

배전 계통의 손실 최소화를 위한 개미 군집 알고리즘의 적용

論 文
50A-4-5

Application of Ant Colony Algorithm for Loss Minimization in Distribution Systems

田 永 在* · 金 載 哲**
(Young-Jae Jeon · Jae-Chul Kim)

Abstract - This paper presents an efficient algorithm for the loss minimization by automatic sectionalizing switch operation in distribution systems. Ant colony algorithm is multi-agent system in which the behaviour of each single agent, called artificial ant, is inspired by the behaviour of real ants. Ant colony algorithm is suitable for combinatorial optimization problem as network reconfiguration because it use the long term memory, called pheromone, and heuristic information with the property of the problem. The proposed methodology with some adoptions have been applied to improve the computation time and convergence property. Numerical examples demonstrate the validity and effectiveness of the proposed methodology using a KEPCO's distribution system.

Key Words : Ant Colony Algorithm, Loss Minimization, Network Reconfiguration, Distribution System

1. 서 론

고소비형 전력부하가 대도시 지역에 편중되어 증가하고 있는 반면 여러 요인에 의해 전력 설비 증설은 어려워져 전력 공급 여건이 점차적으로 나빠지고 있다. 이러한 상황에서 배전 계통의 자동화가 꾸준히 이루어지고 있고 전력산업 전반에 대한 변화로 앞으로는 공익성보다는 수익에 우선한 배전 계통 운영이 필요하기 때문에 자동화된 개폐기를 효율적으로 조작하여 원하는 목적을 달성할 수 있는 운전 전략이 요구된다. 배전 계통 재구성은 변압기, 선로의 과부하를 해소하거나 유효 전력 손실을 줄이기 위해 개폐기의 on/off 동작을 통해 수행된다. 그러나 배전 계통에는 많은 수의 개폐기가 있으며 고려해야 할 제약조건이 많기 때문에 적정 시간 내에 전역 최소해를 찾기가 쉽지 않다.

배전 계통은 방사상 형태로 운전이 되기 때문에 배전 계통 재구성 문제는 개념적으로 최소 걸침 나무(minimum spanning tree)를 찾는 문제로 볼 수 있으며, 이를 기반으로 다양한 알고리즘이 적용되었다[1-12]. 배전 계통 재구성 문제에 분지한계법, 분기교환법, 유전자 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링, 타부 탐색 등의 최적화 기법을 이용하여 많은 연구가 진행되어 왔지만 각 기법들이 뚜렷한 장단점을 가지고 있어 적용에 한계가 있다. 분지한계법은 계통의 크기가 커질수록 계산량이 기하급수적으로 증가하기 때문에 현실적으로 실계통에 적용하기 어렵고, 분기교환법은 작은 크기의 배

전 계통에서는 빠른 시간 내에 해를 구할 수 있지만 크기가 커질 경우 대부분 전역 최적해를 찾지 못한다. 시뮬레이티드 어닐링은 전역 최적해를 찾을 수 있는 가장 좋은 알고리즘이지만 상대적으로 많은 계산 시간이 필요하며, 유전자 알고리즘은 우수한 전역 탐색 능력으로 대체적으로 좋은 해를 찾아주지만 배전 계통이 모선과 모선 사이의 연결도가 낮은 형태의 걸침 나무(spanning tree)이기 때문에 유전자 알고리즘의 주요 연산을 효율적으로 적용하기 어렵다. 타부 탐색은 기본적으로 손실이 감소하는 방향으로 탐색을 하기 때문에 적은 계산 시간으로 좋은 해를 얻을 수 있지만 전역 최소해를 보장하는 수렴 특성이 부족하다. 부족한 수렴특성을 보완하기 위해 중,장기 메모리를 사용하는 강화(intensification)와 다양성(diversification) 전략이 사용되어야 하지만, 빈도(frequency)를 기반으로 하는 이들 전략들이 연결도가 낮아 희소 걸침 나무(sparse spanning tree) 형태를 가진 배전 계통에 적합하지 않다.

유전자 알고리즘을 제외하고 분기교환법, 시뮬레이티드 어닐링, 타부 탐색은 지역 탐색을 기반으로 하기 때문에 전역 최소해를 찾기 위해서는 많은 시간이 필요하거나 탐색 과정에서 탐색하지 않았던 지역을 탐색하도록 유도하는 다양성 전략이 필요하다. 하지만 앞서 서술한 것처럼 알고리즘과 배전 계통의 고유한 특성 때문에 효율적으로 다양성 전략을 적용하기가 쉽지 않다. 따라서 본 논문에서는 휴리스틱 정보와 장기 메모리를 사용하여 탐색 과정에서 찾은 우수한 해의 특성을 공유하면서 확률적으로 탐색하는 개미 군집 알고리즘(Ant Colony Algorithm)을 배전 계통 재구성 문제에 적용하였다.

개미 군집 알고리즘은 실제 개미가 등지에서 먹이까지의 최단거리를 찾는 현상에 영감을 얻어 착안되었으며, 기본적

* 正 會 員 : 崇 實 大 工 大 電 氣 工 學 科 博 士 課 程

** 正 會 員 : 崇 實 大 工 大 電 氣 工 學 科 教 授 · 工 博

接 受 日 字 : 2001 年 2 月 26 日

最 終 完 了 : 2001 年 3 月 29 日

으로 개미로 불리는 다수의 에이전트를 사용하여 병렬로 해를 찾는다. 탐색 과정에서 얻은 정보를 페로몬(pheromone)을 통하여 변화시킬 뿐만 아니라 적용하는 문제와 관련된 휴리스틱 정보와 결합하여 확률적인 탐색을 수행한다[13,14]. 개미 군집 알고리즘은 비교적 최근에 제안된 알고리즘이지만 전력계통 분야를 비롯하여 많은 최적화 문제에 성공적으로 적용되어 적용의 범위를 넓히면서 다양한 기법이 새롭게 제안되고 있다[14,15].

본 논문에서는 연계 개폐기와 구분 개폐기의 on/off 동작으로 구성이 바뀌는 배전 계통 재구성 문제에 적합한 생성기법과 페로몬 갱신 기법을 제안하였으며, 분기교환법을 통해 얻은 손실 변화량을 휴리스틱 정보로 사용하여 분기교환법의 국소 탐색 능력과 개미 군집 알고리즘의 전역 탐색 능력의 균형있는 결합으로 탐색의 효율을 증대시켰다. 또한 파라메타 설정과 그에 따른 영향을 알아보고 배전 계통 재구성 문제에서 적합한 파라메타 설정 방법을 제시하였다. 본 논문에서 제안한 개미 군집 알고리즘이 배전 계통 재구성 문제에 성공적으로 적용되었으며, 32, 148 모선 예제 계통을 통해 제안한 알고리즘의 효용성을 입증하였다.

2. 개미 군집 알고리즘(Ant Colony Algorithm)

개미 군집 알고리즘은 유전자 알고리즘이나 시뮬레이티드 어닐링처럼 자연 현상에서 영감을 얻어 발전시킨 최적화 알고리즘이다. 실제 개미들이 시각적인 정보 없이 서로 정보를 교환하여 둥지(nest)로부터 음식(food)이 있는 곳까지 가장 짧은 길을 찾아내는 현상이 곤충학자들로부터 관찰되었으며, 이러한 현상은 실험실에서의 실험으로 입증되었다. 개미가 둥지에서부터 음식까지의 가장 짧은 길을 찾을 수 있는 것은 페로몬(pheromone) 정보를 이용하기 때문인데 앞선 개미가 페로몬을 땅에 떨어뜨리면 나중에 오는 다른 개미가 이전에 흘린 페로몬에 따라 확률적으로 선택을 하게 된다. 개미가 페로몬을 이용하여 확률적으로 두 지점 사이의 가장 짧은 길을 찾는 방법이 그림 1에 나와있다.

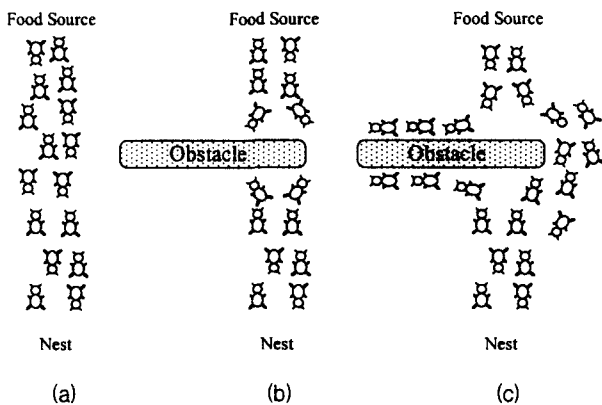


그림 1 실제 개미의 예
Fig. 1 An example with real ants

그림 1(a)처럼 개미는 처음에 둥지와 음식이 사이를 오가며 음식을 운반한다. 중간에 장애물이 그림 1(b)처럼 생겼을 때 개미들은 좋은 선택에 대한 단서가 없기 때문에 랜덤하

게 선택한다. 평균적으로 개미의 반은 왼쪽으로 반은 오른쪽으로 갈 것이다. 그림 1(c)는 개미가 똑같은 속도로 걷는다는 가정 하에 왼쪽 길보다 오른쪽 길이 짧기 때문에 개미들이 땅에 흘리는 페로몬의 양이 시간이 흐를수록 상대적으로 많이 축적되며, 이후에 개미들은 오른쪽 길에 페로몬이 많기 때문에 확률적으로 오른쪽 길을 선호할 것이다. 따라서 반복할수록 짧은 오른쪽 길을 선택하는 개미들이 증가할 것이고, 상당한 시간이 흐른 후 모든 개미들은 오른쪽 길을 이용할 것이다.

이러한 실제 개미들의 행위로부터 영감을 얻은 Dorigo 등은 고안한 개미 군집 알고리즘을 n개의 도시에서 가장 짧은 길을 통하여 모두 한번씩 방문해야 하는 순회판매원 문제(traveling salesman problem)에 처음 적용시켰다[13]. 개미로 불리는 에이전트들의 집합이 좋은 해를 병렬로 찾기 위해 페로몬 전달에 의한 정보 교환을 통하여 협력하는 것이 개미 군집 알고리즘의 주요한 특징이며, 순회 판매원 문제에서 각 개미는 반복적인 방법으로 과거 경험과 새롭게 얻어진 정보를 이용하여 부분적인 해에 새로운 도시를 추가하여 전역 최적해를 찾는다.

이해를 돕기 위해 순회판매원 문제에 대한 개미 군집 알고리즘의 수행 과정을 살펴보면 다음과 같다. 시작 도시에서 각 개미는 상태 변경 규칙(state transition rule)을 통해 다음 도시를 선택하게 되는데 도시 r에 있는 개미 k가 도시 s로 이동할 확률은 다음과 같다.

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

여기서, $\tau(r,s)$ 는 도시 r과 s 사이의 경로에 부여하는 페로몬이고 η 는 도시 r과 s 사이의 경로 길이 $\delta(r,s)$ 의 역수이다. $J_k(r)$ 은 도시 r에 있는 개미 k가 방문할 수 있는 도시들의 집합이고, β 는 거리와 페로몬의 상대적 영향을 결정하는 파라메타이다($\beta > 0$). 식 (1)은 상대적으로 많은 페로몬 양을 가지고 있는 짧은 경로들이 선택되도록 한다.

식 (1)을 통해 도시를 선택하여 완전한 길을 생성한 후 식 (2)의 전역 페로몬 갱신 규칙(global pheromone updating rule)이 적용된다.

$$\tau(r,s) = (1 - \alpha) \cdot \tau(r,s) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_k(r,s) \quad (2)$$

여기서, $\Delta \tau_k(r,s) = \begin{cases} 1/L_k & \text{if } (r,s) \in k \text{의 전체 경로} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$, $0 < \alpha < 1$ 이 페로몬 감소 파라메타, L_k 는 개미 k에 의해 형성된 전체 경로의 길이이다. m은 개미들의 수이다.

페로몬 갱신은 짧은 길에 많은 페로몬 양이 할당되도록 하는 것이고, 이것은 좋은 해의 특징이 다음 해를 생성할 때 반영되어 전역 최적해 근처를 집중적으로 탐색하는 강화(intensification) 기법과 유사하다. 또한 경로상에 할당된 페로몬이 장기 메모리의 역할을 하기 때문에 문제의 특성에 따라 다양하게 이용할 수 있다. 이러한 특징을 이용하여 다양한 문제에 개미 군집 알고리즘이 적용되었으며, 문제의 특

성에 맞게 변형하고 휴리스틱(heuristic) 기법과 결합하면 유전자 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링, 타부 탐색과 같은 최적화 알고리즘보다 우수한 성능을 보인다는 것이 보고되었다[13].

3. 개미 군집 알고리즘의 적용

개미 군집 알고리즘은 크게 페로몬을 조절하는 부분과 페로몬과 휴리스틱 정보를 이용하여 선택 확률을 결정하는 부분으로 나눌 수 있다. 이 논문에서 m 개의 개미들은 초기 구성에서 시작하여 확률적인 선택 규칙을 반복적으로 적용하여 새로운 해를 만들고, 국소 갱신 규칙(local updating rule)과 전역 갱신 규칙(global updating rule)을 이용하여 페로몬 양을 조절한다. 이와 관련한 해 생성 기법, 국소 갱신 규칙, 전역 갱신 규칙이 효율적인 탐색을 위해 다음처럼 사용된다.

3.1 개미 군집 알고리즘에서의 해 생성 기법

조합적인 최적화 문제에서 전역 최적해를 찾기 위해 문제의 특성에 적합한 목적함수, 해 생성 기법, 탐색 전략, 파라메타 설정 등이 요구된다. 이 중에서도 해 공간을 정의하고 탐색 전략에 큰 영향을 미치는 해 생성 기법이 가장 중요하다. 배전 계통이 방사상 구성으로 운전되기 때문에 초기 구성에서 어떤 연계 개폐기를 선택하고 닫아서 생기는 루프에서 구분 개폐기를 열어 새로운 구성을 만드는 방법이 분기교환법, 시뮬레이티드 어닐링, 타부 탐색에서 사용되었다 [2,7,10,11]. 각 알고리즘마다 연계 개폐기와 구분 개폐기를 선택하는 방법이 다르고, 이에 따라 탐색의 특성이나 방향이 결정된다.

분기교환법은 연계 개폐기를 닫아서 생기는 루프에서 모든 구분 개폐기를 열어가면서 손실 변화량을 구한 후 가장 손실 감소가 많은 구분 개폐기를 결정한다. 모든 루프에 이런 과정을 수행한 후 가장 크게 손실이 감소되는 연계 개폐기와 구분 개폐기를 선택하여 새로운 해를 구성한다. 시뮬레이티드 어닐링은 현재 구성에서 랜덤하게 연계 개폐기를 선택해서 루프를 생성한 후 루프 속에서 랜덤하게 구분 개폐기를 선택하여 새로운 해를 생성한다. 타부 탐색에서는 미리 정한 이웃해 숫자만큼 시뮬레이티드 어닐링의 해 생성 방법이 반복되고, 새롭게 생성된 이웃해 중에서 손실 감소가 가장 큰 해가 새로운 해로 선택된다.

시뮬레이티드 어닐링은 랜덤하게 해를 찾기 때문에 오랜 시간이 필요하지만 지역 최적해에 빠질 위험은 적다. 반면에 분기교환법은 현재 해에서 가장 손실이 감소하는 방향으로 탐색을 하기 때문에 전역 최적해 근처까지 빠르게 접근을 하지만 대부분 지역 최적해에 빠지게 된다. 타부 탐색은 랜덤하게 연계 개폐기와 구분 개폐기를 선택하면서 이웃해 중에서 가장 손실이 감소되는 해를 다음 해로 선택을 하기 때문에 분기교환법과 시뮬레이티드 어닐링의 절충형이라고 볼 수 있다. 타부 탐색은 분기교환법과 시뮬레이티드 어닐링과 같은 수렴 특성을 가지지 못하기 때문에 강화와 다양성이 탐색 절차에 포함되어야 하지만 배전 계통의 특성 때문에 적절한 적용이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 국소 탐

색과 전역 탐색의 균형을 위해 분기교환법을 통해 얻은 손실 변화량을 개미 군집 알고리즘의 휴리스틱 정보로 사용하였으며, 개폐기 선택시 전역 최적해 방향으로 탐색할 수 있도록 휴리스틱 정보와 탐색 과정에서 얻은 정보를 결합하여 개폐기를 선택할 수 있도록 하였다.

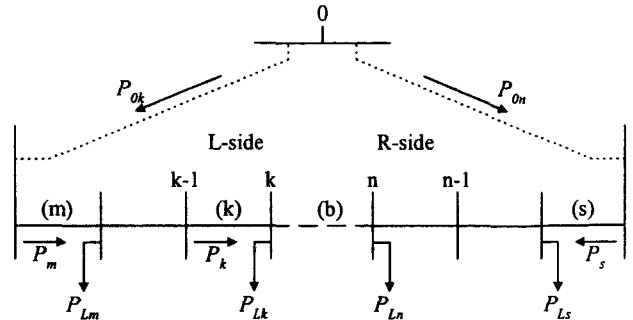


그림 2 연계 선로 b를 갖는 루프 계통
Fig. 2 The loop associated with open branch b

본 논문에서 제안한 해 생성 기법을 설명하기 전에 그림 2와 같이 방사상으로 운영되는 배전 계통 재구성 문제에서는 일반성을 잃지 않으면서 설명을 쉽게 하기 위하여 실선으로 표시된 선로 상에 구분 개폐기가 있고 선로 b처럼 점선으로 표시된 선로 상에 연계 개폐기가 있다고 가정한다. 따라서 같은 번호가 개폐기와 선로에 부여되며, 점선으로 표시된 연계 선로는 상황에 따라 연계 개폐기로 표현되기도 한다.

그림 2에서 연계 선로 b에 연결된 모선 k와 모선 n 중에서 모선 k의 전압이 낮다고 가정하고, 전압이 낮은 쪽을 L로 전압이 높은 쪽을 R로 표시한다. 연계 개폐기 b와 L쪽에 있는 구분 개폐기 m 과의 교환과 R쪽에 있는 구분 개폐기 s 와의 교환으로 변하는 손실량은 다음 식 (3)과 (4)로 얻을 수 있다[3].

$$\Delta LP_{bm} = 2P_m(\sum_{i \in L} r_i P_i - \sum_{i \in R} r_i P_i) + 2Q_m(\sum_{i \in L} r_i Q_i - \sum_{i \in R} r_i Q_i) - (P_m^2 + Q_m^2) \sum_{i \in R \cup L} r_i \quad (3)$$

$$\Delta LP_{bs} = 2P_s(\sum_{i \in R} r_i P_i - \sum_{i \in L} r_i P_i) + 2Q_s(\sum_{i \in R} r_i Q_i - \sum_{i \in L} r_i Q_i) - (P_s^2 + Q_s^2) \sum_{i \in R \cup L} r_i \quad (4)$$

L쪽이 전압이 낮다는 것은 R쪽보다 손실이 많다는 것을 의미하며 L쪽의 부하를 R쪽으로 절체할 경우 얼마간의 손실 감소가 이루어질 것으로 예상할 수 있다. 반대로 전압이 높은 R쪽의 부하를 L쪽으로 절체하면 손실 증가를 예상할 수 있다. 따라서 분기교환법에서는 연계 선로로 연결된 두 모선의 전압을 이용하여 전압이 높은 R쪽의 개폐기들은 후보에서 제외시키고 부하 절체는 L쪽에서만 이루어진다. 그러나, 때때로 R쪽 개폐기와의 교환에서 손실 감소가 이루어지기 때문에 보다 좋은 해를 위해서는 R쪽 개폐기와의 교환을 고려할 필요가 있다. 본 논문에서는 L쪽의 개폐기만 고려한 참고문헌 [3]에서의 식 (3)을 R쪽 개폐기와의 교환을 통한 손실 변화량을 계산할 수 있도록 식 (4)로 수정하여

사용하였다.

루프 내의 모든 개폐기를 고려하면서 개미 군집 알고리즘의 기본 개념에 부합되는 해 선택을 하기 위해 본 논문에서는 개폐기 교환을 통한 손실 변화량을 개미 군집 알고리즘의 휴리스틱 정보로 사용하여 루프에서 손실 변화량과 페로몬에 따라 확률적으로 선택할 수 있도록 하였다. 식 (3)과 (4)에서 얻은 휴리스틱 정보는 페로몬과 결합하여 오픈할 개폐기 t 의 선택 확률을 다음과 같이 결정한다.

$$p_{kt} = \begin{cases} \frac{[\eta(t)]^\beta / [\tau(t)]}{\sum_{s \in J_k(t)} [\eta(s)]^\beta / [\tau(s)]} & \text{if } s \in J_k(t) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서, τ 는 페로몬이고 η 는 1/손실변화량(음이 되는 손실 변화량을 가질 경우 모든 변화량이 양수가 되도록 정규화)이다. k 는 개미 번호를 나타내고 $J_k(t)$ 은 루프 l 에서 연계 개폐기를 제외하고 루프를 구성하는 구분 개폐기들의 집합이다. β 는 손실 변화량과 페로몬의 상대적 영향을 결정하는 파라메타이다.

기본적으로 식 (5)를 통해 얻은 확률을 기반으로 유전자 알고리즘에서 사용하는 룰렛 휠 방식을 이용해 개폐기를 선택한다. 대체로 손실 감소가 크거나 좋은 해가 될 가능성이 큰 개폐기가 선택되기도 하지만 그렇지 않은 개폐기들도 확률에 따라 선택이 된다. 이러한 선택은 탐색 초기에 다양한 방향으로 탐색할 수 있게 하여 지역 최소해에 빠지는 것을 막아주지만 손실 감소가 크면서 좋은 해를 얻을 가능성이 큰 개폐기를 포기하는 것도 바람직하지 않다. 또한 개미 군집 알고리즘은 유전자 알고리즘처럼 여러 개체가 탐색을 하기 때문에 모든 개미가 확률적으로 탐색할 필요는 없다. 따라서, 본 논문에서는 식 (6)을 통해 두 가지 방법으로 개폐기를 선택한다.

$$\text{구분 개폐기 선택} = \begin{cases} \max\{[\eta(t)]^\beta / [\tau(t)]\} & \text{if } \gamma \leq \gamma_0 \\ \text{식 (5)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서, γ 는 0과 1 사이의 랜덤 값이고 γ_0 는 가장 좋은 개폐기를 선택할 것인지 확률에 의해 선택할 것인지를 결정하는 파라메타이다.

식 (6)에 의해 생성되는 해는 연계 개폐기를 닫은 후 생긴 루프에서 구분 개폐기를 열기 때문에 기본적으로 방사상과 전력공급 제약조건을 만족한다. 전압강하 제약조건은 말단에서 조사하고 선로 용량은 말단에서부터 변압기까지 가장 선로용량이 작은 구간에서 조사하여 제약조건을 위반했을 경우 이 해를 버리고 식 (6)를 다시 수행하여 새로운 해를 생성한다.

3.2 페로몬의 갱신

3.1절에서는 페로몬 자체에 대한 언급없이 휴리스틱 정보와 페로몬을 통해 구분 개폐기를 선택하는 방법에 대해서 서술했다. 개미 군집 알고리즘의 성공 여부는 문제의 특성과 크기에 따라 페로몬을 어떻게 조정하는가에 달려있기 때문에 3.2절에서는 페로몬의 갱신 방법과 그에 따른 영향

을 알아보고 페로몬 갱신 기법을 제시한다.

1) 페로몬의 전역 갱신

페로몬은 타부 탐색의 장기 메모리에 해당이 되며 과거 혹은 현재의 탐색과정에서 얻은 정보를 기억하고 저장하여 전역 최적해 근처로 접근할 수 있도록 도와주는 역할을 한다. 이를 위해서는 문제의 특성에 맞는 갱신 시기와 방법이 필요하다.

개미 군집 알고리즘에서 페로몬을 부여하고 갱신할 수 있다는 것은 그것이 해의 일부분이라는 것을 의미한다. 배전 계통 재구성 문제에서는 개폐기만이 해의 일부가 될 수 있기 때문에 개폐기에 페로몬을 부여하고 갱신한다. 해를 구성하는 개폐기들의 페로몬을 갱신할 때 연계 개폐기 집합과 구분 개폐기 집합 중에서 하나를 선택해야 한다. 일반적으로 연계 개폐기의 수가 적기 때문에 편의상 연계 개폐기의 집합을 재구성 문제의 해로 사용하여 연계 개폐기에 페로몬을 부여하고 갱신했지만 갱신되는 연계 개폐기 수가 적어 갱신에 따른 영향이 너무 크고 편향되어 원하는 탐색을 할 수 없었다. 따라서 구분 개폐기에 페로몬을 부여하고 갱신하는 쪽을 선택했다.

페로몬 갱신은 모든 개미가 앞서 설명한 선택 규칙에 의해 해를 생성한 후 전체적으로 가장 좋은 개미(즉, 가장 손실이 작은 구성을 찾은)만이 페로몬을 갱신할 수 있게 하였으며, 이것을 본 논문에서는 전역 갱신이라 부르고 식 (7)에 의해 수행된다.

$$\tau(s) = (1 - \alpha) \cdot \tau(s) + \alpha \cdot \Delta\tau(s) \quad (7)$$

여기서, $\Delta\tau(s) = \begin{cases} 1/f_k(x) & \text{if } s \in S \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$, $0 < \alpha < 1$ 이 페로몬 감소 파라메타, $f_k(x)$ 는 k 번째 개미의 전체 손실, S 는 손실이 가장 작은 해를 구성하는 구분 개폐기의 집합이다.

전역 갱신을 통해 매 반복마다 가장 우수한 해를 구성하는 구분 개폐기들은 페로몬이 증가되어 다음 선택에서 다시 해에 포함될 가능성이 높아진다. 전역 갱신의 반복을 통해 페로몬은 좋은 해의 일부를 계속 기억하고 누적함으로써 해의 우수한 특성을 이용하여 다수의 개미가 전역 최적해를 향해 탐색을 진행한다.

2) 페로몬의 국소 갱신

효율적인 탐색으로 전역 최적해를 찾기 위해서는 전역 최적해 부근을 집중적으로 탐색하는 강화와 이전에 탐색하지 않았던 부분을 탐색하는 다양성이 필요하다. 식 (7)을 통한 강화와 탐색의 균형을 맞추기 위하여 다음의 국소 갱신을 적용한다.

$$\tau(s) = (1 - \rho) \cdot \tau(s) + \rho \cdot \tau_0(s) \quad (8)$$

여기서, $0 < \rho < 1$ 이고, $\tau_0(s)$ 은 초기구성의 전체 손실에 0.1을 곱하여 얻은 값이다.

다양성을 위해 수행되는 국소 갱신은 첫 번째 개미가 해

를 생성하면 그 해를 구성하는 구분 개폐기의 페로몬을 감소시켜 다음 개미는 확률적으로 다른 개폐기를 선택하게 만드는 것이다. 모든 개미가 해를 생성할 때까지 국소 갱신이 계속되고, 나중에 해를 선택하는 개미는 앞서 해를 생성한 개미들과는 다른 해를 생성함으로써 탐색하지 않았던 지역을 탐색한다. 탐색 과정에서 전역 최적해의 일부분에 속할 개폐기들은 당연히 많이 선택되어 페로몬이 감소할 것이지만 전역 갱신에 의해 다시 페로몬이 증가해 계속적으로 선택이 될 것이고, 그렇지 못한 개폐기들은 어떠한 이유에서 많이 선택되었더라도 결국 국소 갱신에 의해 페로몬이 감소되어 다음 반복에서는 이전보다 적게 선택될 것이다.

3.3 제안한 알고리즘의 수행 절차

개미 군집 알고리즘이 성공적으로 적용된 순회판매원 문제 같은 경우 해 생성 과정에서 손쉽게 가능해 만들 생성할 수 있고 도시간의 거리가 고정되어 있기 때문에 초기해 없이 선택 규칙에 의해 해를 생성한다. 그러나 배전 계통 재구성 문제의 경우 선로 상의 손실이 계통의 구성에 따라 변하고 전력공급 제약조건을 만족시키는 것이 어렵기 때문에 초기해에서 시작하여 연계 개폐기와 구분 개폐기의 교환으로 새로운 해를 생성시켜 가면서 탐색을 할 수밖에 없다.

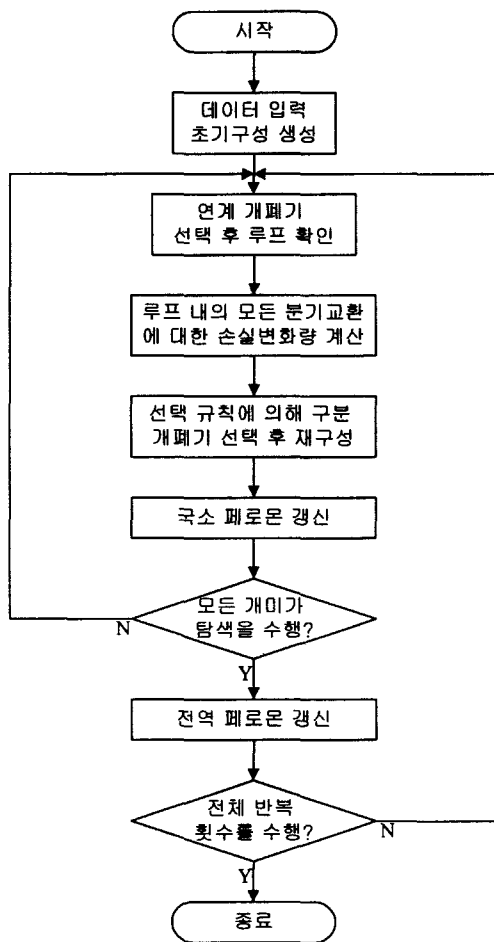


그림 3 제안한 알고리즘의 순서도

Fig. 3 Flowchart of the proposed algorithm

초기해에서 시작하여 3.1절에서 설명한 선택 규칙에 따라 개미의 수만큼 병렬적으로 전역 최적해를 탐색하며, 탐색 과정에서 얻은 정보는 3.2절에서 설명한 페로몬 갱신 규칙에 의해 갱신된다. 본 논문에서 제안한 방법은 그림 3과 같은 순서도에 의해 수행된다.

그림 3의 순서도에서 보이는 것처럼 데이터를 입력받고 초기치 설정 후 초기 구성을 만들어 탐색을 시작한다. 랜덤하게 연계 개폐기를 선택한 후 이 개폐기를 닫아 생기는 루프에서 모든 구분 개폐기에 대해 식 (3)과 (4)를 이용하여 손실 변화량을 계산한다. 각 구분 개폐기의 손실 변화량과 식 (6)을 통해 오픈할 구분 개폐기를 선택하여 새로운 구성을 생성한다. 이 때 국소 페로몬 갱신 규칙에 의해 페로몬이 갱신되고, 하나의 개미가 탐색하는 과정이 끝난다. 연계 개폐기의 선택에서부터 똑같은 과정이 개미의 수만큼 이루어진 후 가장 손실이 적은 구성을 이루고 있는 구분 개폐기의 집합이 전역 페로몬 갱신 규칙에 의해 갱신된다. 이와 같은 과정을 미리 정한 반복 횟수만큼 계속 반복한다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 전체적인 조류계산 대신에 분기교환에 의한 손실변화량을 이용했기 때문에 간단한 계산으로 탐색을 할 수 있었고, 지역적인 분기교환으로 인한 다양성 부족을 다수의 개미가 병렬로 탐색을 하면서 얻은 정보를 페로몬의 갱신을 통해 서로 공유하게 함으로써 분기교환법의 빠른 계산 능력과 개미 군집 알고리즘의 우수한 전역 탐색 능력을 결합하였다. 따라서, 제안한 알고리즘은 강화와 다양성이 균형있게 조화되었으며, 배전계통 재구성 문제에 적합한 계산 능력과 수렴 특성을 갖추었다.

4. 사례 연구

제안한 알고리즘은 C언어로 프로그램 했으며 배전 계통의 방사상 구조를 표현하기 위해 자료구조에서 사용되는 양방향 연결 리스트(double linked list) 기법을 사용했다. 시뮬레이션은 Intel Pentium III 750MHz 프로세서를 사용한 컴퓨터 상에서 수행되었다. 이 장에서는 제안한 알고리즘의 효율성을 입증하기 위해 32모선과 148모선 예제 계통에서 시뮬레이션을 하였고, 시뮬레이션에 필요한 파라메타 설정을 다루었다.

4.1 파라메타 설정

다른 알고리즘과 마찬가지로 개미 군집 알고리즘도 파라메타 설정이 탐색에 미치는 영향이 크기 때문에 문제의 특성과 크기에 맞는 적절한 파라메타 설정이 필요하다. 개미 군집 알고리즘에서 설정해야 할 파라메타는 α , β , ρ , γ_0 , 개미 수 m 이고, 파라메타 변화에 따른 영향을 알아보기 위해 148모선 시스템에서 $\alpha=0.3$, $\rho=0.3$, $\beta=3.0$, $\gamma_0=0.5$, $m=10$, 반복횟수 $n=200$ 으로 설정한 후 하나의 파라메타만 변화시켜 시뮬레이션을 수행하였다. 각 사례마다 10번씩 시뮬레이션을 수행하여 전역 최적해를 찾은 횟수를 알아보았으며, 각 파라메타 별로 다음과 같이 정리하였다.

표 1 다양한 α, ρ, γ_0 값의 결과

Table. 1 Result for various α, ρ, γ_0

파라미터 \ 값	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
α	9	6	6	7	6
ρ	5	7	8	8	7
γ_0	2	4	6	7	4

3.2절에서 설명한 것처럼 α, ρ, γ_0 는 0과 1 사이의 값이고, α 와 ρ 는 각각 전역과 국소 페로몬 갱신에 사용된다. γ_0 는 구분 개폐기를 선택할 때 가장 좋은 것을 선택할 것인지 확률에 의해 선택할 것인지를 결정한다. 표 1에서 보이는 것처럼 0에 가까운 α 가 전역 페로몬 갱신시 상대적으로 적은 변화를 주어 안정적으로 전역 최적해에 수렴하게 한다. 10번중 9번 전역 최적해를 찾아 0에 가까게 α 를 조정하는 것만으로도 탐색시 큰 효과를 거두는 것을 알 수 있다. ρ 는 이전 개미들이 탐색했던 지역 이외의 지역으로 탐색을 유도하는 파라미터로서 아주 작을 때를 제외하고 탐색에 큰 영향을 미치지 않았지만 시스템의 크기가 크고 복잡해질수록 적절한 조정이 필요하다. γ_0 는 0.7 정도에서 가장 좋은 결과를 얻어 구분 개폐기를 선택할 때 확률적으로 선택하는 비율이 30% 정도가 적당하다는 것을 보여준다.

표 2 다양한 β 값의 결과

Table 2 Result for various β

파라미터 \ 값	1.0	3.0	5.0	7.0	10.0
β	5	7	7	7	4

β 는 페로몬과 손실 변화량의 관계 속에서 손실 변화량의 비중을 어떻게 할 것인가를 결정하는 파라미터로서 너무 작거나 크지 않게 3.0에서 7.0 정도면 탐색의 효율이 크게 떨어지지 않는다는 것을 알 수 있다.

표 3 다양한 m 의 결과

Table. 3 Result for various m

파라미터 \ 값	5	10	20	50
m	5	4	8	10

개미 군집 알고리즘에서 개미 숫자는 탐색의 효율에 상당히 큰 영향을 미치지만 아직까지 적정 개미수에 관한 연구가 부족하여 최적 개미수를 결정하는 특별한 기법이 없다고 알려져 있다. 적정 개미수는 다른 파라미터 조정으로 전역 최적해를 얻을 수 있을 정도가 바람직하며, 경험상 전역 최적해를 찾는 횟수가 크게 증가하는 개미수 정도가 적절하다.

4.2 제안한 알고리즘의 사례 연구

1) 32모선 시스템

32모선 예제 시스템은 5개의 연계 개폐기, 32개의 모선을 가지고 있으며 기준전압은 12.66[kV]이고 초기 구성에서의 전체 부하는 3715[kW], 2300[kVAR]이다. 초기 구성은 그림 4에 나와있고 33(7, 20), 34(8, 14), 35(11, 21), 36(17, 32), 37(24, 28) 선로에 있는 개폐기를 열어 계통을 구성했으며, 이때의 손실은 176.6[kW]이고 모선의 최소 전압은 0.92[pu]이다.

제안한 알고리즘은 개미 $m=3$, 반복횟수 $n=30$, $\alpha=0.1$, $\rho=0.5$, $\epsilon_0=0.7$, $\beta=3.0$ 의 파라미터 값을 사용하여 그림 5와 같은 최적 구성을 얻었으며, 이 계통 구성은 7(6, 7), 9(8, 9), 14(13, 14), 37(24, 28), 32(31, 32) 선로에 있는 개폐기를 열어 구성했다. 이때의 손실은 127.4[kW]이고 모선의 최소 전압은 0.939[pu]이다. 알고리즘 수행 후 손실은 49[kW] 감소하여 28[%]의 손실 감소가 있었고, 최소 전압은 2.49[%]의 전압 상승이 있었다.

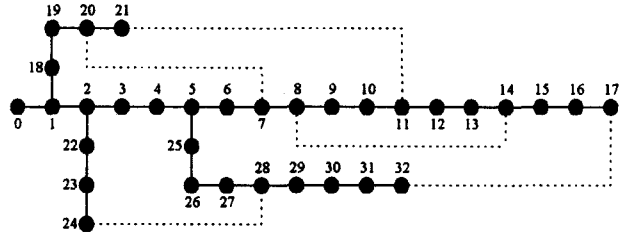


그림 4 32모선의 초기 구성

Fig. 4 Initial configuration of 32 bus system

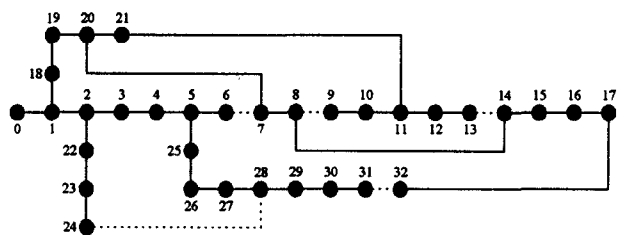


그림 5 32모선의 최적 구성

Fig. 5 Optimal configuration of 32 bus system

지역 탐색과 페로몬 갱신을 통해 전역 최적해를 탐색한 결과를 보이기 위해 알고리즘 수행 후 페로몬의 크기를 그림 6에 나타내었다.

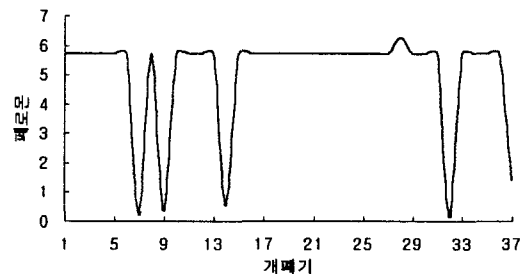


그림 6 32모선 계통의 최종적인 페로몬 크기

Fig. 6 The final pheromone profile in 32 bus system

그림 6에서 알 수 있듯이 전역 최적해를 구성하는 구분 개폐기들의 페로몬은 높은 수치를 기록하고 있는 반면 연계 개폐기 7, 9, 14, 32, 37의 페로몬은 상대적으로 작은 것을 알 수 있다. 32모선 시스템이 작아 적은 수의 반복 횟수를 통해 전역 최적해를 얻었기 때문에 상대적으로 페로몬의 차이가 크지 않았지만 반복 횟수를 늘리면 0에 가까운 페로몬을 갖는 개폐기가 생기며, 페로몬을 통해 탐색이 어떻게 진행되어 왔는지 알 수 있다. 제안한 알고리즘이 32모선 시스템에 효율적으로 적용되어 전역 최적해와 페로몬이 정확하게 일치하였으며 각 개미는 전역 최적해를 찾거나 전역 최적해 근처에 머물러 다수의 개미들이 전역 최적해 근처를 집중적으로 탐색한 것을 알 수 있다. 표 4에서는 제안한 방법과의 비교를 위해 32모선 계통에 적용된 분기교환법, 휴리스틱 기법, 시뮬레이티드 어닐링의 결과를 나타내고 있다.

표 4 이전 연구 결과와의 비교

Table 4 Comparison with previous study

	연계 개폐기(시작모선, 끝모선)	손실
분기교환법 (방법 1) [3]	33(7-20), 34(8-14), 11(10-11), 28(27-28), 31(30-31)	133.1[kW]
분기교환법 (방법 2,3) [3]	6(5-6), 34(8-14), 11(10-11), 37(24-28), 31(30-31)	138.2[kW]
휴리스틱 기법 [4]	7(6-7), 9(8-9), 14(13-14), 37(24-28), 32(31-32)	127.4[kW]
시뮬레이티드 어닐링 [7]	7(6-7), 9(8-9), 14(13-14), 37(24-28), 32(31-32)	127.4[kW]
유전자 알고리즘 [8]	7(6-7), 9(8-9), 14(13-14), 37(24-28), 32(31-32)	127.4[kW]
제안한 방법	7(6-7), 9(8-9), 14(13-14), 37(24-28), 32(31-32)	127.4[kW]

참고문헌 [3]에서 식 (3)을 이용한 방법과 전방향, 후방향 조류계산을 이용한 방법으로 시뮬레이션을 한 결과 각각 133.1[kW]와 138.2[kW]의 손실을 가지는 구성을 얻었지만 다른 알고리즘들은 모두 동일한 최적 구성을 찾았다. 분기교환법은 표 4에 나와있는 결과처럼 전역 최적해를 찾지 못했지만 계산 시간은 다른 알고리즘에 비해 수십분의 일 내지 수백분의 일 정도에 불과하기 때문에 전역 탐색 능력을 가지고 있는 다른 알고리즘과 결합되면 제안한 알고리즘처럼 빠른 계산시간과 우수한 수렴 특성을 가질 수 있다.

2) 148모선 예제 시스템

크기가 큰 시스템에서 제안한 알고리즘의 탐색 효율성을 알아보기 위해 한국전력의 실제 계통 상에서 시뮬레이션 하였다. 한국전력의 148모선 시스템은 서울의 위성도시인 J시의 실제 시스템의 일부분이며, 초기 구성은 그림 7에 나와있는 것과 같다.

이 시스템은 148개의 모선, 148개의 구분 개폐기, 19개의 연계 개폐기로 이루어져 있으며, 기준전압은 22.9[kV]이고 전체 부하는 44.43[MW]와 21.51[MVAR]이다. 초기 구성은 149(41-42), 150(24-56), 151(38-59), 152(9-60), 153(47-66), 154(54-75), 155(61-78), 156(74-95), 157(68-98), 158(102-

103), 159(105-113), 160(106-120), 161(119-127), 162(101-136), 163(28-142), 164(96-143), 165(72-144), 166(49-147) 167(145-148) 선로상의 개폐기가 오픈되어 있다. 초기 구성이 운전원에 의해 거의 최적으로 구성되어 있기 때문에 정확한 알고리즘의 수행을 위해 선로 데이터를 적당하게 수정하여 사용하였다.

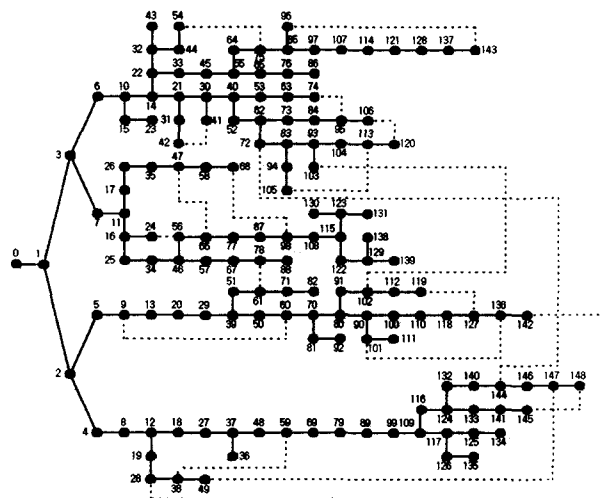


그림 7 148 모선의 초기 구성
Fig. 7 Initial configuration of the 148 bus system

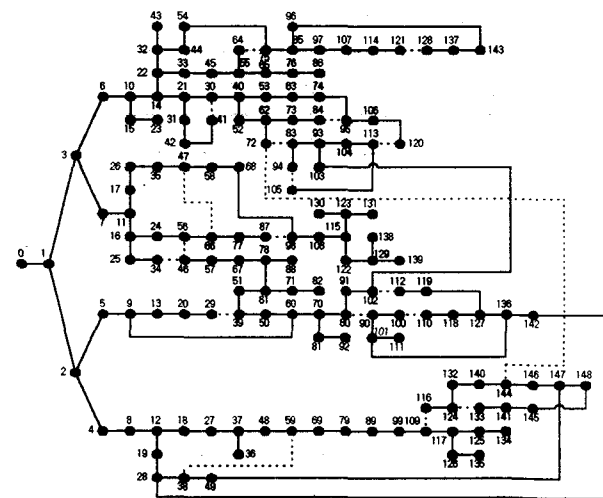


그림 8 148모선의 최적 구성
Fig. 8 Optimal configuration of the 148 bus system

제안한 알고리즘은 개미 $m=10$, 반복횟수 $n=200$, $\alpha=0.1$, $\rho=0.5, \gamma_0=0.7, \beta=4.0$ 의 파라메타 값을 사용하여 그림 8과 같은 최적 구성을 얻었으며, 초기 구성에서 전체 전력 손실과 최소 전압은 각각 1068[kW]와 0.935[pu]이고 최적 구성의 전체 손실과 최소 전압이 각각 860.8[kW]와 0.953[pu]이다. 이 때 39(29-39), 41(30-41), 46(34-46), 56(46-56), 151(38-59), 153(47-66), 75(64-75), 83(72-83), 90(80-90), 95(84-95), 98(87-98), 105(94-105), 110(100-110), 112(102-112), 116(109-116), 120(113-120), 128(121-128), 133(124-133), 165(72-144) 선로상의 개폐기를 열어서 구성하였으며

최종적인 페로몬 크기는 다음과 같다.

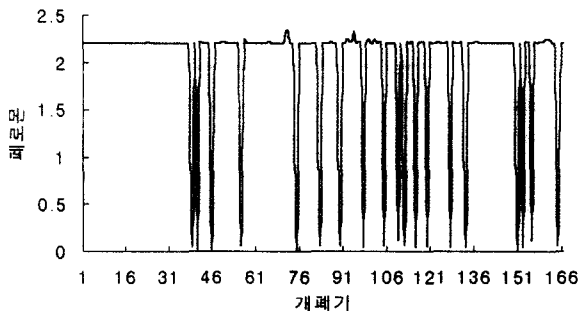


그림 9 148 모선 시스템의 최종적인 페로몬 크기
Fig. 9 The final pheromone profile in 148 bus system

32모선 시스템의 페로몬 크기와는 달리 148모선에서는 반복 횟수가 많아 상대적인 차이가 크며, 전역 최적해와 페로몬 크기가 일치하지 않는 개폐기가 한두 개 정도 발생한다. 크기가 큰 배전 계통에서 손실의 차이가 적은 해들이 많이 존재하기 때문에 약간의 불일치가 있지만 병렬로 최적해 근처를 집중적으로 탐색을 하기 때문에 148모선 시스템에서는 안정적으로 전역 최적해를 찾을 수 있었다.

제안한 알고리즘이 분기교환법의 손실 변화량을 휴리스틱 정보로 사용하기 때문에 분기교환법과 우선 비교했으며, 다른 알고리즘과도 비교하여 결과를 표 5에 서술하였다.

표 5 분기교환법과의 비교
Table 5 Comparison with branch exchange

	연계 개폐기	손실	계산속도
분기교환법[3]	39, 41, 46, 56, 75, 83, 90, 98, 105, 110, 116, 120, 151, 153, 156, 164, 165, 167	864.6 [kW]	0.139 [sec]
SA [7]	39, 41, 46, 56, 75, 83, 90, 95, 98, 105, 110, 112, 116, 120, 128, 133, 151, 153, 165	860.8 [kW]	6.514 [sec]
SA+TS [10]	상동	860.8 [kW]	5.422 [sec]
제안한 알고리즘	상동	860.8 [kW]	5.172 [sec]

표 5에서 보이는 것처럼 분기교환법을 통해 얻은 전역 최적해는 제안한 알고리즘에 비해 해의 질이 상당히 떨어진 다. 분기교환법과 제안한 알고리즘을 통해 얻은 최적해 사이에는 무수히 많은 준최적해가 존재하며, 분기교환법이 손실 변화량에만 의존하여 탐색을 하기 때문에 크기가 큰 시스템에서는 반드시 지역 최소해에 빠지게 된다. 참고문헌 [7]과 [10]의 경우 같은 전역 최적해를 찾았으며 계산시간만 제안한 알고리즘보다 뒤쳐진다. 이것은 대체적으로 계산시간이 오래 걸리는 시뮬레이티드 어닐링을 기반으로 했기 때

문이며, 이 결과가 더 큰 시스템에서도 유지된다는 보장은 할 수 없다. 다만 전역 탐색 능력이 국소 탐색 능력보다 떨어지는 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색보다는 제안한 알고리즘이 국소 탐색과 전역 탐색의 균형을 맞추므로써 어떠한 시스템에서라도 일정 수준 이상의 수렴 특성과 계산 시간을 유지할 수 있을 것으로 생각된다. 또한 시스템의 크기에 따라 파라메타 변경을 통해 유연하게 적용할 수 있기 때문에 시스템이 커지고 복잡해질수록 더욱 좋은 결과를 기대할 수 있을 것으로 생각된다.

5. 결 론

본 논문에서는 배전 계통에서 여러 가지 제약조건을 만족 하면서 최소 손실 구성을 찾는 문제에 개미 군집 알고리즘을 적용하였다. 개미 군집 알고리즘은 실제 개미가 등지로부터 먹이까지의 가장 짧은 길을 서로 정보를 교환하여 찾는 현상에서 착안한 최적화 알고리즘으로서 다수의 개미가 탐색 과정에서 얻은 정보를 페로몬을 통해 갱신하여 좋은 해의 특성을 이용하면서 탐색을 한다. 기본적인 개미 군집 알고리즘을 기반으로 하여 배전계통의 특성에 적합한 휴리스틱 정보를 사용하고 적절한 페로몬 갱신 규칙을 적용하여 알고리즘의 수렴 특성과 수행 시간을 개선하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 32, 148 모선 시스템에서 시뮬레이션 하였으며, 32모선에서 뿐만 아니라 실제 계통의 일부인 148모선에서 성공적인 결과를 얻어 실제 계통의 최적 재구성 문제에 충분히 적용할 수 있을 것으로 기대한다.

감사의 글

본 연구는 기초전력공학공동연구소의 "AI 기법을 이용한 배전 계통의 최적 라우팅 기법 개발"에 따른 연구비(97-중-05)로 수행되었음.

참 고 문 헌

[1] D. Shirmohammadi, H. W. Hong, "Reconfiguration of electric distribution networks for resistive losses reduction," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, no. 2, pp. 1402-1498, April 1989.
 [2] S. Civanlar, J. J. Grainger, and S. H. Lee, "Distribution feeder reconfiguration for loss reduction," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 3, no. 3, pp. 1217-1223, July 1988.
 [3] M. E. Baran, F. F. Wu, "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol 4, no. 2, pp. 1401-1407, April 1989.
 [4] 최남진, 김병섭, 신중린, "휴리스틱 탐색전략을 이용한 배전계통 계획의 급전선 최적 경로 선정", 대한 전기학회논문지, 제 49권, 11A호, pp.566-574, 2000. 11.
 [5] H. D. Chiang and R. M. Jean-Jumeau, "Optimal network reconfiguration distribution system: Part 1:

- A new formulation and a solution methodology," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 5, no. 4, pp.1902-1909, November 1990.
- [6] H. D. Chiang and R. M. Jean-Jumeau, "Optimal Network Reconfigurations in Distribution System: Part 2: A Solution Algorithm and Numerical Results", *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 5. no. 3, pp. 1568-1574, July 1990.
- [7] 전영재, 최승규, 김재철, "배전 계통의 손실 최소 재구성을 위한 시뮬레이티드 어닐링의 구현", 대한 전기학회 논문지, 제 48권, 4A호, pp.371-378, 1999. 4.
- [8] K. Nara, A. Shiose, M. Kitagawa, and T. Tshihara, "Implementation of genetic algorithm for distribution system loss minimum re-configuration," *IEEE Transactions on Power System*, vol. 7, no. 3, pp.1044-1051, August 1992.
- [9] 안진오, 김세호, "유전 알고리즘과 Kruskal 알고리즘을 이용한 배전계통 재구성에 관한 연구", 대한 전기학회 논문지, 제 49권 3A호, pp. 118-123, 2000. 3
- [10] 전영재, 김재철, "배전 계통 손실 최소화를 위한 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색의 적용", 대한 전기학회 논문지, 제 50권 1A호, pp. 28-37, 2001.1
- [11] A. Augugliaro, L. Dusonchet, E. R. Sanseverino, "Genetic algorithm, simulated annealing and tabu search algorithms: Three heuristic methods for optimal reconfiguration and compensation of distribution networks," *European Transactions on Electrical Power*, vol. 9, no. 1, pp. 35-41, February 1999.
- [12] Y. Huang, H. Yang, and C. Huang, "Solving the capacitor placement problem in a radial distribution system using tabu search approach," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 11, no. 4, pp. 1868-1873, November 1996.
- [13] A. Colomi, M. Dorigo, and V. Maniezzo, "Distributed optimization by ant colonies," *Proceedings of ECAL91 - European Conference on Artificial Life*, Paris, France, 1991, F. Varela and P. Bourguin(Eds.), Elsevier Publishing, pp. 134-142.
- [14] D. Corne, M. Dorigo, and F. Glover, *New Ideas in Optimization*, THE MCGRAW-HILL COMPANIES, London, 1999
- [15] Y. Song, *Modern Optimization Techniques in Power Systems*, KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS, London, 1999

저 자 소 개



전 영 재 (田 永 在)

1972년 6월 30일 생. 1995년 숭실대 전기공학과 졸업. 1997년 숭실대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2000년 동 대학원 전기공학과 박사수료

E-mail : anneal@dreamwiz.com



김 재 철 (金 載 哲)

1955년 7월 22일 생. 1979년 숭실대 전기공학과 졸업. 1983년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1987년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 1988년~현재 숭실대 공대 전기공학과 교수.

E-mail : jckim@ee.ssu.ac.kr