

신경망을 이용한 혼류조립순서 결정

원영철* · 고재문**

Mixed Model Assembly Sequencing using Neural Net

Young-Cheol Won · Jae-Moon Koh

〈Abstract〉

This paper concerns with the problem of mixed model assembly sequencing using neural net. In recent years, because of two characteristics of it, massive parallelism and learning capability, neural nets have emerged to solve the problems for which more conventional computational approaches have proven ineffective. This paper proposes a method using neural net that can consider line balancing and grouping problems simultaneously. In order to solve the mixed model assembly sequencing of the motor industry, this paper uses the modified ART1 algorithm.

1. 서론

산업의 발전과 더불어 제품의 life cycle이 짧아지고 고객의 요구가 더욱 다양해짐에 따라 신제품 개발은 존각을 다투게 되어 제품 생산 방식을 유연 생산 방식으로 바꾸어 변화에 대응하게 되었다.

시설 투자의 제약과 효율적인 운용을 위해 여러 제품을 같은 라인에서 생산할 경우가 많이 발생하게 되었다. 이에 따라 혼류생산에 관한 연구에 대한 관심이 고조되어 주요한 연구의 대상이 되고 있다. 유전 알고리즘을 이용[1], 더욱 부드럽거나 더욱 일관되게 하는 혼류생산 모델[9], 그리고 혼류생산 평준화를 위한 모델[7] 등 여러 가지 기법을 이용하여 혼류생산 계획을 하고 있지만 목적은 거의 같은 경우들이다. 그것들은 대부분이 평준화를 위한 기법들로서 제약 조건들을 만족하면서 전체 유희시간을 최소화하는 목적

을 가진다. 물론 단일 생산 평준화를 위한 최적 해를 찾는 해법[8]도 있지만 이들도 현실적으로 적용 가능성이 적으며 거의 이론적으로 성립한다고 하는데 동의 하고 있다. 더욱이 혼류생산 평준화의 경우는 최적 해를 찾는 해법을 발견하는 것은 매우 힘든 일이며 거의 컴퓨터 프로그램을 이용해서 최적 해에 가까운 해를 찾고자 하고 있다.

제조 공정의 특성에 따라 배치 생산 혹은 같은 부품 사양들을 연속적으로 생산해야 하는 경우가 있다. 이런 경우는 평준화를 고려한 편중화 문제가 되는 것이다. 평준화와 편중화를 동시에 고려하여 혼류생산 시스템 전체의 생산 순서 계획을 작성하는 방법론에 대한 연구[3]가 있다. 이 경우도 최적 해를 보장하지는 않지만 이론적인 모델을 소개하였다.

본 논문은 평준화와 편중화를 동시에 고려하는 혼류생산순서를 결정하는 문제에 대해 다른 해법을 사

* 포항선린전문대학 공업경영과

** 울산대학교 산업공학과

용한다. 제품의 생산 순서를 결정하는 데는 회사의 방침에 따라 고려해야 할 여러 가지 규칙들이 있다. 시간 소모가 많은 제품과 시간 소모가 적은 제품을 골고루 생산해야 하는 경우가 있는데 이 경우 시간이 많이 드는 제품을 계속해서 생산하게 되면 과대 부하가 발생할 것이고, 시간이 적게 드는 제품을 계속해서 생산하게 되는 경우는 유휴시간이 많이 생기게 된다. 같은 종류의 제품을 계속해서 생산하는 것이 좋은 경우에 이것을 만족하지 못하면 교체 비용이 많이 발생하게 되는 것은 당연한 일이다. 특히 이 두 가지 평균화와 편중화를 동시에 고려해야 하는 경우는 더욱 복잡한 경우로서 연구해 볼만한 것 같다. 이 문제의 해결 방법으로 신경망이론을 적용해 보고자 한다. 이때 신경망이론들 중에서 ART1[4]을 변형시키는데, 평균화의 조건을 추가시켜 여러 조건을 만족시키는 생산 순서를 결정하는 문제를 다룬다.

2. 혼류생산의 수학적 모형

조립 생산 라인은 일정한 작업 시간 동안 생산 설비들이 조립을 완성하는데 여러 가지 제약들이 주어질 수 있다. 특히 혼류 조립 생산 라인에서는 많은 조립 생산 모형들이 섞여 있게 되는데, 여기서 $m = 1, 2, \dots, p$ 는 모형의 형태를 나타낸다. 선행 관계 그래프는 G_m 으로 나타낸다. G_m 은 $N(m)$ 의 노드들은 작업을 나타내고 $L(m)$ 의 아크들은 선행 관계를 나타내는 것으로 구성된다. 여기서 $N(m) = \{n(m)_1, n(m)_2, \dots\}$; $L(m) = \{l(m)_1, l(m)_2, \dots\}$ 이다. 만약 어떤 아크 $l(m)_i$ 가 초기 노드 $n(m)_i$ 와 종결 노드 $n(m)_j$ 를 가진다면 $n(m)_i$ 에 의해 표현되는 작업은 $t(m)_i$ 의 작업 시간을 소요하는데 $t(m)_j$ 의 작업 시간을 가지는 $n(m)_j$ 가 시작하기 전에 작업을 끝내야 한다.

모형들의 집합 $M = \{1, 2, \dots, p\}$ 의 선행 관계는 일정 방향의 그래프들인 G_1, G_2, \dots, G_p 로 나타낼 수 있다. 이들 선행 관계는 노드들 $N(M)$ 과 아크들 $L(M)$ 로 구성된 단일 그래프 G_M 으로 정의할 수 있다. 여기서 $N(M) = N(1) \cup N(2) \cup \dots \cup N(p)$, $L(M) = L(1) \cup L(2) \cup \dots \cup L(p)$ 이다. 만약 G_M 의 $n(M)_i$ 가 G_m 의 $n(m)_i$ 에 해당한다면, $n(M)_i$ 의 $t(M)_i$ 가 $t(m)_i$ 와 같다.

주어진 작업이 특정한 모형에 속하는지 결정하기

위하여 G_M 의 각 노드 $n(M)_i$ 와 관련되는 벡터 $V(i) = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ip})$, $i = 1, 2, \dots, k$, 여기서 작업 $n(M)_i$ 이 모형 m 의 부분이면 $v_{im} = 1$ 그렇지 않으면 $v_{im} = 0$ 이다.

일반적으로 혼류조립생산모형은 위에 주어진 각 모형들 각각을 평균화하는 것이다. [9]에 의하면 혼류조립생산모형에 대하여 주어진 작업의 모든 반복은 단지 하나의 작업장에서만 이루어진다. 이것은 각 모델의 각 단위에 있는 작업 i 의 모든 발생에 대한 총체적인 작업 시간인 A_i 를 결정하는 것이며, 특정한 작업장에 전체 작업 그룹인 A_i 를 할당하는 것이다.

$$A_i = \sum_{m=1}^{m=p} v_{im} t(M)_i f_m, \quad i = 1, 2, \dots, k, \quad (1)$$

(1)식에서 f_m 은 요구되는 모형 m 의 수이다.

G_M 의 노드들인 $N(M)$ 을 각 노드 $n(M)_i$ 가 한번에 정확히 하나의 집합인 B_j 를 발생시키도록 B_j , $j = 1, 2, \dots, \lambda$ 로 분해한다. 이러한 분해를 하는데 있어 만약 B_j 의 조립이 B_{j+1} 보다 선행하게 되면 B_{j+1} 의 어떤 원소도 B_j 의 어떤 원소도 G_M 에서 선행자가 아니다. 더욱이 $B_j = \{n(M)_{j_1}, n(M)_{j_2}, \dots, n(M)_{j_s(j)}\}$ 이고 각각의 작업들 소요 시간들이 $\{A_{j_1}, A_{j_2}, \dots, A_{j_s(j)}\}$ 라면 다음과 같다.

$$\sum_{m=1}^{m=p} A_{jk} \leq T, \quad i = 1, 2, \dots, \lambda, \quad (2)$$

(2)식에서 T 는 1교대 동안 작업 시간이고 $s(j)$ 는 B_j 에서 노드의 수이다. 또한 w_m 이 모형 m 의 작업 용량이면 식(3)처럼 쓸 수 있다.

$$w_i = \sum_{m=1}^{m=k} t(M)_i v_{im}, \quad i = 1, 2, \dots, p, \quad (3)$$

그리고 W_i 가 전체 교대의 작업 용량이면 $W_i = \sum_{m=1}^{m=k} f_m w_m$ 이다. (1), (2), (3)식은 [7, 8]에 보다 상세히 설명되어 있다.

위에서 일반적인 평균화를 고려한 후 특정한 B_j 에 대하여 (4)식에 의하여 일반적인 편중화를 고려하게 된다.

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{ij} x_{ij} \quad (4)$$

(4)식에서 $d_{ij} = \sum_{k=1}^m \delta(a_{ki}, a_{kj})$, $\delta(a_{ki}, a_{kj})$ 는 $a_{ki} \neq a_{kj}$ 이면 1이고 그렇지 않으면 0이다. 또한 $\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1$, $i=1, 2, \dots, n$ 이다. x_{ij} 는 부품 i 가 부품 군 j 에 속하면 1이고 그렇지 않으면 0이다. 그리고 $x_{ij} \leq x_{jp}$, $i=1, 2, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, n$ 이며 $x_{ij} = 0, 1$, $i=1, 2, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, n$ 이다. 여기서 m 과 n 은 각각 기계와 부품의 개수이다.

3. 신경망에 의한 혼류생산순서 결정

3.1 신경망 이론

신경망 이론은 패턴인식, 음성 및 시각 인식, 최적화 문제, 화상처리, 제어 등 여러 분야에 응용이 가능하다. 이것들은 기본적으로 학습에 의해서 형태가 비슷한 것들을 그룹화 하는 특성을 이용한 것이다. 이런 성질을 이용하여 부품의 특징에 기인한 부품 군을 형성하는 데 신경망 이론을 적용하였다[2]. 최근에는 공장 자동화에 대한 신경망 이론의 적용에 대한 연구가 많이 진행 중이다. 이러한 관심은 신경망 이론이 가지는 두 가지 중요한 특징 때문이다. 첫째 학습 능력에 의해 외부 환경이나 시스템 자체에 대한 사전 지식이 없이도 변화하는 제어 환경에 대한 적응 능력이 우수하다. 둘째 대량 병렬성에 의하여 실시간 제어와 결합 극복에 대한 능력이 뛰어나다.

신경망 이론은 [4, 10, 12, 13]에 자세히 설명이 되어 있으며, 여기서는 이 연구의 기초가 되는 신경망 알고리즘인 ART1을 간단히 소개한다[4]. ART1에서는 이진 입력 자료를 clustering하도록 디자인되어 있으며, 사용자가 같은 cluster에 속하는 패턴들의 유사성의 정도를 조정 가능하다. 또한 cluster의 수를 미리 알 필요가 없으며, cluster가 정해지면 그 cluster의 weight가 변한다.

이 이론은 크게 세 가지 구조를 가지는데, 첫째 input과 interface부분, 둘째 cluster부분, 셋째 reset 부분이 있다. interface layer에서는 input을 받고 bottom-up weight와 top-down weight update를 통해 cluster layer와 연결이 되고, reset 에서는 다시 유사성의 정도를 조절한다.

3.2 변형된 신경망에 의한 혼류생산순서 결정

앞 절에서 소개된 신경망이론에 새로운 neuron을 추가하여 같은 라인에서 여러 종류의 제품을 생산할 경우 생산 순서를 결정하는 방법을 소개한다. 추가되는 neuron에서는 많은 부품의 종류들을 통제하는 역할을 하게 되는데, 보통 신경망이론에서는 유사성에 따라 clustering하는 것이 대부분이며, 추가된 neuron은 평균화시키는 역할을 한다. reset test에서 통과된 것들은 마지막으로 추가된 neuron에 의해 평균화의 조건을 만족시키게 된다. 즉, 미리 정한 평균화 조건을 만족시키면서 원래 신경망의 역할인 clustering을 한 후 같은 cluster내에 있는 부품들을 연속해서 생산한다.

이 이론은 여러 조건을 만족시켜야 할 경우에 적용 가능하며, 각각의 경우에 사용자가 알맞게 조절해야 한다. 구체적인 사례는 다음 절에서 소개한다.

4. 적용사례

자동차 제조공정 중에서 차체공정, 도장공정, 의장공정 순서의 공정을 거치는데, 각각의 생산 순서를 결정하는 문제에 적용하려 한다. 이때 차체공정과 의장공정은 평균화시켜야 하고, 도장공정은 편중화하는 것이 좋다. 어느 자동차 생산 업체에서는 지금까지 의장공정을 평균화시키는 것을 기준으로 차체공정, 도장공정, 의장공정 순으로 가공을 하다 보니 차체공정과 도장공정은 물론 많은 문제가 발생하고 선행 공정을 거친 후의 의장공정도 평균화가 안되었다. 그러므로 각 공정을 동시에 고려하는 생산 순서를 결정하는 문제가 제기되는데, 앞 절에서 소개한 이론으로 이 문제를 해결할 것이다.

먼저 이진 입력 자료로 코드화 하기 위해 50개의 표본 주문 개수와 29개의 표본 option을 취했다. 29개의 표본 option들 중에서 1번에서 13번까지는 <표 1>에서와 같이 차체공정과 도장공정의 option들이고, 14에서 29까지는 <표 2>에서와 같이 도장공정의 option들이다. 따라서 1번에서 13번까지는 평균화시키고 동시에 14번에서 29번까지는 편중화하는 것이다.

추가된 neuron에서의 평균화시키는 조건은 heavy

〈표 5〉 heavy option을 4개로 제한한 경우

Cluster 1 :	1 3 6 8 10 14 17 20 22 26 29 32 38 40 43
Cluster 2 :	2 28 31 45 47 50
Cluster 3 :	4 12 18 21 24 33 37
Cluster 4 :	5 9 44
Cluster 5 :	7 11 15 27 34 36 46
Cluster 6 :	13 16 23 25 39 41
Cluster 7 :	19
Cluster 8 :	30
Cluster 9 :	35 49
Cluster10 :	42 48
Cluster11 :	
Cluster12 :	
Cluster13 :	
Cluster14 :	
Cluster15 :	
Cluster16 :	

〈표 6〉 heavy option을 5개로 제한한 경우

Cluster 1 :	1 3 6 8 10 14 17 20 22 26 29 32 38 40 42 43
Cluster 2 :	2 28 31 45 47 50
Cluster 3 :	4 12 18 21 24 33 37
Cluster 4 :	5 9 44
Cluster 5 :	7 11 15 27 34 36 46
Cluster 6 :	13 16 23 25 39 41
Cluster 7 :	19
Cluster 8 :	30
Cluster 9 :	35 49
Cluster10 :	48
Cluster11 :	
Cluster12 :	
Cluster13 :	
Cluster14 :	
Cluster15 :	
Cluster16 :	

5. 결론

같은 생산 라인에서 여러 종류의 제품들을 생산할 경우 생산 순서를 결정하는 것은 그리 쉬운 일이 아니다. 더욱이 평준화와 편중화를 동시에 고려해야 하는 경우는 더욱 복잡하게 되는데, 실제로 제조 업체의 현장에서 많이 발생하는 현상이다. 이 경우 다른 방법을 쓰게 되면 매우 어려운 문제에 속하지만 신경망이론이 추구하는 빠르고 쉽게 문제를 푸는 것에 착안하여 변형된 신경망이론을 적용하였다. 물론 다른 여러 조건들을 동시에 만족하면서 clustering 할 수 있으며, 같은 cluster내에 있는 option들을 순서대로 생산하면 된다.

〈참 고 문 헌〉

- [1] 김여근, 현철주, “혼합모델 조립라인의 생산순서 결정을 위한 유전알고리즘”, 대한산업공학회지, Vol.20, No.3, pp.15-34, 1994.
- [2] Ko, Chung Nam & Rhee, Jong Tae, “Grouping Parts by Part Shape and Sequence of Operations Using Neural Network”, 95추계 IE 학술대회 논문집, 경희대학교 수원캠퍼스, pp.411-416, 1995.
- [3] 최원준, “평준화와 편중화를 동시에 고려한 혼류 생산 순서계획”, 95추계 IE 학술대회 논문집, 경희대학교 수원캠퍼스, p.22, 1995.
- [4] Carpenter, G. A. & S. Grossberg, “A Massively Parallel Architecture for a Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine”, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol.37, pp.54-115, 1987.
- [5] Carpenter, G. A. & S. Grossberg, “ART2: Self-organization of Stable Category Recognition Codes for Analog Input Patterns”, Applied Optics, Vol.26, No.23, pp.4919-4930, 1987.
- [6] Kohenon, T., “Adaptive, Associative, and Self-Organizing function in Neural Computing”, Applied Optics, Vol.26, No.23, pp.4910-4918, 1987.
- [7] Mackskill, J. L. C., “Production-Line Balances for Mixed-Model Lines”, Manag. Sci., Vol.19, No.4, pp. 423-434, 1972.
- [8] Reiter, Raymond, “On Assembly-Line Balancing Problems”, J. Oper. Res., Vol.17, No.4, pp.685-700, 1969.
- [9] Thomopoulos, Nick T., “Mixed Model Line Balancing with Smoothed Station Assignments”, Manag. Sci., Vol.16, No.9, pp.593-603, 1970.
- [10] Fausett, L., Fundamentals of Neural Networks, Prentice-Hall, Inc., 1994.
- [11] Khanna, Rarun, Foundations of Neural Networks, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1990.
- [12] Kosko, B., Neural Networks for signal processing, Prentice-Hall, Inc., 1992.

- [13] Nelson, M. M. & W. T. Illingworth, A Practical Guide to Neural Nets, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1991.



원영철(元永喆)

1992년 울산대학교 산업공학과 학사
 1994년 울산대학교 산업공학과 석사
 1996년 울산대학교 산업공학과 박사과정 수료
 현 재 포항선린전문대학 공업경영과 전임강사
 관심분야 응용통계, 신뢰도공학, 신경망 응용



고재문(高才文)

1979년 서울대학교 공과대학 산업공학과 공학사
 1981년 한국과학기술원 산업공학과 공학석사
 1990년 한국과학기술원 경영학과 공학박사
 현 재 울산대학교 산업공학과 교수
 관심분야 통신망 분석, 신경망 응용, 데이터베이스, 생산계획

96년 8월 최초 접수, 97년 5월 최종 수정