으로 만족시켜주기 위해서 언제 어떤 공장에서 각각의 제품들을 얼마만큼 만들어야 하는지, 그리고 이러한 제품들을 고객에게 전달하기 위하여 어떤 경로를 거쳐야 하는지에 대하여 결정하는 생산 분배 문제가 존재한다.



[그림 1]

이와 같은 생산 분배 문제는 연결 경로를 선택하는 이진 변수와 생산량을 결정하는 일반 변수를 가진 혼합 정수계획법으로 모형화할 수 있다. 혼합 정수계획법은 문제 크기가 커짐에 따라 해법을 구하는 시간이 기하급수적으로 증가한다. 따라서 이러한 혼합 정수계획법으로 풀기 위하여 Relaxation을 이용한 해법들이 있다. 이러한 해법들 중 Vercellis[1]는 LP를 기반으로 이진 변수에 대한 제약을 없애고 문제를 푼 후 이들 변수를 다시 0 또는 1로 설정하여 해를 찾는 방법을 보여주었고 Fumero [2]는 분해과정(Decomposition procedure)을 Lagrangian multiplier를 이용해서 생산과 수송 문제를 분리하고, 수송 문제를 정수해와 실수해를 분리해서 해결하는 방법을 제안하였다.

Barbarosoglu[3]는 분해과정을 용이하게 이용하기 위해 재고 변수를 없애고 Lagrangian relaxation을 이용하여 두 하위문제(sub-problem) 사이의 정보 교환을 통하여 문제를 푸는 방법을 제안하였다.

그런데 앞서 언급된 바와 같이 생산 분배 문제는 문제의 크기가 커짐에 따라 문제 풀이에 소요되는 시간이 기하급수적으로 늘어나는 NP-Hard 문제로 알려져 있다. 하나의 공급 사슬에서 다루는 제품 및 참여 업체들의 수, 계획 기간들의 조합을 고려하면 실제 현장에서 사용할 수 없을 만큼 문제의 크기가 커질 수밖에 없게 된다. 따라서 이러한 문제를 풀기 위해서는 적절한 시간 내에 우수한 해를 찾기 위한 방안으로 다양한 경험적 기법들의 적용이 고려되어야 할 것이다.

공급 사슬 상에서 생산과 분배 계획을 다루는 연구로는 Lee[4]가 선구자적인 위치에 있었다고 말할 수 있다. Lee[4]는 공급 사슬을 대상으로 하는 자재관리에 관한 모델을 제시하였다. 이 모델은 공급 사슬 상에 위치하는 각각의 거점이 자재를 받아들이는 일과 생산활동을 한다고 설정하고, 각 거점마다의 수요와 리드타임을 고려한 모형을 만들었다. 또한 만든 모형을 HP의 DeskJet 제품의 공급 사슬에 적용하여 재고와 서비스간의 tradeoff를 제시하기도 하였다.

통합된 생산 분배 계획에 대해서는 Chandra[5]에 의해 생산 계획과 분배 계획의 조화(Coordination)가 제시되면서 좀더 구체적으로 다루어지게 되었다. 물론 그 이전에도 Cohen[6]의 통합된 생산 분배 계획에 관한 연구가 있었지만 이들은 서로 분리되어 있는 하위 모델을 각각 만들어 놓고, 문제를 해결하는 과정에서 충돌되는 부분이 존재하는 경우에 한하여 서로의 결과를 수정함으로써 조화(coordination)를 시켰다. 본 연구에서 다루고자 하는 문제에 있어 경험적 기법을 이용하여 접근한 연구 중에 참고할 만한 것이 Dellaert[7]가 제시한 유전 알고리즘을 이용한 방법이다. 여기서는 오직 생산 문제(MLLS : Multi-Level Lot Sizing)만을 다루었다. Dellaert[7]의 연구는 다계층 생산 문제가 왜 어려운지 또 이러한 문제에 있어 유전 알고리즘을 적용할 경우 어떤 식으로 해의 유전적 표현을 해야 하는지에 대하여 보여준다. 그러나 이 연구는 분배문제에 대해서는 고려하지 않았고, 고전적 알고리즘만을 적용하여하였다. 또한 해의 진화에 대한 해결책을 명확히 보여주지 못하였다.

3. 혼합 유전 알고리즘

일반적인 유전 알고리즘(GA : Genetic Algorithm)은 문제의 기본 해를 유전자(gene)라고 불리는 문자나 기호의 배열인 염색체(chromosome)로 표현하고, 초기에 이러한 해로 해집단을 구성한다. 그 후 구성된 해집단에 선택(selection)과 유전 연산자에 해당하는 교차(crossover), 돌연변이(mutation) 과정을 통해 새로운 세대를 형성하고 이러한 세대를 통한 진화를 거쳐 우수한 해를 찾는 방식으로 볼 수 있다[8].

그러나 유전자간의 상호 관계가 강한 경우에 있어서는 고전적 유전 알고리즘에서 제시하는 교차 및 돌연변이 연산만을 통해서는 진화가 이루어진다는 보장이 없다. 이러한 점을 보완하기 위해 교

차와 변이로 만들어진 해에 지역 최적화 알고리즘을 적용하는데 이를 혼합형 유전 알고리즘(hybrid GA)이라고 한다. 이는 교차/변이를 통해 해를 지역 최적점 근처에 갖다 놓으면 지역 최적화 알고리즘이 지역 최적점으로 안내하는 것을 의미한다. 혼합형 유전 알고리즘은 두 가지 관점에서 볼 수 있다. 첫째는 지역 최적화 알고리즘이 유전 알고리즘의 지역 최적점 근처에서의 미세 조정(fine-tuning)을 돕는다는 관점이고, 둘째는 유전 알고리즘이 지역 최적화 알고리즘을 위한 다양한 초기해(initial solution)를 제공한다는 관점이다. 이러한 혼합형 유전 알고리즘에는 크게 라마르크형(Lamarckian GA)과 볼드윈형(Baldwinian GA)으로 나눌 수 있다. 라마르크형은 염색체에 지역 최적화 알고리즘을 적용한 다음 염색체를 덮어쓰는 것으로 지역 최적화의 결과로 염색체가 바뀐다. 볼드윈형은 지역 최적화 알고리즘을 사용하지만 염색체는 그대로 두어 지역 최적화 알고리즘의 결과로 나온 해는 염색체의 적합도 평가를 위해서 참조만 하는 것을 말한다([9]).

본 연구에서 제안하는 혼합형 유전 알고리즘은 지역 최적화 알고리즘으로 생산계획 분야에서 널리 알려진 Silver-Meal 기법을 사용하는 라마르크형 알고리즘으로 볼 수 있다.

3.1 해의 유전적 표현

해의 유전적 표현을 위하여 Dellaert가 제시한 이진표현방법을 사용하였다.

$$V_{ijk}\begin{cases} \text{사이트 i, 제품 j, 기간 k에서 생산(주문)함} \\ \text{사이트 i, 제품 j, 기간 k에서 생산(주문)안함} \end{cases}$$

<표 1>은 특정 사이트(i)에서 특정 제품(j)에 대한 각 기간별 수요가 주어졌을 경우, 해의 유전적 표현과 실제 해를 나타내는 것이다. 예를 들어 기간1에서 $V_{ij1}=1$이라는 의미는 기간 1에 생산(분배 사이트의 경우는 주문)을 하는 것을 의미하며, 생산량(주문량)은 생산(주문)을 하지 않는 기간 2, 3의 수요까지 만족시킬 수 있어야 하므로 160(30+50+80)이 된다.

〈표 1〉

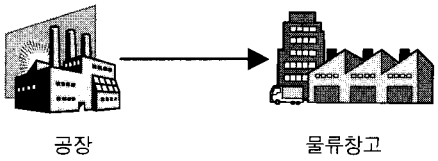
기 간	1	2	3	4	5	6	7	8
수 요	30	50	80	20	90	30	20	30
염색체	1	0	0	1	0	1	0	0
생산량	160	0	0	110	0	80	0	0

3.2 변이 연산

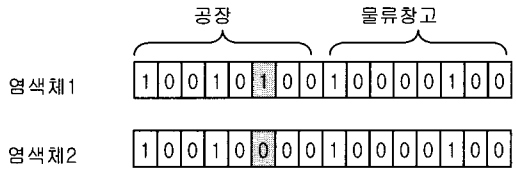
앞에서와 같이 해의 유전적 표현을 결정을 한 후에는 해의 진화와 탐색을 위하여 돌연변이 및 교차 연산을 결정해야 한다. 일반적으로 돌연변이 연산은 부모 해에 없는 속성을 도입하여 탐색 공간을 넓히려는 목적을 가진 연산이다. 각각의 유전자에 대하여 [0, 1] 범위의 난수를 생성하여 미리 정한 임의의 임계 값 미만의 수가 나오면 해당 유전자를 임의로 변형시키고 그 이상의 수가 나오면 별다른 변형을 가하지 않는 방법을 사용한다. 본 연구 실험에서의 변이 연산으로는 알고리즘이 진행됨에 따라 점점 변이의 강도를 줄여 가는 비균등 변이(non-uniform mutation) 연산자를 채택하였다.

3.3 교차 연산

교차 연산은 부모 해의 우수한 유전 특성을 기반으로 새로운 자식 해를 생성하는 것으로 이러한 교차 연산을 통하여 해의 진화가 이루어 질 수 있다. 그러나 본 연구에서 다루고 있는 문제에 있어 유전자 간의 상호 관계가 심한 관계로 교차 연산을 통한 해의 진화를 기대하기 힘들다. 예를 들어 [그림 2]와 같은 단일 제품만을 고려한 두 계층 모델에서, 8기간 동안의 생산 계획 문제를 유전알고리즘으로 풀기 위하여 Dellaert가 제안한 방식으로 해를 표현하면, [그림 3]과 같은 16개의 유전자로 표현할 수 있다.



[그림 2]



[그림 3]

〈표 2〉

물류창고/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
수 요	30	50	80	20	90	30	20	30
염 색 체	1	0	0	1	0	1	0	0
주 문 량	160	0	0	110	0	80	0	0
공장/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
수 요	160	0	0	110	0	80	0	0
염 색 체	1	0	0	0	0	1	0	0
주 문 량	270	0	0	0	0	80	0	0

염색체 1

물류창고/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
수 요	30	50	80	20	90	30	20	30
염 색 체	1	0	0	1	0	0	0	0
주 문 량	160	0	0	190	0	9	0	0
공장/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
수 요	160	0	0	190	0	0	0	0
염 색 체	1	0	0	0	0	1	0	0
주 문 량	350	0	0	0	0	0	0	0

염색체 2

[그림 3]에서의 두 염색체는 6번째 유전자의 값이 1에서 0로 바뀌었을 뿐 나머지 동일한 해를 나타낸다. 그러나 각각의 염색체들의 의미는 <표 2>에서와 같이 해석하게 되며 6번째 유전자의 값이 1에서 0으로 바뀜에 따라 4번째, 9번째, 14번째 유전자의 의미가 모두 바뀌어진 것을 볼 수 있다. 즉 본 연구에서 다루고 있는 생산 분배 문제는 그 유형상 특정 위치에서의 유전자 값의 변화가 다른 유전자의 의미를 바꾸는 역할을 하게 되는 유전자 간의 상호작용이 강한 문제이다. 앞에서 언급한 바와 같이 이러한 유전자간의 강한 상호 관계는 부모 해의 교차연산을 통한 해의 진화를 기대하기 어렵게 만들고 따라서 이를 보완하기 위한 지역 최적화 알고리즘의 적용이 필요한 것이다.

3.4 Silver-Meal 기법 적용

본 연구에서는 앞서 언급한 유전자 간의 강한 상호작용으로 인하여 해가 제대로 진화되어 질 수 없다는 점을 보완하기 위하여 Silver-Meal 기법을 적용하였다. 해의 교차와 돌연변이 연산을 통하여 자식 해가 나온 경우, 이 해를 아주 간단한 연산을 통하여 보다 우수한 해로 변화하는 방법으로, 해당 사이트에서의 생산/주문 비용과 재고 유지 비용간의 관계만을 고려하여 현 시점에서 생산/주문하는 것이 이익인 경우에는 생산/주문을 하고 그렇지 않고 그 전기에서 생산/주문을 통해 재고로서 수요를 만족시키는 것이 나은 경우 생산/주문을 하지 않는 것이다. 이 방법은 임의의 염색체를 선택하고 해당 염색체에 대하여 Silver-Meal 기법에서의 준비비용과 재고유지비용을 분석하여 염색체의 변화를 가하여 해가 진화를 돕는 것이다. 예를 들어 <표3-1>에서와 같이 자식 해가 생성되었다고 할 경우 우선 임의로 유전자를 하나 선택한다. 기간 5에 해당하는 유전자가 선택되어졌다고 가정한다.

〈표 3-1〉

기 간	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
수 요	30	150	90	140	140	140	130	100	60	90
염색체	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0
주문량	30	520	0	0	0	270	0	100	150	0

현재 해의 경우 기간 5에 해당하는 유전자는 0이고 따라서 이 기간의 수요에 대하여 기간 2에서 생

산하게 된다. 만약 이 기간에 생산을 하게 되면 1000만큼의 준비 비용이 발생하지만 현재와 같이 생산을 하지 않는 경우 기간 2에서부터 발생하는 재고 비용은 2100(= 보유기간 * 유지비용 * 수요) 발생한다. 이런 경우 해당 유전자 값을 0에서 1로 바꾸면 생산 계획은 <표 3-2>와 같이 변경되어 전체 해는 10,050에서 8,950으로 줄어들게 된다.

〈표 3-2〉

기 간	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
수 요	30	150	90	140	140	140	130	100	60	90
염색체	1	1	0	0	1	1	0	1	1	0
주문량	30	380	0	0	140	270	0	100	150	0

h(재고유지비용) : 5 , A(준비비용) : 1000

이와 반대로 선택된 유전자가 1인 경우에 분석을 통하여 생산을 하지 않고 재고로 공급받는 것이 경제적인 것으로 판명나면 선택된 유전자를 0으로 만들고 이 기간에서 재고로 공급받는 기간들 중 하나를 Silver-Meal 기법에 의거하여 생산하도록 만든다. 이 기법의 적용에 있어 고려 사항은 상위 계층에서의 Silver-Meal 기법의 적용을 통한 생산 계획은 하위 계층에서의 수요에 변화를 야기시켜 해당 계층에서는 비용의 감소를 가져오나 전체적으로 비용의 증가 위험이 있기 때문에, 이러한 점을 보완하기 위하여 상위 단계에서는 아주 낮은 확률로서 이 기법을 적용하고 하위 단계로 갈수록 적용 확률을 높여야 한다는 것이다. 실험 결과에서 언급하겠지만 이 방법을 사용하게 되면 세대가 진화함에 따라 해의 진화가 빨리 이루어지게 하여 우수한 해를 얻어지는 것을 알 수 있다.

Silver-Meal 기법의 적용 과정은 다른 관점에서 보게 되면 돌연변이 연산과 유사하게 보일 수도 있다. 그러나 돌연변이 연산은 해의 진화 여부와 관계없이 임의로 유전자를 바꾸는 것이라면 이 과정은 교차 연산과 돌연변이 연산이 끝난 자식 해들에 대하여 각 유전자들을 대상으로 보다 우수한 해로 대치시키는 과정으로 볼 수 있다.

3.5 해의 적정성 평가 및 해석

교차와 돌연변이 연산 및 지역 최적화 알고리즘을 적용한 해에 대해서 해의 적정성을 평가해야 한다. 해의 적정성 평가는 <표 2>에서와 같이 염색체 형태로 표현된 해를 해석하여 실제 생산/주문량으로 바꾸기 전에 이들 해석에서 의미가 없거나 혹은 불가능 해의 생성을 방지하기 위한 단계이다. Dellaert[7]는 이러한 해의 적정성 평가를 위하여 (1) 초기 수요를 만족하기 위한 생산/주문 계획이 존재하는가 (2) 특정 기간에 수요가 없는 경우에도 생산 계획이 있는 경우는 없는가 등에 대하여 적정성 평가를 하였다. 이는 생산 계획만을 고려한 것이고 분배 계획을 고려할 경우에는 (3) 특정 사이트에 대하여 단일 제품을 공급에 있어 둘 이상의 사이트가 존재하지는 않는가에 대하여도 고려하여야 한다.

<표 4-1>을 보게 되면 초기 기간 1, 2, 3기의 수요를 만족시키기 위한 생산 계획이 없고 따라서 이러한 해는 불가능 해이다. 이러한 해가 나온 경우에는 초기 수요를 만족하기 위하여 그 시점에서 반드시 생산계획이 있게 만들어야 한다.

<표 4-2>을 보게 되면 기간 6에는 수요가 없음에도 불구하고 기간 7의 수요에 대하여 생산을 한다. 이런 경우 나온 해는 전체 수요를 만족시키는 해이지만 결코 좋은 해라고 할 수 없다. 따라서 기간 6에서의 생산 계획은 없애야 한다.

공장 1에서 제품 생산을 위한 특정 부품 공급이 공급업체 1, 공급업체 2 두 곳에서 가능한 경우에 대하여 고려해 보자. <표 4-3>에는 공장 1에서 필요로 하는 부품 수요와 공급업체 1, 공급업체 2에 해당하는 염색체 정보가 나타나 있다. 그러나 이 정보만으로는 각 공급업체에서의 생산량을 결정할 수 없다. 예를 들어 앞서 언급한 방식으로 공급업체 1의 경우 기간 1에서 160만큼 생산한다면 (기간 1~3까지 수요의 합) 공급업체 2에서 기간 2에 130만큼 생산을 하는 것은 과잉 공급을 야기한다.

〈표 4-1〉

기 간	1	2	3	4	5	6	7	8
수 요	160	0	0	110	0	0	80	0
염색체	1	0	0	0	0	1	0	0
생산량	270	0	0	0	80	0	0	0

〈표 4-2〉

기 간	1	2	3	4	5	6	7	8
수 요	160	0	0	110	0	0	80	0
염색체	1	0	0	0	0	1	0	0
생산량	270	0	0	0	80	0	0	0

〈표 4-3〉

기 간	1	2	3	4	5	6	7	8
부 품 수 요	30	50	80	20	90	30	20	30
업체1-염색체	1	0	0	1	0	0	0	0
업체2-염색체	0	1	0	1	0	0	0	0

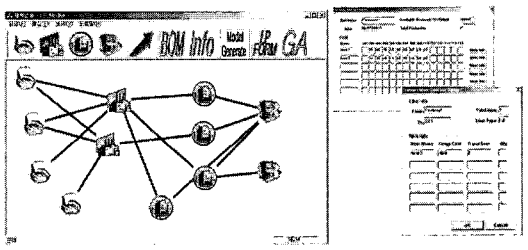
〈표 4-4〉

부품 수요	30	50	80	20	90	30	20	30
업체1/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
네트웍정보	1	0	0	1	0	0	0	1
수 요	30	0	0	20	0	30	0	0
염 색 체	1	0	0	1	0	0	0	0
생 산 량	30	0	0	50	0	0	0	0
업체2/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
네트웍정보	0	1	1	0	1	1	1	0
수 요	0	50	80	0	90	30	20	0
염 색 체	0	1	0	1	0	0	0	0
생 산 량	0	130	0	140	0	0	0	0

이러한 정보를 해결하기 위해서는 <표 4-4> 같이 부품수요를 각 기간별로 공급 업체들에게 적절하게 할당해주는 네트워크 정보가 필요하다. 수요를 각 기간별로 공급업체에 할당해주는 이유는 생산용량의 제약을 고려하지 않는다면 특정 기간의 수요는 두 공급업체 중 한 곳에서 공급하는 것이 전체 비용을 절감시키기 때문이다. 유전 알고리즘에서는 특정 제품이나 부품이 복수의 업체에서 생산 또는 공급 가능한 경우 이러한 네트워크 정보를 임의로 만들어 각 염색체가 서로 다른 네트워크 정보를 가지게 할당한다. 세대가 진화함에 따라 열등한 해가 가지고 있는 네트워크 정보는 임의 변환시키는 반면 우수한 해가 가지고 있는 네트워크 정보는 계속 유지하는 정책을 사용한다.

4. 실 험

실험을 위해 [그림 3]과 같은 4계층 공급사슬모델을 임의로 생성하여 생산분배문제를 푸는 IMS-TB ver1.0을 만들었다.



[그림 3]

4.1 모델 생성

사용자가 각 계층(공급업체, 공장, 물류창고, 고객사)에 참여하는 업체 수를 정하면 우선 고객사에서의 각각의 제품 수요를 임의로 결정하고 해당 제품 및 이를 위해 필요한 부품을 다루는 업체들끼리 네트워크를 생성한다. 생성된 네트워크와 업체들에서 다루는 제품 및 부품들에 대하여 생산/주문 준비비용 및 재고유지비용을 주어진 범위 내에서 임의로 생성한다. 이렇게 만들어진 공급사슬 모델은 CPLEX7.0과 연동을 통한 혼합정수계획법, 고전적 유전알고리즘, 본 연구에서 제안한 혼합 유전알고리즘으로 풀 수 있다.

4.2 비교 분석

IMS-TB ver1.0을 이용하여 생성된 모델들에

대하여 앞서 언급한 세 가지 방법으로 문제를 풀면 혼합정수계획법은 언제나 최적해를 보장을 해주지만 문제의 크기가 커지면 푸는 시간이 기하급수적으로 증가하는 경향을 보이고, 유전 알고리즘은 문제 크기에 비례하여 증가하는 경향을 보였다. 고전적 유전알고리즘과 제안한 혼합형 유전알고리즘을 비교하는 경우 30번의 실험에서 모든 경우에 있어 혼합형 유전알고리즘이 우수한 결과를 보였다.

〈표 5-1〉

알고리즘	모델 1		모델 2	
	시 간	비 용	시 간	비 용
혼합정수계획법	144초	169570	53325초	609870
고전적 유전알고리즘	224초	172980	1703초	623680
혼합형 유전알고리즘	**233초**	**169920**	**1872초**	**614770**

〈표 5-2〉

모델 1	모델 2
고객사 2개	고객사 4개
물류센터 2개	물류센터 3개
공장 2개	공장 4개
공급업체 1개	공급업체 6개
기간 10	기간 10
최종 제품 3개	최종 제품 3개
주요 부품 3개	주요 재공품 3개
190개의 0/1변수 포함	480개의 0/1변수 포함

<표 5-1>은 <표 5-2>와 같이 제시된 두 모델에 대해 각각의 알고리즘을 이용하여 문제를 푸는데 소요된 시간과 최적 해를 보여주고 있다.

<표 5-1>에서 언급한 비용은 재고유지비용, 생산/주문 준비비용에 제품 및 부품을 생산하는데 발생하는 생산비용이 들어간다. 전체 비용에 있어 고정적으로 발생하는 이들 생산비용이 차지하는 비중이 큰 관계로 각 알고리즘 사이의 비용 차가 크지 않게 보인다. 그러나 생산비용이 전체 비용에 차지하는 비용이 80~90%임을 고려하면 각 알고리즘에 의한 비용 차가 뚜렷하다고 볼 수 있다.

5. 결론 및 추후 연구 사항

생산 분배 문제에서 유전 알고리즘을 적용하기 위하여 본 연구에서는 Silver-Meal 기법의 적용을 제안하였고 이러한 문제에서 해의 유전적 표현 및 해석을 위하여 고려할 사항에 대하여 언급하였다. 제안한 해법의 우수성을 평가하기 위하여 비교적 크기가 작아 혼합 정수 계획법으로 최적해를 구할 수 있는 30개의 문제들을 임의로 만들어 Dellaert [7]가 제안한 고전적 유전 알고리즘 해법과 비교하여 보았다. 그러한 결과 모든 경우에 있어 본 연구에서 제안한 혼합형 유전 알고리즘이 고전적 유전 알고리즘에 비해 우수한 결과를 보였다. 그러나 이러한 결과를 일반화하기 위해서는 보다 많은 실험이 필요하며, 알고리즘을 정교하게 만들 필요성이 있다. 예를 들어 상위 계층에서 Silver-Meal 기법을 적용하는 것은 전체적인 해의 진화에 역행하는 결과를 낳을 수 있다. 즉 상위 단계의 유전자들에 대해서 해의 진화를 보장할 수 있는 지역 최적화 알고리즘 고안의 필요성이 있는 것이다. 또한 분배 문제에 있어 앞에서 언급한 바와 같이 수요 할당의 필요성이 생기는데 이를 보다 효율적으로 할당시키는 방안이 강구되어져야 한다. 또한 본 연구에서는 용량 제약은 고려하지 않았다. 그러나 생산 및 분배 문제에 있어 이러한 용량 제약은 반드시 고려되어져야 할 사항이다.

참 고 문 헌

[1] Vercellis, C., "Multi-plant production planning in capacitated self-configuring two-stage serial systems," European Journal of Operational Research, Vol.119(1999), pp.451-460.

[2] Fumero, F., C. Vercellis, "Integrating distribution, machine assignment and lot-sizing via Lagrangean relaxation," Int. J. Production Economics, Vol.49(1997), pp.45-54.

[3] Barbarosoglu, G., D. Ozgur, "Hierarchical design of an integrated production and 2-echelon distribution system," European Journal of Operational Research, Vol.118(1999), pp.464-484.

[4] Lee, H.L., C. Billington, "Material Management in Decentralized Supply Chains," Operation Research, Vol.41, No.5(1993), pp.835-847

[5] Chandra, P., M.L. Fisher, "Coordination of Production and Distribution Planning," European Journal of Operational Research, Vol. 72(1994), pp.503-517.

[6] Cohen, M.A., H.L. Lee, "Strategic Analysis of Integrated Production-Distribution Systems : Models and Methods," Operation Research, Vol.36, No.2(1988), pp.216-228.

[7] N. Dellaert, A Genetic algorithm to solve the general multi-level lot-sizing problem with time-varying costs, International Journal of Production Economics 68, 2000.

[8] 김여근, 윤복식, 이상복, "메타 휴리스틱", 영지문화사, 1997.

[9] 문병로, 유전 알고리즘, 다성출판사, 2000.