

절삭가공에서의 기계선정을 위한 기계부하 예측

최회련, 김재관, 노형민(한국과학기술연구원), 이홍철(고려대학교)

Machine load prediction for selecting machines in machining

H.R. Choi, J.K. Kim, H.M. Rho (Korea Institute of Science and Technology), H.C. Lee (Korea University)

ABSTRACT

Dynamic job shop environment requires not only more flexible capabilities of a CAPP system but higher utility of the generated process plans. In order to meet the requirements, this paper develops an algorithm that can select machines for the machining operations to be performed by predicting the machine loads. The developed algorithm is based on the multiple objective genetic algorithm that gives rise to a set of optimal solutions (in general, known as Pareto-optimal solutions). The objective shows a combination of the minimization of part movement and the maximization of machine utility balance. The algorithm is characterized by a new and efficient method for nondominated sorting, which can speed up the running time, as well as a method of two stages for genetic operations, which can maintain a diverse set of solutions. The performance of the algorithm is evaluated by comparing with another multiple objective genetic algorithm, called NSGA-II.

Key Words: CAPP system, machine selection, machine load, multiple objective genetic algorithm

1. 서론

공정계획(process planning)은 제품의 설계에 대한 정보를 바탕으로 원하는 최종 부품형상을 얻기 위하여 필요한 기계, 공정순서, 공구 등을 결정하는 작업으로 생산의 전 과정에 있어서 생산성과 가공원가 등을 결정하는 중요한 역할을 한다. 이러한 공정계획을 컴퓨터를 이용하여 자동화시킨 것을 CAPP (Computer Aided Process Planning)라고 하며, CAPP 시스템은 작업장 상황의 동적인 변화에 대응 할 수 있는 유연성(flexibility)을 갖도록 설계되어야 한다[1,2,3]. CAPP 시스템은 일반적으로 대체 공정계획(alternative process plans)을 생성하여 다양한 작업장 상황을 반영하고 있으나, 생성된 공정계획 중 일부는 그 유용성/utility)이 낮아 실제 활용되지 못하는 경우가 발생한다. 유용성이 높은 공정계획을 생성하기 위한 방법의 하나로 작업장 상황에 따른 기계부하를 미리 예측하여 기계선정에 이용하는 것을 고려할 수 있다.

기계부하 예측은 기계이용율, 부품이동, 전작업 시간, 공구교체 등과 같이 상충되는 다양한 요인들을 고려해야 하는 다목적 최적화 문제이다. 따라서

기존에 제안된 단일목적 최적화 방법에 의한 결과는 현실성이 부족하다. 다목적 최적화 문제를 해결하는 방법으로는 목적에 가중치를 부여하는 방법 (weighting method), 효용함수(utility function), 목표계획법(goal programming), 파레토 최적해 (Pareto solution), 그리고 일부 목적을 제약식으로 변형하는 방법이 있다. 이러한 방법들 중에서 동시에 어떤 목적들에도 지배되지 않는 해인 비지배해들(nondominated solutions), 즉 파레토 최적해 집합은 상충되는 목적들 사이에서 가장 적합한 해를 선택할 수 있게 해준다[4]. 기계부하 예측 문제와 같이 해공간이 넓은 조합 최적화 문제에서는 파레토 최적해 집합을 표현하기 위하여 잠재해들로 구성된 모집단을 운용하여 해공간을 탐색하는 유전 알고리즘(genetic algorithm)이 적합한 것으로 알려져 있다[4].

본 논문에서는 다목적 유전 알고리즘(Multiple Objective Genetic Algorithm: MOGA)을 이용하여 기계부하 예측을 위한 새로운 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 CAPP 시스템의 효율성을 위하여 목적함수로 기계이용율의 최대화와 부품이동의 최소화 만을 고려한다. 제안된 알고리즘의 성능은 기

존의 다목적 유전 알고리즘을 적용한 결과와 비교하여 평가된다.

2. 기계부하 예측에 적용된 다목적 유전 알고리즘

2.1 다목적 유전 알고리즘

다목적 유전 알고리즘은 모집단을 통하여 해공간을 탐색하는 방법으로 작업장 상황에 따른 다양한 해집단을 제공할 수 있으므로 기계부하 예측에 적합한 알고리즘이다.

다목적 유전 알고리즘에 대하여 그동안 많은 연구가 이루어져 왔으며, 이러한 연구는 파레토 최적 해로의 수렴과 다양한 해공간을 유지하기 위한 해들의 선별 방법에 주된 관심을 두고 있다. 다목적 유전 알고리즘은 Schaffer[5]에 의해 제안된 벡터 평가 유전 알고리즘(Vector Evaluated Genetic Algorithm: VEGA)으로부터 시작되었다. VEGA는 각 목적함수 별로 선별된 해들로 모집단을 구성하므로 단일목적 유전 알고리즘을 최소로 변형하여 알고리즘을 구현할 수 있다는 장점이 있는 반면에 로컬영역에 쉽게 빠진다는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 보완하고자 Goldberg[6]는 파레토 유전 알고리즘(Pareto Genetic Algorithm: PGA)을 제시하였다. 이 알고리즘은 해들의 비지배(nondominated) 정도에 따라 순위를 정하고 그 순위에 맞는 적응도(fitness)를 부여하는 방법인데, 순위가 동일한 해들은 같은 적응도를 갖기 때문에 최적해 공간의 다양성이 떨어지는 문제점을 가지고 있다. Horn 등 [7]이 제안한 적소 파레토 유전 알고리즘(Niched Pareto Genetic Algorithm: NPGA)은 PGA의 단점을 보완하기 위하여 해들 사이의 지배관계가 분명하지 않을 경우에 주변의 밀집도가 낮은 해에 적응도를 높게 부여하는 적소 메카니즘의 개념을 사용하여 해공간의 다양성을 높였으나 고려해야 할 파라미터의 수가 지나치게 많다는 단점이 있다. Srinivas 등[8]이 발표한 비지배분류 유전 알고리즘(Nondominated Sorting in Genetic Algorithm: NSGA)은 PGA의 비지배 순위와 NPGA의 적소 메커니즘을 융용한 방법이며, 이 알고리즘에 엘리티즘(elitism)을 추가하여 확장된 NSGA-II 등이 최근에 많이 사용되고 있다[9, 10].

기존 연구들은 대부분 알고리즘의 수행시간 단축과 해공간의 다양성 및 수렴성을 높이는 방향으로 진행되어왔다. 본 논문에서는 기존 알고리즘에서의 해들 사이의 비지배관계에 따른 적응도 계산 방법의 복잡성을 단순화 시켜 수행속도를 향상시키고, 다음 세대 형성 시 두 가지 방법으로 진행되는 유전 연산자를 이용하여 해 공간의 다양성을 유지

하는 알고리즘을 제안한다.

2.2 제안된 다목적 유전 알고리즘

2.2.1 목적함수

본 논문에서는 시스템의 효율성을 높이기 위하여 기계부하 예측에 적용되는 여러 목적 중에서 부품 이동의 최소화와 기계 이용율의 최대화를 목적 함수로 이용하여 식(1)~식(3)으로 표현하였다. 기계 이용율의 최대화는 각 기계별 이용시간 차이의 최소화로 변환하여 표현하였다.

$$\min f(x) = \min f_1(x) + \min f_2(x) \quad \text{식(1)}$$

$$\min f_1(x) = \sum_{i=1}^n |Mu_i - Mu_{i+1}| \quad \text{식(2)}$$

$$\min f_2(x) = \alpha * \sum_{i=1}^n \delta(P_i, P_{i+1}) \quad \text{식(3)}$$

$\min f(x)$ = 목적함수

$f_1(x)$ = 기계별 이용시간의 차이

$f_2(x)$ = 부품 이동

Mu_i = 기계 i 의 이용시간

α = 부품이동 비용

P_i = 부품 i

$$\delta(P_i, P_{i+1}) = \begin{cases} 1 & , \text{ if } P_i \neq P_{i+1} \\ 0 & , \text{ otherwise} \end{cases}$$

2.2.2 유전자 표현

Fig.1은 n 개의 부품을 갖는 문제에서의 유전자 구조를 보여주고 있다. 하나의 부품은 여러 개의 작업들로 구성되어 있으며, 각 작업들 간에는 우선 순위가 존재하고 있음을 가정한다. 여기에서 M_{nm} 은 부품 n 의 작업 m 에 할당되는 기계를 의미한다.

M_{11}	...	M_{1j}	...	M_{nm-2}	M_{nm-1}	M_{nm}
----------	-----	----------	-----	------------	------------	----------

Fig. 1 gene structure of parts

2.2.3 절차 및 특징

본 논문에서 제안한 다목적 유전 알고리즘의 특징은 다음과 같다.

(1) 해공간의 다양성을 유지하기 위한 방법으로 분류된 모집단의 밀집도에 따라서 유전 연산자의 비율에 차등을 둔다.

(2) 해들 사이의 지배관계에 의한 순위를 구하기 위하여 기존의 방법들에서 사용되었던 거리계산 또는 적소메카니즘 대신에 식(4)의 새로운 적응도(new fitness)를 이용하여 최적해를 찾아가는 시간을 줄인다.

$$newfitness(x) = \frac{Val_{\max_i} - Val_{\min_i}}{|f_1(x) - f_2(x)|} \quad \text{식(4)}$$

$Val_{\max_i}, Val_{\min_i}$ = 해집단 i 의 최대값, 최소값

제안된 알고리즘은 다음과 같은 절차에 의하여 수행된다.

단계 1: 초기 해집단을 생성한다.

단계 2: 목적함수와 동일한 적응도함수를 이용하여 초기 해집단의 최대값과 최소값을 구한다.

단계 3: 구해진 최대값과 최소값을 이용하여 해집단을 여러 개의 그룹으로 재형성한다.

단계 4: 식(4)를 이용하여 분류된 그룹 내의 각 해들에 우선순위를 부여한다.

단계 5: 각 그룹에서 상위 10% 이내의 우수한 해들을 선별(elitism)하여 새로운 그룹(엘리트 그룹)을 생성한다. 선별된 해들은 각 그룹에서 제거하여 중복을 없앤다.

단계 6: 다음 두 가지 방법으로 유전연산자를 적용한다.

방법 1: 단계 5에서 생성된 그룹을 제외한 나머지 그룹들 내의 해들의 밀집도에 따라 유전 연산자의 비율을 차등화하여 연산자를 적용한다. 예를 들어, 밀집도가 높은 그룹에서는 돌연변이 연산율을 높게 부여한다.

방법 2: 엘리트 그룹의 해들 사이에 유전 연산자를 적용한다.

단계 7: 단계 6의 방법 1과 방법 2에서 생성된 해들을 혼합하여 다음 세대의 해집단을 구성한다. 각 방법에서 생성된 해들을 비교하여 중복되는 해들은 방법 1의 해집단에서 제외하고, 해집단의 해들의 수는 초기에 정해진 해의 수와 동일하게 맞추어준다.

단계 8: 종료조건이 맞지 않으면 단계 2로 돌아간다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험 설계

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 다음과 같이 실험 대상을 설계하였다.

(1) 절삭가공을 대상으로 작업장의 형태는 job shop으로 가정한다.

(2) 각 부품은 여러 개의 작업을 수행하여 가공되며, 기계의 개수=5, 부품의 개수=10, 총 작업의 개수=26 이다.

(3) 각 작업들 사이에는 우선순위가 존재하며, 모든 기계에서 수행이 가능하다.

(4) 모집단의 개체수=1000이며, 유전 연산자인 교차율과 돌연변이율은 기본값으로 0.5 와 0.01을 사용하고, 분류된 모집단에서의 밀집도에 따라 교차율은 ±0.3, 돌연변이율은 +0.1 의 차등을 둔다.

(5) 제안한 알고리즘의 성능은 기존의 다목적 알고리즘인 NSGA-II 와 비교하여 검증한다.

3.2 실험 결과 및 성능 비교

실험 결과는 목적함수의 측면과 알고리즘의 성능 측면에서 검증되었다.

목적함수 측면에서 단일목적 유전 알고리즘과 다목적 유전 알고리즘의 성능을 비교한 결과는 Table 1 과 같다. Table 1에서 보여주는 결과들은 10 회의 반복실험에서 얻어진 결과들의 평균값이다. 전작업완료시간은 다목적 알고리즘을 적용한 결과가 기계이용율의 최대화와 부품이동의 최소화를 단일목적으로 적용한 결과에 비하여 각각 235 분, 135 분 감소되었다. 기계이용율은 단일목적이 기계 이용율 최대화일 경우에는 비슷한 결과를 보여주었으나, 부품이동 최소화를 단일목적으로 하였을 경우와 비교하였을 때에는 약 9%정도의 향상된 결과를 보여주었다.

목적함수	단일목적함수		다목적함수
	기계이용율 최대화	부품이동 최소화	
평균전작 업완료시 간(min)	2650	2550	2415
평균기계 이용율 (%)	78	68	77

Table 1 running results of an objective and multi objective genetic algorithms

알고리즘의 성능 측면에서는 제안한 알고리즘의 수행시간과 해들의 질적인 면을 기존의 NSGA-II 를 적용한 결과와 비교하였다. 두 알고리즘의 수행시간은 제안한 알고리즘이 3.4 분, NSGA-II 가 4.7 분이 소요되었다. Fig.2 는 제안한 알고리즘과 NSGA-II 를 통해 최종적으로 얻은 비지배해들을 보여주고 있다. 가로축과 세로축은 각각 각 기계별 이용시간의 차이(기계이용율의 변환된 표현)와 부품이동에 따른 비용을 표시한다. 두 알고리즘의 수렴성을 유사하

지만, 비지배해의 질적인 면과 해의 다양성은 제안한 알고리즘이 NSGA-II 보다 좀더 좋음을 알 수 있다.

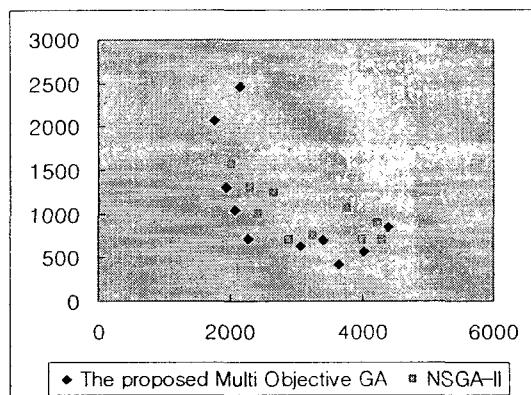


Fig. 2 results of the proposed Multi Objective GA and NSGA-II

4. 결론

본 논문에서는 작업장의 기계부하 정보를 바탕으로 기계를 선정하기 위하여 기계부하 정보를 예측하는 다목적 유전 알고리즘을 제안하였다.

제안된 알고리즘은 두 가지 방법으로 진행되는 유전 연산자를 통하여 해공간의 다양성을 유지하였으며, 해들 사이의 비지배관계에 따르는 우선순위 결정 방법에 있어서 다른 파라메터가 필요 없는 방법을 사용함으로써 알고리즘의 수행시간을 감소시켰다. 제안된 알고리즘의 성능은 기존의 다목적 유전 알고리즘인 NSGA-II를 적용한 결과와 비교하여 겸중하였으며, 목적함수 측면에서는 단일목적 유전 알고리즘과 비교하여 다목적 알고리즘이 본 논문에서 제시하는 문제에 더 적합함을 보였다. 따라서 제안된 알고리즘을 이용한 기계선정은 공정계획의 유용성과 CAPP 시스템의 유연성을 향상시킬 것으로 기대된다.

향후에는 제안된 알고리즘에 작업장과 의사결정자의 불확실성 정보를 포함시켜 CAPP 시스템의 현실적인 적용 가능성을 높이는 연구가 필요하다.

후기

본 연구는 과학기술부 국가지정연구실 사업의 지원에 의한 것입니다.

참고문헌

1. J.K. Kim, H.R. Choi, and H.M. Rho, "Hybrid Method of Sequential Decision-making and Concurrent Search for Setup Planning", 37th Conference of the CIRP, pp. 517 - 521, 2004.
2. Awadh, B., Sepehri, N. and Hawaleshka, O., "A Computer-Aided Process Planning Model Based on Genetic Algorithm", Computers & Ops. Res, 22, pp 841 ? 856, 1995.
3. 문치웅, 김형수, 이상준, "CAPP 에서 공정계획 선정을 위한 유전 알고리즘 접근", 한국전문가 시스템학회지, 제 4 권 1 호, 1998.
4. 김여근, 윤복식, 이상복, 메타 휴리스틱, 영지문화사, 1999.
5. J.D. Schaffer, R.A. Caruana, L.J. Eshelman and R. Das "A study of control parameters affecting online performance of genetic algorithm for function optimization", Proc. 3rd Int. Conf. on Genetic Algorithms, pp. 51 - 60, 1988.
6. D.E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", ADDison-wesley publishing company, inc, 1989.
7. J. Horn, N. Nafpliotis and D.E. Goldberg, "A niched Pareto genetic Algorithm for multiobjective optimization", Proc. of the 1st ICEC, pp. 82-87, 1994.
8. N. Srinivas and K. Deb, "Multi objective Optimazation Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms", Evolutionary Computation, Vol 3, pp. 221-248, 1995.
9. Mikkel T. Jensen, "Reducing the Run-Time Complexity of Multiobjective EAs: The NSGA-II and Other Algorithms", IEEE Trans. On Evolutionary Computation, Vol. 7, No. 5, pp. 503-515, 2003.
10. Kalyanmooy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal and T. Meyarivan, "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II", IEEE Trans. On Evolutionary Computation, Vol. 6, No. 2, pp 182 ? 197 2002.