

(m, n) 중 연속 (r, s) : F 시스템의 정비모형에 대한 개미군집 최적화 해법

이상현[†] · 신동열

국방대학교 운영분석학과

Ant Colony Optimization Approach to the Utility Maintenance Model for Connected- (r, s) -out of- (m, n) : F System

Sang-Heon Lee · Dong-Yeul Shin

Department of Operations Research, Korea National Defense University, Seoul, 122-875

Connected- (r, s) -out of- (m, n) : F system is an important topic in redundancy design of the complex system reliability and its maintenance policy. Previous studies applied Monte Carlo simulation and genetic, simulated annealing algorithms to tackle the difficulty of maintenance policy problem. These algorithms suggested most suitable maintenance cycle to optimize maintenance pattern of connected- (r, s) -out of- (m, n) : F system. However, genetic algorithm is required long execution time relatively and simulated annealing has improved computational time but rather poor solutions. In this paper, we propose the ant colony optimization approach for connected- (r, s) -out of- (m, n) : F system that determines maintenance cycle and minimum unit cost. Computational results prove that ant colony optimization algorithm is superior to genetic algorithm, simulated annealing and tabu search in both execution time and quality of solution.

Keyword: ant colony optimization, consecutive- (r, s) -out of- (m, n) : F system, maintenance model

1. 서론

자연현상은 ‘필연과 우연’, ‘질서와 혼돈’이 공존하고, 순환과 질서를 거듭하면서 조화의 신비를 창출한다. 최적화 기법에서도 이러한 자연현상을 모방하여 규칙과 임의성을 결합한 알고리즘들이 개발되어 오고 있다. 그러나 최근 컴퓨터 성능의 급속한 발전에도 불구하고, 대형(large-scale) 수리문제, 특히 최적화 문제 중에서 많은 문제가 NP-hard로 문제 규모가 커짐에 따라 컴퓨터 용량과 계산시간의 한계를 갖게 된다. 이러한 문제 해결을 위해 빠른 시간에 근사 최적해를 찾을 수 있는 발견적(heuristic) 기법에 관한 연구가 주로 이루어지고 있으며, 발견적

기법 연구는 해결하고자 하는 문제마다 그 특성에 맞추어 개발해야 하는 어려움이 내재하고 있다.

본 연구에서는 (m, n) 중-연속 (r, s) : F 시스템의 목적함수인 단위시간당 기대비용을 최소화 하는 최적의 교체주기(T_r)와 단위시간당 기대비용[$C(T_r)$]의 함수식을 구한다. 그러나 함수식이 고장모수 r, s 에 따라 달라지면서 신뢰도 함수 $R(t)$ 를 구하는 것이 기존 연구처럼 복잡한 순환식 제시, 상한 및 하한 값 제시 등으로 시스템 최적화를 위한 적용에는 제한이 있으므로 메타휴리스틱 기법의 개미군집 최적화 알고리즘을 이용하여 효율적으로 (m, n) 중-연속 (r, s) : F 시스템의 다 부품 중복 설계 시스템 하에서 정비 최적화 문제를 해결 할 수 있는 알고

[†]연락처 : 이상현 교수, 122-875 서울시 은평구 수색동 205번지 국방대학교 운영분석학과, Fax : 02-309-6233,

E-mail : leesangh@kndu.ac.kr

투고일(2008년 01월 21일), 심사일(1차 : 2008년 03월 08일), 게재확정일(2008년 05월 12일).

리즘을 제시한다.

Kontoleon(1980)에 의해 consecutive k -out-of- n : F 시스템이 처음 소개된 이후, 1차원 연속 시스템의 신뢰도는 Fu and Hu(1987), Papastavridis and Lambiris(1987), Boland *et al.*(1990) 등에 의해 지속적으로 연구되었다. 1차원 중복 설계 시스템의 대표적인 예로는 최전방 철책선의 감시등을 들 수 있다. 철책선의 감시등은 인접한 것들끼리 중첩하여 비추도록 되어있는데 이중 연속적으로 2개 이상이 고장 나면 그 지역은 감시불가지역이 된다. Fu and Hu(1987)는 한 부품의 고장이 $k-1$ 개의 직전 부품상태(고장 혹은 작동)에 의존하는 경우 마코프 체인(Markov Chain)을 이용하여 정적(static) 시스템 신뢰도를 구하였고 Papastavridis and Lambiris(1987)는 한 부품의 고장확률이 바로 앞의 부품상태에만 의존하는 경우에 대한 연구로 확장하였다. 또한, Boland *et al.*(1990)은 작동중인 한 부품상태가 일정한 확률로서 그 직전의 부품상태와 동일하고 나머지 확률로서 독립적인 상태를 갖는 상황을 고려하여 시스템 신뢰도를 산출하였다.

(m, n) 중-연속(r, s): F 시스템은 이러한 선형 개념을 확장하여 평면 개념에서 고려한 것으로서 이 시스템은 (m, n) 행렬과 같이 배열되어 있는 부품 중 (r, s) 의 부분행렬에 속한 부품이 모두 고장일 경우 시스템의 고장으로 정의된다. 이러한 시스템의 대표적인 예로는 군사시설의 감시 카메라 시스템과 각종 질환을 진단하는 X-ray와 같은 의료장비를 대표적인 사례로 언급할 수 있다. 선형/원형 (m, n) 중-연속(r, s): F 시스템은 Salvia and Lsher(1990)에 의해 처음으로 소개된 이래 Boehme *et al.*(1996)은 일반화된 시스템에 적용하고 신뢰도를 계산하였으며, Zuo(1993)는 절차가 매우 복잡한 SDP(Sum of Disjoint Products) 방법론을 제시하였고, Yamamoto and Miyakawa(1995, 1996)는 시스템 신뢰도에 대한 순환식인 YM알고리즘을 사용하여 계산시간을 개선시켰으며 Yanagi and Yuge(2003)은 신뢰도 계산을 위한 순환식을 제시하는 한편, Malinowski and Preuss(1996)는 신뢰도 상한과 하한 한계선을 이용한 신뢰도를 계산하는 등 신뢰도 계산에 관한 연구가 지속적으로 이루어졌다. Shanthinkumar(1985)은 모든 작동 중인 부품들이 시간에 따라 변하는 부하를 똑같이 분담하고 각 부품의 고장률은 분담하는 부하량에 비례하는 상황을 고려하여 시스템 고장시간에 대한 분포를 구하고 최소 수리가 시스템 수명에 미치는 영향에 대하여 연구하였다. 또한, Kossow and Preuss(1989)는 이중(distinct)부품으로 구성된 시스템에 대하여 연구를 수행한 바 있다.

한편, (m, n) 중-연속(r, s): F 시스템의 정비모형을 최적화하기 위하여 Yun *et al.*(2004)은 몬테카를로 시뮬레이션과 유전자 알고리즘을 적용하여 최적 정비주기를 제안하였으나 수행시간이 비교적 과다 소요되어 활용이 다소 제한되는 문제점을 내포하고 있고 Lee *et al.*(2008)은 시플레이티드 어닐링 알고리즘을 이용하여 (m, n) 중-연속(r, s): F 시스템의 정비모형 최적화를 유전자 알고리즘보다 빠른 시간에 해결하였으나 상대적으로 해의 질은 우수하지 못한 단점을 가지고 있다.

따라서 본 연구에서는 단위 시간당 기대 비용을 최소화 하

는 정비주기와 기대비용을 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하여 결정하고 시스템을 최적화하여 기존의 유전자 알고리즘, 시플레이티드 어닐링 및 타부서치 알고리즘 등의 메타 휴리스틱 기법보다 빠른 탐색시간 내에 상대적으로 효율적인 (m, n) 중-연속(r, s): F 시스템의 최적화 문제를 해결할 수 있는 개미군집 최적화(ant colony optimization) 알고리즘을 제시한다. 이 방법은 개미들의 행동 습성에서 착안한 생물학적 기반의 알고리즘으로서 페로몬정보에 의해 해를 탐색하는 것으로 본 논문의 문제와 같이 목적함수가 시뮬레이션에 의해 복잡하게 결정되는 경우 해의 범위가 확대 될수록 효과적인 성능을 나타내는 것을 입증할 수 있다. 선형 (m, n) 중-연속(r, s): F 시스템 모형, 정비정책 및 비용함수에 관한 세부적인 사항은 Lee *et al.*(2008)을 참고하기 바란다.

2. 개미군집 최적화 알고리즘

개미군집 최적화 알고리즘은 주로 기하학적인 문제의 해법으로 주로 사용되어 왔다. 정해진 수의 노드를 효율적인 시간에 연결하는 경로문제(routing problem)에 주로 적용되었으며 거리의 최소화 또는 비용의 최소화로 해의 우수성이 결정되었다. 그러나 수리적 형태의 문제에서는 기존의 개미군집 최적화 알고리즘을 적용하기에는 어려움이 내재하고 있다. 즉 기존의 경로문제가 2차원 공간에서 정해진 노드를 연결하는 해를 찾는 것이라면 수리문제는 1차원 공간에서 무수히 많은 임의의 노드를 연결하는 해를 찾는 형태로 표현된다는 점에서 상이하다.

2.1 알고리즘 개요

개미군집 최적화(Ant Colony Optimization ; ACO)는 조합최적화 문제를 해결하기 위한 기법으로 생물학적(biological) 기반의 메타 휴리스틱 접근방법이다. 즉, 페로몬(pheromone)을 분비하고 통신 매개물로서 페로몬을 사용한 실제 개미들의 추적행위에 기반을 둔 알고리즘이다. 특히, 개미모형은 확률적 조합최적화(stochastic combinatorial optimization)에 적합한 효과적인 알고리즘으로 알려지고 있으며, 그 기본원리는 학습 에이전트들이 페로몬이란 간접적 전역 정보전달을 통해 협력하고 좋은 해를 찾기 위해 탐색한다. 개미군집 최적화 알고리즘은 개미 시스템의 성능을 향상시키기 위해 Dorigo and Gambadella(1999)에 의해 소개되었다. 일반적으로 개미군집 최적화는 다음과 같은 방법으로 수행한다. 먼저 m 개의 개미들이 초기화 규칙에 따라 무작위로 n 개의 노드를 선택한 다음, 각 개미들은 상태전이 규칙에 따라 다음에 방문할 노드를 선택하고 계속해서 탐색과정을 거친다. 개미군집 최적화는 확률분포를 이용해서 다음 노드를 선택하는 과정이 추가됨으로써 국부최적에 빠지기 쉬운 한계에서 어느 정도 벗어나고자 하고 있다. 이러한 탐색

과정을 거치는 동안 개미들은 지역갱신 규칙에 따라 방문한 각 간선에 페로몬 양을 변경하게 된다. 그리고 일단 모든 개미들이 탐색과정을 마치게 되면 전역갱신 규칙에 따라 다시 한번 페로몬 양을 변경하게 된다. 위 과정은 상태전이 규칙에 의해 각각의 노드로 이동할 확률 $[p_k(r, s)]$ 을 결정하고 모든 경로를 구성한 후 전역정보 갱신 규칙에 의해 모든 간선의 페로몬 $[\tau(r, s)]$ 을 갱신하며 각각 식 (1), 식 (2)와 같이 표현된다.

$$p_k(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau(r, s)] \cdot [\eta(r, s)]^\beta}{\sum_{u \in J_k(r)} [\tau(r, u)] \cdot [\eta(r, u)]^\beta}, & \text{if } s \in J_k(r) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$\tau(r, s)^{new} \leftarrow (1 - \rho)\tau(r, s)^{old} + \rho \sum_{k=1}^m \Delta\tau(r, s)^k$$

$$\text{and } \Delta\tau(r, s)^k = \begin{cases} L_{gb}^{-1}, & \text{if } (r, s)^k \in \text{global best} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

<notation>

- r, u, s : 노드
- $\tau(r, s)$: 노드(r)와 노드(s)사이 간선의 페로몬 양
- $\delta(r, s)$: 노드(r)와 노드(s)사이의 길이
- $\eta = 1/\delta$: $\delta(r, s)$ 의 역수
- $J_k(r)$: 노드(r)에 있는 에이전트 k 가 방문할 남아있는 노드들의 집합
- β : 페로몬과 간선 길이의 상대적인 중요도를 결정하는 파라미터($\beta > 0$)
- ρ : 페로몬 증발율($0 < \rho < 1$)
- L_{gb} : 현재까지 최적 경로의 길이

2.2 실험 설계

현재 연구가 진행되고 있는 개미군집 최적화 알고리즘은 대부분 TSP(Traveling Salesman Problem)나 VRP(Vehicle Routing Problem)같은 경로 최적화 문제(routing optimization problem)에 관한 것들이 대부분이다. 그러나 아직까지는 경로문제가 아닌 본 연구와 같이 일반화된 수리문제에 대한 적용은 매우 어려운 실정이다. 본 논문에서 다루는 문제는 NP-hard 문제에 속하면서 함수의 최적해를 찾는 문제에 해당되기 때문에 개미군집 최적화 알고리즘을 적용하기 위한 새로운 접근을 시도하였다. 최초 각각의 개미들은 상태전이 규칙(state transition rule)에 의해 탐색을 실시하는데, 여기서 상태전이 규칙은 방향벡터의 형태로 표현되며 초기 페로몬 양에 의해 탐색을 실시한다. 개미들은 각각 탐색된 해의 값을 페로몬 정보를 통해 유지하고 그 값은 전역정보갱신을 통해 최적해로 인식한다. 다음 단계에서는 이전 단계의 최적해를 기점으로 새로운 해를 탐색하며 종료조건인 반복횟수에 도달할 때까지 전역정보갱신을 통해 수정된 페로몬 정보가 최신화된다. 여기서 갱신된 페로몬 정보는 해의 탐색범위를 결정하는데 적용된다. <Figure 1>은 각

각의 개미가 수리문제에서 최적해 주변을 탐색해 가는 과정을 보여주고 있다. 즉, 기존에 주로 다루어지던 경로문제와의 차이점은 해의 결정과정에서 두드러지게 나타난다. VRP나 TSP 등의 경로문제는 각각의 개미들이 노드를 연결하는 최적경로의 형태로 해가 결정되는 반면 본 연구에서는 단계별로 각 경로의 최적해를 평가하고 선정된 최적해 주변에서 탐색영역을 좁혀가며 새로운 최적해만을 연결시키는 점이 상이하다.

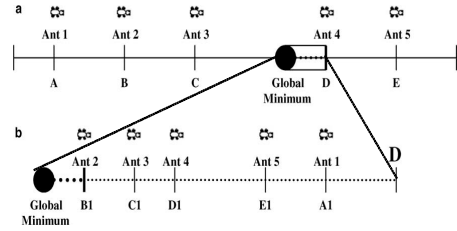


Figure 1. Numerical solution search of ants

실험조건은 Visual C++6.0 MFC로 코딩하였으며, CPU는 2.4 KHz, 512M 2대, 1.5 KHz, 256M 2대, 800MHz, 256M 2대의 환경 하에서 구동했다.

(1) 해 표현 및 탐색

개미군집 최적화에서는 초기해 선정이 해의 성능 향상에 매우 중요한 역할을 한다. 초기해인 정비주기(T_r)의 표현은 정수부분 2자리와 소수부분 3자리의 난수로 생성되며 각각의 자리 수는 0에서 9까지 random(경우의 수 10^5)한 값을 가진다. 여기서 T_r 값은 초기 벡터 량을 의미하며 $X_{initial}$ 의 형태로 표현된다. 개미들에 의해 탐색된 이웃해는 상태전이 규칙에 의해 결정된 벡터량(dx)만큼 이동하여 생성되고 이 값은 페로몬의

```

Initialization
Set the initial values :
    Stopping criterion : maximum iteration
    The interval  $dx$  vector is to be generated  $\alpha_{initial}$ 
Generate  $n$  ants(random initial vector)
Determine  $X_{initial}$ 
Define the direction of movement
 $dx$  has  $\begin{cases} (+) \text{ sign, if } C(X_t^{best} = X_{t-1} \pm dx) \leq C(X_{t-1}^{best}) \\ (-) \text{ sign, otherwise} \end{cases}$ 
Solution Manipulation
For  $k = 1$  to maximum iteration
    For all ants
        Generate  $dx$  random vector within  $[-\alpha, \alpha]$  range
        Generate new solution of each ant by  $X_t = X_{t-1} \pm dx$ 
        If  $(X_{t-1} \pm dx) \leq C(X_{t-1}^{best})$  then  $X_t^{best} = X_{t-1} \pm dx$ 
        Else  $X_t^{best} = X_{t-1}^{best}$ 
    End
    Update of pheromone
     $\alpha = \tau_t = \tau_{t-1} \times \rho$ 
End
    
```

Figure 2. ACO pseudo code

양을 결정하는 범위 $[-\alpha, \alpha]$ 내에서 임의적으로 생성된다. 각 단계 t 에서의 이웃해는 $X_t = X_{t-1}^{best} \pm dx$ 의 형태로 표현된다. 해의 산출 과정은 <Figure 2>와 같다.

<Figure 2>에서 $X_{initial}$ 은 초기해, X_t 는 t 단계에서 이웃해, X_{t-1}^{best} 는 이전단계($t-1$)에서 최적해를 각각 의미하고, dx 는 상태전이 규칙에 의해 생성되는 벡터량(개미들의 이동량)을 나타내며 $[-\alpha, \alpha]$ 는 개미들의 이동량 dx 값이 결정되는 범위로써 최초 전 영역(entire field)에서부터 반복횟수에 비례하여 범위가 줄어들도록 설계하였다.

(2) 개미 수 결정

초기에 우수한 해를 결정하기 위해서는 개미들의 숫자가 크게 좌우하는데 최초 4마리 부터 실험을 한 결과 10마리 까지는 차츰 해가 좋아지다가 그 이상 부터는 <Figure 3>과 같이 해의 질이 조금씩 저하되기 시작한다. 따라서 개미 수는 10마리로 설정하였다.

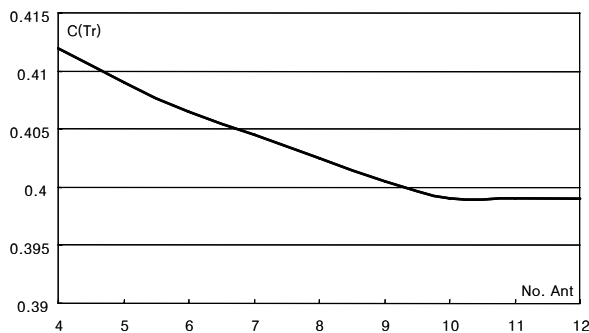


Figure 3. Experimental results for varying number of ants

(3) 종료 조건

각각의 개미들은 종료조건에 도달할 때까지 탐색을 실시한다. 개미 수 10마리를 기준으로 각각 10회 부터 200회로 다르게 적용하여 실험한 결과 $C(Tr)$ 값이 100회 이상에선 개선편차가 극소한 결과를 관찰하여 알고리즘 성능을 고려한 100회로 설정하였다. <Figure 4>에서 보는 바와 같이 반복횟수가 많을 수록 해의 질은 향상되는 반면 알고리즘 수행시간은 증가한다.

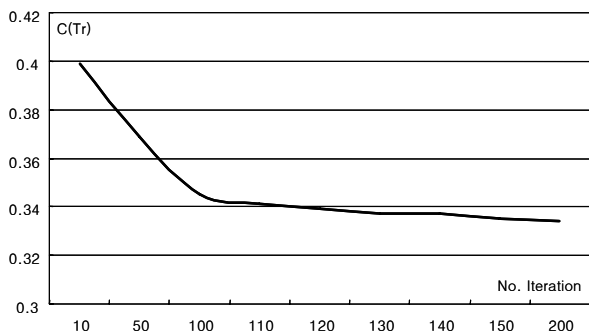


Figure 4. Experimental results for varying number of iterations

(4) 상태전이 규칙(state transition rule)

개미들은 각각 이전 단계의 최적해(X_{t-1}^{best})를 기준으로 탐색을 실시한다. 이 때 개미들의 이동량(dx)은 상태전이 규칙에 의해 생성되며 앞서 언급한 바와 같이 점차 최적해 주변으로 축소되는 범위 $[-\alpha, \alpha]$ 내에서만 이동을 허용한다. 상태전이 규칙은 기존에 다루어지던 경로문제에서는 각 노드로 이동할 확률을 결정하는데 사용된다. 하지만 본 연구와 같이 노드 수가 무수히 많은 1차원 공간에서 해를 찾는 수리적 문제를 취급할 시에는 상태전이 규칙을 경로문제처럼 적용할 수 없다. 따라서 $[-\alpha, \alpha]$ 범위 내에서 무작위로 이동하는 벡터량(dx : 개미들의 이동량)으로 표현한다. 개미들의 이동방향(dx 의 부호)은 목적함수 계산을 통하여 결정된다. 식 (3)에서처럼 만약 몬테카를로 시뮬레이션 값 $C(X_{t-1}^{best} \pm dx) \leq C(X_{t-1}^{best})$ 이면 (+)부호를, 그렇지 않으면 (-)부호를 취함으로써 개미들의 이동 방향을 결정한다.

$$dx \text{ has } \begin{cases} (+) \text{ sign, if } C(X_t^{best} = X_{t-1}^{best} \pm dx) \leq C(X_{t-1}^{best}) \\ (-) \text{ sign, otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

(5) 전역정보 갱신(global update rule)

앞서 언급한 상태전이 규칙과 그로 인한 이웃해 탐색을 통해, 매 반복시마다 탐색된 해의 정보는 개미집(nest)에서 정보 공유가 이루어지며 각각의 개미들이 발견한 값 중 최적해가 그 단계의 현재해가 되며 다음 반복 시에는 이 최적해를 거쳐 지속적으로 탐색이 이루어진다. 여기서 누적되는 페로몬 정보는 해의 탐색시 중요한 역할을 하는 탐색범위 $[-\alpha, \alpha]$ 의 크기에 영향을 준다. 즉, 증발계수(evaporating coefficients)로 인해 페로몬이 증발하는 모습이 $|\alpha|$ 의 범위 축소로 표현된다. Toksari (2006)는 이 부분에서 페로몬이 global- minimum에 집중적으로 축적되도록 급격한 범위 축소의 형태로 설계했으나 본 연구가 지닌 NP-hard 문제성격의 수리모델 특성상 탐색범위는 점차적으로 축소되도록 설계했다. 식 (4)는 α 값의 결정과정을 나타낸다.

$$\alpha = \tau_t = \tau_{t-1} \times \rho \quad (4)$$

결국 각각의 개미들은 이전 단계의 최적해를 기점으로 새로운 탐색을 시작하며 각 단계별로 줄어드는 탐색 범위 내에서 지속적으로 페로몬 흔적을 누적시킴으로써 해를 완성해 간다. 본 논문에 사용된 알고리즘을 요약하면 <Figure 5>와 같다.

3. 실험 및 결과분석

실험은 축소실험과 확대실험 두 경우로 실시한다. 먼저 축소 실험에서는 Yun et al.(2004), Lee et al.(2008) 등이 사용한 선형(5, 5)중-연속(3, 3) : F 시스템을, 그리고 확대실험에서는 선형(10,

10)중-연속(3, 3) : F 시스템을 동일한 조건 하에 실험하며 동시에 시스템 보수 m, n 을 (15, 15)까지 증가시키면서 목적함수의 값 및 계산시간을 기존해법들과의 비교를 통해 알고리즘의 효율성을 판단한다.

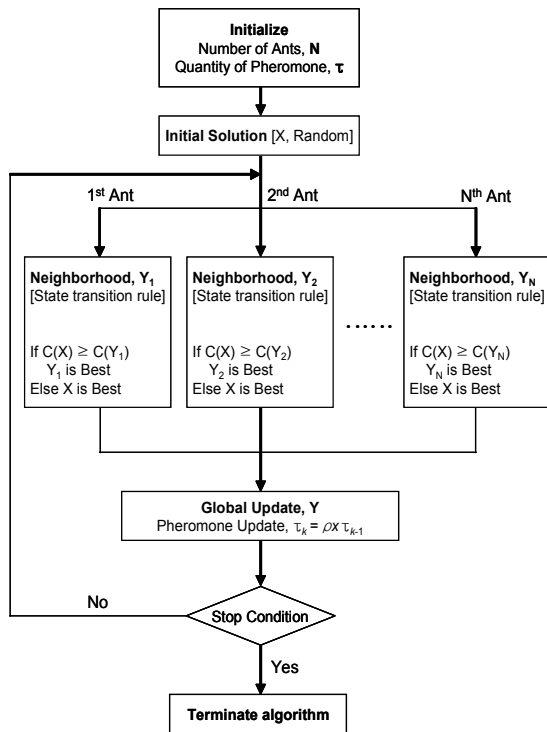


Figure 5. ACO algorithm flow chart

3.1 축소실험

축소실험에서는 선형(5, 5)중-연속(3, 3) : F 시스템에 대하여 기존의 유전자 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링, 타부서치 알고리즘과 개미군집 최적화 알고리즘을 사용하여 그 결과를 비교하였다. 시스템에 있는 모든 부품의 고장은 서로 독립이고 각 부품의 고장 분포는 $\lambda = 0.02$ 인 지수분포를 따른다. 몬테카를로 시뮬레이션 실험횟수는 100회, 개미 수 10마리, 반복횟수 100회로 실험하여 정비주기와 기대비용, 해 탐색시간을 구하였다.

실험결과는 <Table 1>과 같다. 산출된 기대비용 $C(T_r)$ 은 기존연구 결과보다 우수한 결과 값을 보여주고 있다. 계산시간 또한 다른 모든 알고리즘에 비해 월등히 뛰어난 값(29초)을 보여주고 있다. 개미군집 최적화 알고리즘의 정비주기 (T_r) 값은 C_0 (시스템 고장시 고정비용)값이 10일 때 66.134~68.564, C_0 값이 1,000일 때 43.997~46.447로 다른 알고리즘에 비해 변동 폭이 작은 것을 알 수 있다. 산출되는 정비주기의 변동 범위를 통해 스케일 변화에 따른 대략적인 정비주기의 범위를 예측할 수 있을 것으로 판단된다. 또한 개미군집 최적화의 정비주기 변화는 비교적 완만한 경사를 보여주고 있는데 작은 변화에도 민감한 변동을 보이는 기대비용을 정밀하게 탐색하고 있다는 것을 보여준다.

<Figure 6a>, <Figure 6b>에서 알 수 있듯이 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘의 경우 모든 결과 값이 다른 알고리즘에 비해 좋지 못하다. 타부서치 알고리즘의 경우 C_0 값이 100, 1000인 경우에는 다른 알고리즘보다 우세한 결과를 산출하지만 C_0

Table 1. Computational results on GA/ SA/ TS vs. ACO algorithm

Cost	Experiment(100), gene(50), population size(100)	Experiment(100), Initial Temp(100 °C), Loop Iteration(100)			Experiment(100), Tabu List(6), Iterations(3,000)			Experiment(100), No. of ants(10), Iterations(100)					
		GA**	SA***	TS	ACO								
C_2^*	C_0	T_r	$C(T_r)$	Time (sec)	T_r	$C(T_r)$	Time (sec)	T_r	$C(T_r)$	Time (sec)	T_r	$C(T_r)$	Time (sec)
0.1	10	61.043	0.285	310	48.443	0.318	110	82.255	0.290	48	66.134	0.289	29
	50	36.524	0.300		32.568	0.336		44.814	0.297		55.537	0.309	
	100	33.921	0.308		26.709	0.379		35.967	0.301		48.022	0.318	
	1,000	29.486	0.321		23.512	0.397		23.744	0.317		43.997	0.322	
0.5	10	68.836	0.289	310	53.752	0.357	110	87.643	0.299	48	67.233	0.293	29
	50	36.756	0.322		33.406	0.382		46.481	0.323		57.173	0.316	
	100	34.472	0.322		31.756	0.402		36.603	0.331		50.606	0.324	
	1,000	30.475	0.345		26.478	0.426		24.653	0.342		44.375	0.332	
1.0	10	80.093	0.290	310	73.607	0.376	110	88.806	0.310	48	68.564	0.299	29
	50	37.876	0.338		35.426	0.395		47.787	0.323		58.190	0.325	
	100	34.822	0.343		33.733	0.428		38.801	0.339		51.043	0.337	
	1,000	30.277	0.364		25.930	0.442		25.787	0.356		46.447	0.341	

* : Fixed cost for preventive maintenance, ** : Yun et al.(2004), *** : Lee et al.(2008).

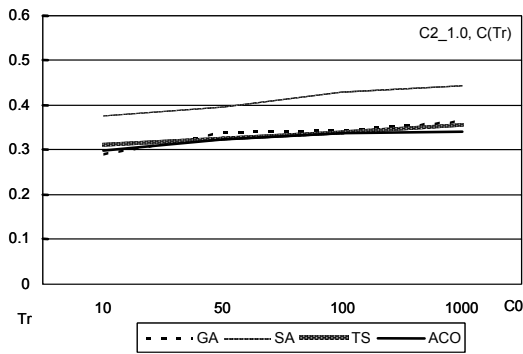


Figure 6a. Tr parameter for GA/SA/TS and ACO algorithm

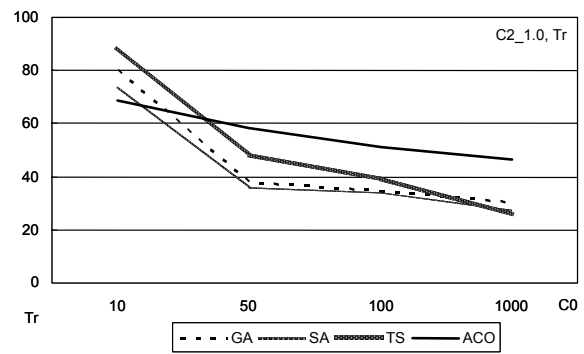


Figure 6b. $C(Tr)$ parameter for GA/SA/TS and ACO algorithm

값이 10, 50일 경우에는 결과 값이 유전자 알고리즘, 개미군집 최적화에 비해 저조하다. 이런 현상은 타부탐색의 고유한 성격인 타부리스트와 열망기준으로 인해 타부이동을 일부 허락하면서 생긴 것으로 판단된다. 개미군집 최적화는 모든 경우에서 우세한 결과 값을 찾아냈으며, 일부(C_1 : 고장부품 교체 시 고정비용, 0.1case) 저조하지만 그 값은 무시할 만하다. 이것은 전역갱신 규칙으로 인해 가장 좋은 값만을 취함으로써 나타난 결과로 간주된다. 정비주기(Tr) 값을 고려하지 않고 기대비용[$C(Tr)$]만을 비교해도 개미군집 최적화는 다른 알고리즘에 비해 우세한 결과를 보인다. 또한 정비주기(Tr)의 산출 형태도 비교적 비례적인 모습으로 나타나고 있으며 이는 실제 <Figure 7>처럼 시뮬레이션 값을 비용추정 값에 유리하게 근사시키고 있다고 해석할 수 있다.

알고리즘 탐색시간 면에서는 유전자 알고리즘이 310초 인데 반해 시뮬레이티드 어닐링은 110초, 타부 서치 알고리즘은 48초, 개미군집 최적화 알고리즘은 29초로 월등하게 우수한 것으로 나타나고 있다. 이것은 알고리즘의 특성에 따른 지역해 수렴의 문제를 어떤 식으로 해결했는가에 따라 달라질 수 있으며 개미군집 최적화의 경우는 전역정보 갱신(global update)시 페로몬 증발로 인한 탐색범위 결정이 불필요한 탐색을 배제하도록 설계했기 때문에 빠른 수행시간을 보여주고 있다. 타부 서치 알고리즘, 개미군집 최적화 알고리즘의 특성상 초기해의 질에 의해 최적해의 질과 탐색시간이 결정되기 때문에 초기해 선정시 탐색범위가 상대적으로 넓은 개미군집 최적화가 우수하게 나타나고 있다.

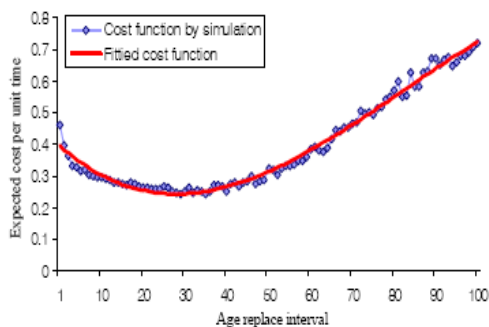


Figure 7. Fitted cost function vs. simulation

3.2 확대실험

확대실험은 선형(10, 10)중-연속(3, 3): F 시스템을 실험하고 m, n 을 증가시키면서 목적함수의 값 및 계산시간을 확인하여 기존해법들과의 비교를 통해 알고리즘의 우수성을 입증하였다. 실험결과 <Table 2>와 같이 m, n 이 증가 할수록 기대비용과 알고리즘 계산시간은 증가하는 것을 볼 수 있다. 또한 기존의 유전자 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘, 타부서치 알고리즘과 비교할 때 기대비용은 적거나 유사한 값을 보이는 반면 알고리즘 계산시간은 m, n 의 크기가 커질수록 상대적으로 빠른 시간 내에 탐색하는 것을 파악할 수 있다.

Table 2. Extended computational results($C_2 = 0.1, C_0 = 100$)

(m, n) (r, s)	GA*		SA**		TS		ACO	
	$C(Tr)$	Time (min)	$C(Tr)$	Time (min)	$C(Tr)$	Time (min)	$C(Tr)$	Time (min)
(10, 10) (3, 3)	1.521	51	1.665	25	1.641	12	1.485	11
(11, 11) (3, 3)	1.859	75	1.944	29	1.927	21	1.788	15
(12, 12) (3, 3)	2.138	118	2.254	39	2.387	28	2.171	25
(13, 13) (3, 3)	2.527	174	2.749	58	2.835	37	2.572	30
(14, 14) (3, 3)	3.053	240	3.250	75	3.147	42	3.099	36
(15, 15) (3, 3)	3.482	318	3.604	98	3.665	55	3.495	39

*: Yun et al.(2004), **: Lee et al.(2008).

<Figure 8a>와 <Figure 8b>에서 보듯이 알고리즘 수행시간은 (m, n) 의 크기가 증가할수록 확연한 차이를 보여주고 있으나 기대비용의 차이는 각 알고리즘 간에 큰 차이가 없는 것을 알 수 있다. 이를 통해 스케일이 더욱 확장된 문제에 대해서도 개미군집 최적화 알고리즘은 효율적인 시간에 적용할 수 있음을 알 수 있다.

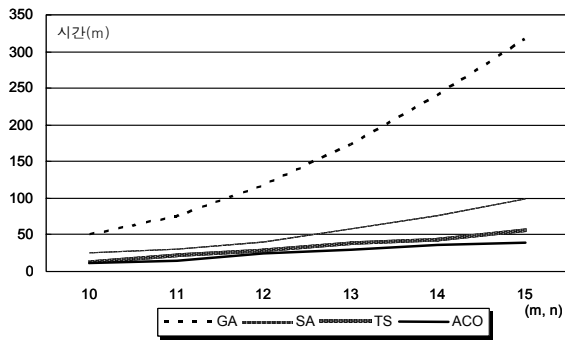


Figure 8a. Computing time vs. m, n for GA/SA/TS and ACO algorithm

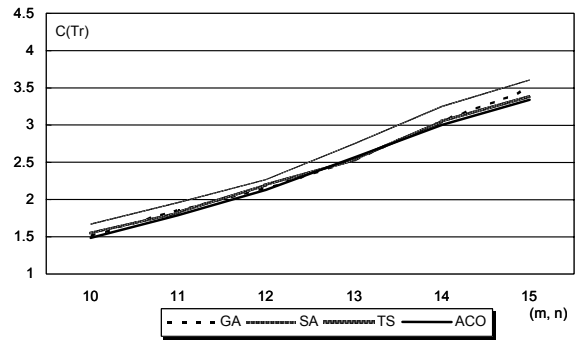


Figure 8b. $C(Tr)$ vs. m, n for GA/SA/TS and ACO algorithm

4. 결론

본 논문에서는 (m, n) 중-연속 (r, s) : F 시스템의 효율적인 정비모형 최적화를 위한 개미군집 최적화 알고리즘을 제시하였다. 기존의 유전자 알고리즘을 이용한 정비모형은 알고리즘 수행 시간이 과도하게 소요되어 활용성 측면에서 제한점이 있고, 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘은 수행시간은 단축되었지만 해의 질은 개선하지 못하였다. 타부서치 알고리즘은 그 두 알고리즘보다 시간과 해의 질 면에서 상당한 개선을 이루었으나 본 논문에서 제안한 개미군집 최적화 알고리즘에 미치지 못하는 듯하였다. 실험결과 유전자 알고리즘이 느린 탐색시간을 갖는 문제를 보완하여 확대실험 결과에서 본 것처럼 (m, n) 이 (10, 10)일 경우 40분, (15, 15)일 경우 269분 이상 탐색 시간이 줄어들어 해의 범위가 확대 될수록 효과적인 성능을 보임을 입증하였다. 또한 지금까지 경로문제에 주로 적용되었던 개미군집 최적화 알고리즘을 (m, n) 중-연속 (r, s) : F 시스템에 벡터 량을 이용해 적용함으로써 개미군집 최적화에 대한 새로운 분야 적용 가능성을 시험하였다.

본 연구에서는 단순히 시간 단축이 아닌 우수한 해를 찾는 과정을 개선하고, 비용함수에 최적으로 근사시키는 알고리즘을 제시하였다. (m, n) 중-연속 (r, s) : F 시스템과 같은 다 부품 중복설계 시스템의 신뢰도와 최적화 모형 연구는 지금까지 많은 연구에도 불구하고 수치적 해법의 복잡성으로 인해 국내에서는 연구 성과가 거의 없으며 지속적인 연구가 요구되는 분야이다. 또한 경우에 따라 (r, s) 의 크기가 단계적으로 변화하는 시스템의 고장에 대한 경우도 생각할 수 있는데 이러한 시스템에서는 각 단계별로 적용되는 비용과 정비주기가 더욱 다양하기 때문에 복합적인 형태의 정비정책과 비용함수가 필요할 것으로 판단된다. 한편, 본 연구에서는 고장률 $\lambda = 0.02$ 인 지수분포 가정 하에 국한시킨 반면, 현실세계에 좀 더 적용 가능한 측면에서 본다면 추후 불규칙적인 분포를 따르는 시스템에 대한 정비정책 연구와 이러한 시스템에 대한 정의와 활용, 신뢰도 등을 구하는 문제와 같은 많은 연구가 필요할 것으로 생각된다.

참고문헌

Boehme, T. K., Kossow, A. and Preuss, W. (1992), A Generalization of Consecutive- k -out-of- n : F Systems, *IEEE Trans. Reliability*, 41(3), 451-457.

Fu, J. C. and Hu. (1987), On Reliability of a Large Consecutive- k -out-of- n : F Systems with $(k-1)$ step Markov Dependence, *IEEE Trans. Reliability*, R-36, 602-606.

Jardine, A. K. S. (2005), *Maintenance, Replacement, and Reliability Theory and Applications*, John Wiley, New York.

Kim, E. G., Yun, B. K. and Lee, S. B. (2000), *Metabeuristic*, Youngji Publishers, Seoul, Korea.

Kontoleon, J. M. (1980), Reliability Determination of a r -successive-out-of- n : F System, *IEEE Trans. Reliability*, R-29, 437-438.

Lee, S. H., Kang, Y. T. and Shin, D. Y. (2008), A Maintenance Design of Connected- (r, s) -out-of- (m, n) : F System Using Simulated Annealing, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 34(1), 98-107.

Malinowski, J. and Preuss, W. (1996), Lower and Upper Bounds for the Reliability of Connected- (r, s) -out-of- (m, n) : F Lattice Systems, *IEEE Trans. Reliability*, 45(1), 156-160.

M. Duran Toksari (2006), Ant Colony Optimization for Finding Global Minimum, *Mathematics and Computation*, 176, 308-316.

M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colomi (1991) The ant system: an autocatalytic optimizing process, *Technical Report, TR91-016*, Politechno di Milano.

M. Dorigo, G. Di Caro (1999) The Ant Colony Optimization Meta-heuristic. In D. Corne, M. Dorigo, F. Glover(eds) *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, London, UK, 11-32.

M. Dorigo, L. M Gambardella (1997) Ant Colony System: a cooperative learning approach th the travelling salesman problem, *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, 1, 53-66.

M. Dorigo, G. Di Caro, L. M Gambardella (1999) Ant Algorithms for Discrete Optimization, *Artificial Life*, 5(2), 137-172.

M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colomi (1996) The ant system: optimization by a colony of cooperating agents, *IEEE Transactions in Systems, Man, and Cybernetics-Part*, B26(1), 29-41.

M. Dorigo, T. Stützle (2002) The ant colony optimization metaheuristic: Algorithms, applications and advances. In F. Glover, G. Kochenberger(eds) *Handbook of Metabeuristics*, Kluwer Academic Publishers, Morwell, MA, 251-285.

Papastavridis, S. and Lambiris, M. (1987), Reliability of a Consecutive- k -out-of- n : F System for Markov Dependent Components, *IEEE Trans. Reliability*, R-36, 78-79.

Salvia, A. A. and Lasher, W. C. (1990), 2-Dimensional Consecutive- k -out-of- n : F Models, *IEEE Trans. Reliability*, 39(3), 333-336.

Shanthikumar, J. R. (1985), Life time distribution of consecutive- k -out-of- n : F

systems with exchangeable lifetime, *IEEE Trans Reliability*, R-34, 480-483.
 Yamamoto, H. and Miyakawa, M. (1995), Reliability of a Linear Connected- (r, s) -out-of- (m, n) : F Lattice Systems, *IEEE Trans. Reliability*, 44(2), 333-336.
 Yamamoto, H. and Miyakawa, M. (1996), Reliability of Circular Connected- (r, s) -out-of- (m, n) : F Lattice Systems, *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 39(3), 389-406.
 Yun, W. Y., Kim, G. R. and Jeong C. H. (2004), Maintenance Design of

Connected- (r, s) -out-of- (m, n) : F System, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 30(3), 250-260.
 Zuo, M. G. (1993), Reliability and Design of 2-dimensional Consecutive- k -out-of- n : F Systems, *IEEE Trans. Reliability*, 42(4), 488-490.
 Yuge, T., M. Dehare, and S. Yanagi (2003), *Reliability of 2-Dimensional Consecutive-k-out-of-n : F system with a Restriction in the Number of Failed Components*, IEICE TRANS, 5, 1535-1540.



이상현

육군사관학교 전자공학과 학사
 U. S. Naval Postgraduate School OR 석사
 Georgia Institute of Technology 산업공학 박사
 현재: 국방대학교 운영분석학과 교수
 관심분야: 네트워크, 메타휴리스틱, 로지스틱스, SCM, 시뮬레이션



신동열

육군사관학교 이학사
 국방대학교 OR 석사
 현재: 제 1포병여단 포대장
 관심분야: 메타휴리스틱, 최적화