

유전 알고리즘을 이용한 생산 및 분배 계획

A study on the Production and distribution planning using a genetic algorithm

정성원, 장양자, 박진우
서울대학교 산업공학과

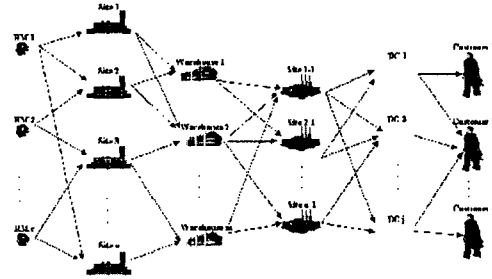
Abstract

Today's rapid development in the computer and network technology makes the environment which enables the companies to consider their decisions on the wide point of view and enables the software vendors to make the software packages to help these decisions. To make these software packages, many algorithms should be developed. The production and distribution planning problem belongs to those problems that industry manufacturers daily face in organizing their overall production plan. However, this combinatorial optimization problem can not be solved optimally in a reasonable time when large instances are considered. This legitimates the search for heuristic techniques. As one of these heuristic techniques, genetic algorithm has been considered in many researches. A standard genetic algorithm is a problem solving method that apply the rules of reproduction, gene crossover, and mutation to these pseudo-organisms so those organisms can pass beneficial and survival-enhancing traits to new generation. This standard genetic algorithm should not be applied to this problem directly because when we represent the chromosome of this problem, there may exist high epistasis between genes. So in this paper, we proposed the hybrid genetic algorithm which turns out to better result than standard genetic algorithms

I. 서론

1980년대와 1990년대에 많은 기업들은 ERP와 기업 수준의 어플리케이션에 많은 투자를 통하여 내부 통합 작업에 심혈을 기울여왔다. 이제는 보다 기업의 경쟁력을 키우기 위한 일환으로, 기업 외부의 의사 결정의 효율성을 높일 수 있도록 통합적 관점에서 공급사슬에서의 의사 결정을 수행할 수 있는 여러 어플리케이션 투자에 관심을 가지고 있다. 이러한 어플리케이션의 개발을 위해서는 다양한 분야에 있어 알고리즘 개발이 필요한 실정이다.

본 연구에서 [그림1]과 같이 다수의 고객으로부터 발생하는 다양한 제품들에 대한 수요를 만족 시켜주기 위해서 언제 어떤 공장에서 각각의 제품들을 얼마만큼 만들어야 하는지, 그리고 이러한 제품들은 고객에게 전달하기 위하여 어떤 경로를 거쳐야 하는지에 대하여 결정하는 생산 분배 문제를 다루고자 한다.



<그림1>

이러한 문제를 풀기 위하여 사용될 수 있는 최적화 알고리즘으로 혼합 정수 계획법을 들 수 있다. 이러한 혼합 정수 계획법은 문제의 크기가 커짐에 따라 문제 풀이에 소요되는 시간이 기하급수적으로 늘어나는 NP-Hard 문제이다. 통합적 관점에서 이러한 문제를 접근하게 되면 각 사이트들에 대하여 생산 또는 분배 가능한 제품의 수와 계획기간의 조합으로 문제의 크기는 적정한 시간에 풀 수 없을 만큼 커질 수 밖에 없게 된다. 이러한 문제로 인하여 보다 빨리 그렇지만 비교적 좋은 해를 구할 수 있는 경험적 기법들에 대한 연구가 이루어지고 있다.

II. 기존 알고리즘 고찰

공급 사슬 상에서 생산과 분배 계획을 다루는 연구는 Hau L. Lee가 선두자 적인 위치에 있었다고 말할 수 있다. Lee, Billington은 분산된 공급 사슬을 대상으로 하는 자재관리에 관한 모델을 제시하였다. 이 모델은 공급 사슬 상에 위치하는 각각의 거점이 자재를 받아들이는 일과 생산을 한다고 설정하고, 각 거점마다의 수요와 리드타임을 고려한 모형을 만들었다. 또한 만든 모형을 HP의 DESKJET 공급 사슬에 적용하여 재고와 서비스 간의 tradeoff를 제시하기도 하였다.

통합된 생산 분배 계획에 대해서는 Chandra, Fisher에 의해서 생산 계획과 분배 계획의 조화(Coordination)가 제시되면서 좀더 구체적으로 다루어지게 되었다. 물론 그 이전에도 Cohen, Lee에서도 통합된 생산 분배 계획에 관한 연구는 이루어졌다 이들은 서로 분리되어 있는 하위 모델을 각각 만들어 놓고, 문제를 해결하는 과정에서 충돌되는 부분이 존재하는 경우에 한하여 서로의 결과를 수정함으로써 조화(coordination)를 시켰다.

이러한 문제에 있어 경험적 기법을 이용하여 접근한 연구 중에 참고할 만한 것이 Dellaert가 제시한 유전 알고리즘을 이용한 방법이다. 여기서는 오직 생산 문제(MLS Multi-Level Lot Sizing) 문제만을 다루었다. (분배 문제는 고려하지 않음)

Dellaert의 연구는 다 계층 생산 문제가 왜 어려운지 또 이러한 문제에 있어 유전알고리즘을 적용할 경우 어떤 식으로 해의 유전적 표현을 해야 하는지에 대하여 보여준다. 그러나 이 연구는 분배문제에 대해서는 고려하지 않았고, 단순히 고전적 알고리즘만을 적용하여 해의 진화를 보장할 수 있는가에 대해서는 별다른 언급이 없다. 그 이후로 통합된 생산 분배 계획에 관련된 논문은 고려하는 제품, 공장, 창고 등의 수가 한 개인가, 여러 개인가에 대한 환경 변수들을 증가시키는 방향으로 발전하였다. 이러한 문제 범위에 상응하는 해결 방법은 그리 다양하지 않다. 수학적 방식을 이용하는 것이 대부분이며, 그 중에 대표적인 방법이 문제의 분해(decomposition) 방법이다.

III. 유전 알고리즘 개발

일반적인 유전 알고리즘은 문제의 기본 해를 유전자(gene)이라고 불리는 문자나 기호의 배열인 염색체(chromosome)로 표현하고, 초기에 이러한 해로 구성된 해집단을 갖는다. 이렇게 구성된 해집단은 선택(selection)과 유전 연산자에 해당하는 교차(crossover), 돌연변이(mutation)의 과정을 통해 세대를 형성하고 이러한 세대를 통한 진화를 거쳐 우수한 해를 찾는 방식으로 볼 수 있다. 그러나 유전자간의 상호 관계가 강한 경우에 있어서는 이러한 고전적 유전 알고리즘에서의 교차 및 돌연변이 연산만을 통해서는 진화가 이루어진다는 보장이 없다. 이러한 점을 보완하기 위해 교차와 변이로 만들어진 해에 지역 최적화 알고리즘을 적용하는데 이를 혼합형 유전 알고리즘(hybrid GA)이라고 한다. 이렇게 하면 교차/변이를 통해 해를 지역 최적점 근처에 갖다 놓으면 지역 최적화 알고리즘이 지역 최적점으로 안내한다. 혼합형 유전 알고리즘은 두 가지 관점에서 볼 수 있는데 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)이 있다. 라마르크형은 염색체에 지역 최적화 알고리즘을 적용한 다음 염색체를 덮어 쓰는 것으로 지역 최적화의 결과로 염색체가 바뀐다. 볼드윈형은 지역 최적화 알고리즘을 사용한 하위 염색체는 그대로 두어 지역 최적화 알고리즘의 결과로 나온 해는 염색체의 적합도 평가를 위해서 참조만 하는 것을 말한다.

본 연구에서 제안하는 혼합형 유전 알고리즘은 지역 최적화 알고리즘으로 Silver-meal heuristic 을 사용하는 라마르크형 알고리즘으로 볼 수 있다.

1) 해의 유전적 표현

해의 유전적 표현을 위하여 Dellaert가 제시한 이진표현방법을 사용하였다.

$$V_{ijk} \begin{cases} 1 & \text{사이트 } i, \text{ 제품 } j, \text{ 기간 } k \text{에서 생산(주문) 함} \\ 0 & \text{사이트 } i, \text{ 제품 } j, \text{ 기간 } k \text{에서 생산(주문) 안 함} \end{cases}$$

[표1]은 지역 I에서 제품 k에 대하여 각 기간별 수요가 주어졌을 경우 해의 유전적 표현과 실제 해를 나타내는 것이다. 예를 들어 기간1에서 $V_{ij1}=1$ 이므로 이때 생산(주문)을 하는 것을 의미하며, 생산량(주문량)은 생산(주문)을 하지 않는 기간2,3의 수요까지 만족시킬 수 있어야 하므로 160(30+50+80)이 된다.

기간	1	2	3	4	5	6	7	8
수요	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

<표1>

2) 돌연변이 및 교차 연산

앞에서와 같이 해의 유전적 표현을 결정을 한 후에는 해의 진화와 탐색을 위하여 돌연변이 및 교차 연산을 결정해야 한다. 일반적으로 돌연변이는 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 그냥 둔다. 본 연구 실험에서의 변이 연산으로는 알고리즘이 진행됨에 따라 점점 변이의 강도를 줄여가는 비균등 변이(non-uniform mutation) 연산자를 채택하였다.

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. 사이트2가 사이트1에 대하여 단일 제품을 공급하는 공급 사슬에 있어 8기간 동안의 생산계획을 세우기 위해 필요한 해의 유전적 표현 방법을 생각해 보면 하나의 해는 16개의 유전자로 표현할 수 있다.(사이트 수 * 제품 수 * 기간 수)

염색체1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0
사이트1/기간	1	2	3	4	5	6	7	8					
수요	30	50	80	20	90	30	20	30					
염색체1-1	1	0	0	1	0	1	0	0					
생산(주문)량	160	0	0	110	0	80	0	0					
사이트2/기간	1	2	3	4	5	6	7	8					
수요	160	0	0	110	0	80	0	0					
염색체1-2	1	0	0	0	0	1	0	0					
생산(주문)량	270	0	0	0	0	80	0	0					

<표2-1>

염색체2	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
사이트1/기간	1	2	3	4	5	6	7	8								
수요	30	50	80	20	90	30	20	30								
염색체2-1	1	0	0	1	0	0	0	0								
생산(주문)량	160	0	0	190	0	0	0	0								
사이트2/기간	1	2	3	4	5	6	7	8								
수요	160	0	0	190	0	0	0	0								
염색체	1	0	0	0	0	1	0	0								
생산(주문)량	350	0	0	0	0	0	0	0								

<그림2-2>

[표 2-1]과 [표2-2]는 6번째 유전자의 값이 1에서 0로 바뀌었을 뿐 나머지 동일한 해를 나타낸다. 이를 보게 되면 6번째 유전자의 값이 1에서 0으로 바뀔 때 따라 4번째, 9번째, 14번째 유전자의 의미가 모두 바뀌어 진 것을 볼 수 있다. 즉 본 연구에서 다루고 있는 생산 분배 문제는 그 유형상 특정 위치에서의 유전자의 값의 변화가 다른 유전자의 의미를 바꾸는 역할을 하게 되는 유전자 간의 상호작용이 강한 문제라는 것을 쉽게 이해할 수 있다. 앞에서 언급한 바와 같이 이러한 유전자 간의 강한 상호 관계는 부모 해의 교차 연산을 통한 해의 진화를 기대하기 어렵게 만들고 따라서 이를 보완하기 위한 지역 최적화 알고리즘의 적용이 필요한 것이다.

3) Silver-meal Heuristic 적용

본 연구에서는 앞서 언급한 유전자 간의 강한 상호작용으로 인한 해가 제대로 진화되어 질 수 없다는 점을 보완하기 위하여 Silver-meal Heuristic을 적용하였다. 예를 들어 앞서 [표2-1], [표2-2]서 언급한 것과 같은 문제에서 해의 교차와 돌연변이 연산을 통하여 위와 같은 해가 나왔다고 하자. 이 해를 아주 간단한 연산을 통하여 보다 우수한 해로 변화하기 위해서는 해당 사이트에서의 생산(주문) 비용과 재고 유지 비용간의 관계만을 고려하여 현 시점에서 생산하는 것이 이익인 경우에는 생산을 하고(유전자 값을 1로 만들고) 그렇지 않고 그 전기에서 생산을 통해 재고로서 수요를 만족시키는 것이 좋은 경우 생산을 안 하는 것이다.(유전자 값을 1로 만들고) 그러나 이 기법의 적용에 있어 문제점은 상위 단계에서 해당 사이트에서 만의 비용을 고려한 이러한 접근은 하위 단계에서의 비용 관계를 고려하지 않아 전체적으로는 더 나은 해를 만들 수 있게 된다. 이러한 점을 보완하기 위하여 상위 단계에서는 아주 낮은 확률로서 Silver-meal Heuristic을 적용하고 하위 단계로 갈수록 적용 확률을 높이는 것이다. 이것은 다른 관점에서 보게 되면 돌연변이 연산과 유사하게 보일 수도 있다. 그러나 돌연변이 연산은 해의 진화 연부와 관계없이 임의로 유전자를 바꾸는 것이라면 이 과정은 교차 연산과 돌연변이 연산이 끝난 자식 해들에 대하여 각 유전자들을 대상으로 Silver-meal Heuristic 기법을 통하여 보다 우수한 해로 대체시키는 과정으로 볼 수 있다.

4) 해의 적정성 평가 및 해석

교차와 돌연변이 연산 및 지역 최적화 알고리즘을 적용한 해에 대해서 해의 적정성을 평가해야 한다. 해의 적정성 평가는 [표2-1],[표2-2]서와 같이 염색체 형태로 표현된 해를 해석하여 실제 생산[주문]량으로 바꾸기 전에 이들 해석에서 의미가 없거나 혹은 불가능 해의 생성을 방지하기 위한 단계이다. 이러한 해의 적정성 평가는 다음과 같은 세가지 관점에서 이루어 진다. (1) 초기 수요를 만족하기 위한 생산(주문)계획이 존재하는가? (2) 특정 기간에 수요가 없는 경우에도 생산 계획이 있는 경우는 없는가? (3) 특정 사이트에 대하여 단일 제품을 공급에 있어 둘 이상의 사이트가 존재하지는 않는가?

[표3-1]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.

[표3-2]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 없어야 한다. 이러한 경우에 있어 단순하게 기간 6의 생산 계획을 없애게 되면 기간1에 과도하게 많은 생산(350)을 하게 되어 문제가 되는 것이 아니냐 하는 의문을 가질 수 있다. 그러나 이 문제는 다음 세대의 Silver-meal Heuristic 적용 단계에서 해결되어질 수 있으므로 본 과정에서는 고려할 필요가 없다. [표3-3]은 사이트 C-1에서의 동일한 제품에 대한 수요 만족시키기 위하여 S1과 S2 두 곳에서 공급시킬 수 있는 경우이다. 예를 들어 기간 1의 C-1 수요 30을 만족시키기 위해서는 해당 기간에 S-1 또는 S-2에서 제품을 공급시켜 주면 되는 것이다. 이러한 경우에 있어서는 특정 기간의 수요를 맞추기 S-1또는 S-2에서 오직 한 곳에서 공급하는 것이 전체 공급 사슬에서의 비용을 절감시키는 방안이다. 특정 기간의 수요를 두 곳에서 같이 공급하는 것은 (예를 들어 S-1이 기간1의 수요에 대해 10만큼 공급하고, S-2가 기간 2의 수요에 대해 20만큼 공급하는 경우) 두 곳에서의 생산(주문)비용을 발생시키는 까닭으로 적절하지 않다.

기간	1	2	3	4	5	6	7	8
수요	30	50	80	20	90	30	20	30
염색체	0	0	0	1	0	0	0	0
생산량	0	0	0	190	0	0	0	0

<표 3-1>

기간	1	2	3	4	5	6	7	8
수요	30	50	80	20	90	30	20	30
염색체	0	0	0	1	0	0	0	0
생산량	0	0	0	190	0	0	0	0

<표 3-2>

S1/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
C1-수요	30	50	80	20	90	30	20	30
염색체	1	0	0	1	0	1	0	0
S2/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
C1-수요	30	50	80	20	90	30	20	30
염색체	0	1	0	1	0	0	0	0

<표3-3>

S1/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
수요할당	1	0	0	1	0	0	0	1
C1-수요	30	0	0	20	0	0	0	30
염색체	1	0	0	1	0	1	0	0
생산량	30	0	0	20	0	30	0	0
S2/기간	1	2	3	4	5	6	7	8
수요할당	0	1	1	0	1	1	1	0
C1-수요	0	50	80	0	90	30	20	0
염색체	0	1	0	1	0	0	0	0
생산량	0	130	0	140	0	0	0	0

<표3-4>

따라서 이러한 문제를 해결하기 위하여 [표3-4]와 같이 기간별로 어떤 공급업체가 이들 수요를 할당 받는지 임의로 정의하고 이를 기준으로 생산 계획을 수립해야 한다.

IV. 결과 및 추후 연구 사항

생산 분배 문제에서 유전 알고리즘을 적용하기 위하여 본 연구에서는 Silver-meal Heuristic 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 Dellaert가 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. 그러한 이러한 결과를 일반화하기 위해서는 보다 많은 실험이 필요하며 보다 알고리즘을 정교하게 만들 필요성이 있다. 예를 들어 상위 단계에서 Silver-meal heuristic을 적용하는 수준을 높이는 경우 해의 진화에 역행하는 결과를 낳기 때문에 앞에서 언급한 바와 같이 낮은 단계에서만 적용 가능하다. 즉 상위 단계의 유전 차들에 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 할당 시키는 방안이 강구되어야 한다. 또한 제시한 해법의 경우는 생산 용량의 제약을 고려하지 않았다. 이러한 제약이 있다는 가정 하에서 어떤 식으로 문제를 접근해야 하는지 등의 추가 연구도 반드시 필요하다.

V. Reference

[1] 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)

[2] Z.Michalewicz, Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs , Springer Berlin, 1996

[3] E.Steinberg, Optimal multi-level lot sizing for requirements planning systems , Management Science 26 (1980)

[4] 김여근, 메타 휴리스틱 , 영지문화사

[5] 문병로, 유전 알고리즘 , 다성출판사