

배전 계통의 손실 최소화를 위한 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색의 적용

論 文

50A-1-5

Application of Simulated Annealing and Tabu Search 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 of distribution systems by automatic sectionalizing switch operation in large scale distribution systems. Simulated annealing is particularly well suited for a large combinational optimization problem, but the use of this algorithm is also responsible for an excessive computation time requirement. Tabu search attempts to determine a better solution in the manner of a greatest-descent algorithm, but it can not give any guarantee for the convergence property. The hybrid algorithm of two methods with two tabu lists and the proposed perturbation mechanism is 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 : Simulated Annealing, Tabu Search, Loss Minimization, Network Reconfiguration, Distribution System

1. 서 론

생활양식의 변화에 따른 고소비형 전력부하가 대도시 지역에 편중되어 증가하고 있는 반면 여러 요인에 의해 전력 설비 증설은 어려워져 전력 공급 여건이 점차적으로 나빠지고 있다. 이러한 현실 때문에 배전 계통의 운영에 있어 보다 효율적인 전략이 요구된다. 배전 계통은 변압기, 선로의 과부하를 해소하거나 유효 전력 손실을 줄이기 위해 개폐기의 on/off 동작을 통해 재구성이 수행된다. 그러나 배전 계통에는 많은 수의 개폐기가 있으며 고려해야 할 제약조건이 많기 때문에 적정 시간 내에 전역 최소해를 찾기가 쉽지 않다.

배전 계통이 방사상 형태로 운전이 되기 때문에 배전 계통 재구성 문제는 개념적으로 최소 걸침 나무(minimum spanning tree)를 찾는 문제로 볼 수 있으며, 이를 기반으로 많은 연구자들이 연구를 진행해 왔다. 모든 개폐기를 닫은 상태의 망 배전 계통으로 시작해서 연속적으로 개폐기를 열어가며 방사상 구성이 될 때까지 시스템의 손실을 계산하는 분기한계법(Branch and Bound)이 적용되었다[1]. 쌍이 되는 구분 개폐기와 연계 개폐기를 바꾸는 분기교환법(Branch Exchange)에 의해 이루어지는 손실 감소를 계산하기 위해 몇 가지 가정들을 근거로 한 간단하고 효율적인 공식들이 유도되고 적용되었다[2,3]. 조합적인 최적화 문제에 좋은 해

를 제공하는 시뮬레이티드 어닐링(Simulated Annealing)이 배전 계통 재구성 문제에 적용되었고[4-6], 전역적인 최적화 기법인 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)이 배전 계통 재구성 문제에 적용되었다[7,8]. 최근에 유전자 알고리즘, 타부 탐색, 시뮬레이티드 어닐링이 서로 비교되고, 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색이 결합하여 배전 계통 재구성 문제에 적용되었다[9,10]. 전반적으로 전력 계통의 최적화 문제에 타부 탐색, 시뮬레이티드 어닐링, 유전자 알고리즘이 비교되거나 혼합되어 적용되고 있는 추세이다[11-13].

배전 계통 재구성 문제에 분기한계법, 분기교환법, 유전자 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링, 타부 탐색 등의 최적화 기법을 이용하여 많은 연구가 진행되어 왔지만 각 기법들의 한계 때문에 적용에 어려움이 있다. 분기한계법은 현실적으로 적용하기 어렵고, 분기교환법은 작은 크기의 배전 계통에서는 빠른 시간 내에 해를 구할 수 있지만 크기가 커질 경우 대부분 전역 최소해를 찾지 못한다. 유전자 알고리즘은 대체적으로 좋은 해를 찾아주지만 국소탐색 능력이 떨어지고, 시뮬레이티드 어닐링은 전역 최소해를 찾을 수 있는 가장 좋은 알고리즘이지만 상대적으로 많은 계산 시간이 필요하다. 타부 탐색은 기본적으로 기울기가 감소하는 방향으로 탐색을 하기 때문에 적은 계산 시간으로 좋은 해를 얻을 수 있지만 전역 최소해를 보장하는 근거가 부족하다. 유전자 알고리즘의 경우 스키마 이론이나 빌딩 블록 성질에 따라 수렴성을 어느 정도 보장받을 수 있고, 시뮬레이티드 어닐링의 경우 볼츠만 분포와 마코프 체인의 적용에 따라 수렴성이 수학적으로 보장되어 있는 반면 타부 탐색은 그렇지 못하기 때문에 한가지 사례에 대해 경험적인 적용으로 좋은 결과를 얻었다는 것이 대부분이다.

각 알고리즘이 단점을 가지고 있지만 다른 알고리즘에 의

* 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 : 2000 年 11 月 3 日

最 終 完 了 : 2000 年 12 月 22 日

해 보완가능한 것이기 때문에 최근에는 두 가지 알고리즘 이상을 혼합하여 문제를 해결하려고 한다[10,12,13]. 타부 탐색은 다른 알고리즘과의 결합이 비교적 쉽고 탐색 과정을 메모리를 통해 기억하고 있기 때문에 이 메모리를 이용하여 유전자 알고리즘과 시뮬레이티드 어닐링의 단점을 보완할 수 있다. 시뮬레이티드 어닐링은 국소 탐색을 기반으로 하고 목적함수와 해 생성 기법이 타부 탐색과 유사하기 때문에 본 논문에서는 이론적으로 전역 최소가 보장된 시뮬레이티드 어닐링과 유연성이 뛰어나고 메모리를 이용하여 체계적으로 탐색 방향을 결정하는 타부 탐색을 결합하여 배전 계통 재구성 문제에 적용하였다. 시뮬레이티드 어닐링과의 결합을 위해 연계 개폐기와 구분 개폐기를 타부 속성으로 하는 2개의 타부 목록이 사용되었고, 노드 사이의 연결도가 낮은 배전계통의 특성을 고려하여 선택 빈도보다는 해의 가치와 확률을 기반으로 하는 강화와 다양성 전략을 적용하였다. 제한한 알고리즘의 효용성을 입증하기 위해 다른 알고리즘과 비교하였으며, 32, 69, 148 모선 예제 계통에서 테스트하였다.

2. 조류계산과 목적함수

이 장에서는 그림 1에서 보이는 형태로 구성된 배전 네트워크를 재구성하기 위해 Baran과 Wu가 제안한 근사 조류 계산 공식들을 설명할 것이다[3].

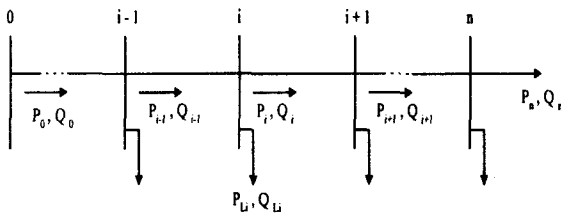


그림 1 방사상 계통의 단선도
Fig. 1 One line diagram of a radial network

배전 계통 재구성 문제에서는 정확한 계산보다는 상대적인 손실 차이를 빠르게 구하는 것이 바람직하다. 이를 위해 근사적인 조류 계산이 필요한데 본 논문에서는 Baran과 Wu가 제안한 방법을 사용했고, 이들이 제안한 두 가지 조류계산법 중에서 다음의 *simplified Distflow equation*을 사용하였다.

$$P_{i+1} = P_i - P_{Li+1} \tag{1}$$

$$Q_{i+1} = Q_i - Q_{Li+1} \tag{2}$$

$$V_{i+1}^2 = V_i^2 - 2(r_i P_i + x_i Q_i) \tag{3}$$

여기서, P_i, Q_i 는 i 모선의 유효전력과 무효전력, P_{Li+1}, Q_{Li+1} 는 $i+1$ 모선의 부하, r_i, x_i 는 두 모선을 연결하는 선로의 저항과 리액턴스 성분이다. 첫 번째 모선에서의 P_0, Q_0, V_0 를 알 수 있다면, 그때 다른 모선의 P, Q, V 는 식 (1), (2), (3)을 통해서 계산할 수 있다.

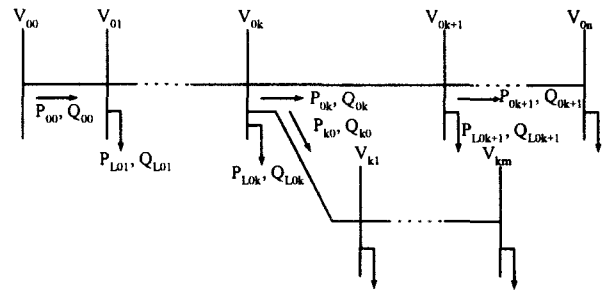


그림 2 분기선이 있는 배전 계통
Fig. 2 One line diagram of a main feeder with laterals

식 (1), (2), (3)은 지선이 없는 선로에서의 조류 계산식이다. 여기서 그림 2에서 보는 것과 같이 지선이 존재하는 경우의 조류 계산으로 확장하면 다음의 경계 조건이 만족되어야 한다.

1. 변전소에서, 전압크기 $|V_0|$ 은 주어진다.
2. 메인 간선의 종단에서

$$P_{0n} = 0 \tag{4}$$

$$Q_{0n} = 0 \tag{5}$$

3. 분기선 k 의 끝에서;

$$P_{km} = 0 \tag{6}$$

$$Q_{km} = 0 \tag{7}$$

여기서 n 과 m 은 각각 메인 간선과 지선 k 의 모선수이다.

배전 계통 모델이 주어졌을 때 변압기 용량, 라인 용량, 전압 강하, 전력공급, 방사상 제약조건 등을 만족하면서 전체 손실을 최소화하는 것이 목적이고 전체 전력 손실은 다음과 같다.

$$P_{loss}^{total} = \min \sum_{i=1}^n r_i (P_i^2 + Q_i^2) \tag{8}$$

여기서 l 은 전체 라인 숫자이다.

근사적인 조류계산으로 빠르게 해를 구하더라도 제약조건을 위반하면 다시 해를 생성해야 하거나 정교하게 페널티 상수를 결정해야 하기 때문에 제약조건 처리는 조합적인 최적화 문제에서 아주 중요하다. 목적함수를 계산하는 시간이 짧은 문제에서는 제약조건이 큰 문제가 되지 않지만 배전 계통 재구성 문제에서는 손실을 구하기 위해 많은 시간이 소요되므로 효과적으로 제약조건을 처리해야 한다. 제약조건을 처리하는 가장 좋은 방법은 해 생성 과정에서 제약조건 위반 여부를 검사하여 가능해만을 생성하거나 해 생성 기법이 제약조건을 위반하지 않는 가능해만 생성하도록 하는 것이다. 그러나 현실 세계에 존재하는 대부분의 최적화 문제에서는 이러한 방법이 불가능하므로 문제의 특성에 맞게 적절한 방법을 선택해야 한다. 배전 계통 재구성 문제에서 가장 많이 위반하는 방사상 제약조건과 전력공급 제약조건은 조류계산과 관계없는 구성상의 제약조건이고 변압기 용량, 라인 용량, 전압 강하 제약조건은 조류계산을 통해서

만 위반 여부를 알 수 있는 계통 운영상의 제약조건이다. 본 논문에서의 해 생성 기법은 연계 개폐기를 닫아서 생기는 루프에서 구분 개폐기를 선택하여 방사상 구성으로 복구하는 방식이기 때문에 해 생성 과정에서 구성상의 제약조건을 만족하게 된다. 따라서 손실을 줄이는 방향으로 탐색하는 경우 위반 빈도가 적은 운영상의 제약조건에 페널티 상수를 부여하여 제약조건 문제를 쉽게 해결할 수 있다.

본 논문에서 조류 계산 이전에 위반 여부를 알 수 있는 제약 조건과 조류 계산 이후에 위반 여부를 알 수 있는 제약조건을 각각 "Before" 제약조건과 "After" 제약조건으로 나누었으며, "Before"와 "After" 제약조건은 다음과 같다.

- "Before" 제약조건 (C_0): 방사상 구조, 전력 공급
- "After" 제약조건 (C_1): 라인과 변압기 용량, 전압 강하

탐색 과정에서 가능해의 집합은 다음과 같다.

$$X = \{x | C_0 \text{의 모든 제약조건을 만족하는 } x\} \quad (9)$$

이 때 식 (8)을 확장하여 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$f(x) = (P_{loss}^{total} + \alpha A(x) + \beta B(x)), \quad x \in X \quad (10)$$

여기서, α, β 는 페널티 상수이고 $A(x), B(x)$ 는 각각 C_1 에서 라인 용량, 전압 강하 제약조건을 위반하는 집합이다.

3. 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색

3.1 시뮬레이티드 어닐링

통계 역학에서 어닐링이라 불리는 물리적 방법이 최소 자유 에너지를 갖는 상태로 시스템을 만들기 위해 수행된다. 어닐링 과정에서 고체가 액체로 녹을 때까지 온도를 높여 가열했다가 온도를 천천히 내리면 각 온도에서 온도 평형에 도달할 때까지 모든 입자들이 랜덤하게 스스로 배열된다. 고체가 각 온도에서 온도 평형에 도달할 정도로 느리게 냉각이 이루어 진다면 시스템의 온도가 0에 가까워질 때 낮은 에너지를 갖는 구조가 될 것이다. 그러나 어닐링이 너무 빠르면, 고체는 안정하지 못하고 결함있는 구조가 될 것이다. 상태가 입자들의 집합으로 정의된다면, 온도 평형에서 상태 i 의 시스템의 확률 π_i 는 다음의 볼츠만 분포(Boltzman Distribution)로 표현된다.

$$\pi_i = P_r\{s = i\} = \frac{\exp(-E(i)/k_b T)}{Z} \quad (11)$$

여기서 $Z = \sum_{j \in S} \exp(-E(j)/k_b T)$ 는 분할 함수로 불리고, k_b 는 볼츠만 상수, T 는 온도, $E(i)$ 는 상태 i 의 에너지, S 는 상태공간이다. 볼츠만 분포는 아주 높은 온도에서 다음과 같은 분포를 갖는다.

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \pi_i = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\exp(-E(i)/k_b T)}{\sum_{j \in S} \exp(-E(j)/k_b T)} = \frac{1}{|S|} \quad (12)$$

여기서, $|S|$ 는 S 의 전체 상태를 나타내고, 아주 높은 온도에서 모든 상태는 같은 확률을 갖는다는 것을 보여준다. 이때 상태의 에너지는 상태의 확률에 거의 영향을 주지 못하는 반면에 낮은 온도에서는 지수 함수의 값이 에너지에 많은 영향을 받기 때문에 최소 에너지에 가까운 에너지를 갖는 상태의 확률이 식 (13)에서 보는 것처럼 커지게 된다.

$$\lim_{T \rightarrow 0} \pi_i = \lim_{T \rightarrow 0} \frac{\exp(-(E(i) - E_{\min})/k_b T)}{\sum_{j \in S} \exp(-(E(j) - E_{\min})/k_b T)} \quad (13)$$

$$= \begin{cases} \frac{1}{|S_{\min}|} & \text{if } i \in S_{\min} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서, $E_{\min} = \min_{j \in S} E(j)$ 일 때 $S_{\min} = \{i | E(i) = E_{\min}\}$. 이 식으로부터, 우리는 온도가 0에 가까워짐에 따라, 시스템이 최소 에너지를 가진 상태에 수렴하는 것을 볼 수 있다. 즉, 최소 에너지를 가진 상태는 보다 낮은 온도에서 도달된다.

최소화하려는 목적함수 $f: S \rightarrow R^+$, $s \in S$ 가 유한 집합 S 에서 정의된다고 가정한다. 각 구성 $s \in S$ 에 대해 작은 교란(perturbation)을 주어 생성되는 이웃 집합 $N(s) \subseteq S$ 가 있다. 시뮬레이티드 어닐링에서, 주어진 현재 상태 $s(k)$ 와 이웃 상태 $s'(k)$ 가 $N(s)$ 로부터 랜덤하게 선택된다. 상태 $s(k)$ 로부터 $s'(k)$ 까지의 천이(transition) 확률은 다음의 메트로폴리스 기준(metropolis criterion)에 의해서 주어진다[14].

$$P\{s(k), s'(k)\} = \exp\left[-\frac{[f(s'(k)) - f(s(k))]}{T}\right] \quad (14)$$

식 (14)로부터, 메트로폴리스 기준(metropolis criterion)은 어떤 고정된 온도에서 최소 목적함수 값을 위한 지역 탐색을 수행하는 동안 어떤 확률에 따라 낮은 목적함수 값을 갖는 구성에서 높은 목적함수 값을 갖는 구성으로의 천이(transition)를 허용한다. 그래서 지역 최소에 빠지는 것을 방지해 준다. 시뮬레이티드 어닐링에서의 랜덤 처리는 이산 시간 동질 마코프 체인(discrete-time homogeneous markov chain)에 의해 특성화된다[14]. 마코프 체인의 특성에 따라, 시스템의 온도를 천천히 감소시키고 각 온도에서 충분한 수의 천이(transition)가 이루어진다면 최소 에너지를 가진 해(구성)가 1이 되는 확률로 얻어질 것이다.

3.2 타부 탐색

타부 탐색은 1980년대 후반에 Glover를 비롯한 여러 학자들에 의하여 개발되었고, 지금까지 여러 어려운 조합적인 최적화 문제를 푸는데 매우 효과적임을 보여주고 있다[15]. 타부 탐색은 유연한 성질이 있는 컴퓨터 기억구조를 사용한다. 이는 고정된 기억구조 방법(분기한계법)이나, 기억을 사용하지 않는 방법(시뮬레이티드 어닐링, 임의로 찾는 방법)보다 더 자세하게 역사적 탐색 정보와 기준 개선을 이용하

여 탐색한다.

타부 탐색은 메모리 구조를 사용하여 타부 리스트를 통한 통제조건과 타부 리스트를 무시할 수 있는 열망기준(aspiration criterion) 사이에서 자유롭게 탐색한다. 처음 들어간 속성이 처음으로 나오는 구조를 가지는 타부 리스트에 이동을 저장하여 지역 최소해로 다시 방문하는 것을 피한다. 타부 움직임에 의해 지역 최소해로부터 빠져 나오고 낮은 목적함수로의 탐색을 할 수 있으며, 새로운 해가 생성될 때 타부 리스트에 해당되는지 아닌지를 점검하여 해당하는 탐색 영역을 감소시킬 수 있다. 타부 리스트 크기가 너무 크면 매력적인 이동이 금지되고 좋은 해를 탐색할 수 없는 반면 이 값이 매우 작으면 탐색과정에서 순환이 일어나 방문했던 해를 다시 방문하기 때문에 문제의 크기에 따라 적당한 크기로 설정하는 것이 바람직하다. 일반적으로 타부 리스트 크기는 문제의 크기에 따라 커진다. 타부 탐색의 궁극적인 목적인 좋은 해를 얻기 위한 타부 제약 조건이 도리어 좋은 해가 있을 수 있는 곳으로 움직이는 것을 방해할 수 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 어떤 때에는 타부 조건을 무시할 수 있는 새로운 조건이 필요할 때가 있다. 이러한 조건을 열망 기준이라고 한다.

타부 탐색은 경험적으로 이루어지기 때문에 특별한 경우를 제외하고 최적해를 보장하지 못한다. 이러한 한계는 중기와 장기 메모리 함수에 의한 강화와 다양성 전략의 사용으로 줄어들 수 있다. 탐색 과정에서 좋은 해들이 가지고 있는 공통적인 성질을 관찰하여 이웃을 만들 때 이것을 이용하거나 일반적인 분류기준에 의해서 분류된 좋은 해의 부분집합들만 탐색하게 제약한다. 강화에 사용되는 메모리를 중기 메모리라고 부르고, 이 메모리는 탐색의 일정한 기간 동안에 생성된 가장 좋은 임의 해 중에서 선택된 몇 개의 해 형태를 분석, 비교, 기록함으로써 만들어진다. 이들 해들의 공통적인 특성을 잡아 좋은 해들의 지역적 속성을 찾아내는 것이다. 강화 그 자체만으로는 일반적인 최적화 문제에서 가장 좋은 결과를 얻는데 불충분하다. 다양성 전략은 강화와 상보적인 작용으로 탐색 영역 위에서 효과적인 탐색을 위해 함께 사용되어야 한다. 다양성 전략은 해를 전략적으로 탐색하는데 있어 타부 탐색의 강화에서 발생하는 약점을 보완하여 균형을 잡아준다. 다양성에서는 장기 메모리가 사용되고, 이것은 전체적인 관점에서 중기 메모리에 반대 원리를 적용한다. 장기 메모리 함수는 먼저 발견된 좋은 해를 포함한 지역에 집중적으로 탐색하는 대신에 더 멀리 검토되지 않는 지역으로 진행을 유도한다.

4. 하이브리드형 알고리즘의 적용

4.1 결합을 위한 두 알고리즘의 특성 분석

어떤 최적화 문제를 풀기 위해 시뮬레이티드 어닐링이나 타부 탐색을 단독으로 적용할 때는 단점이 있더라도 장점을 극대화 할 수 있도록 해야 한다. 그러나 두 가지 이상의 알고리즘을 적용할 때 어떤 알고리즘의 주요 기능이 다른 알고리즘의 장점에 나쁜 영향을 미치는 경우가 종종 발생한다. 게다가 적용하려는 문제의 특성을 간과할 경우 두 알고

리즘의 결합은 오히려 나쁜 결과를 가져온다. 따라서 이 절에서는 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색의 결합과정에서 고려해야 할 각 알고리즘의 특성을 서술한다.

복잡하고 제약 조건이 많은 최적화 문제에서 전역 최소해를 찾기 위해서는 전역 최소해가 있을만한 지역을 집중적으로 탐색을 하고 이전까지 탐색하지 않았던 지역을 적절하게 탐색하는 것이 중요하다. 일반적으로 전자를 강화라고 하고 후자를 다양성이라고 한다. 시뮬레이티드 어닐링은 볼츠만 분포에 기반을 두고 아주 작은 메모리만을 사용하기 때문에 강화와 다양성을 위한 특별한 방법이 탐색 과정에서 수행되지 않는다. 시뮬레이티드 어닐링의 탐색 절차는 초기 온도에서 초기 해를 생성한 후 다음에 생성한 해를 새로운 해로 받아들일 것인가를 3장에서 정의한 메트로폴리스 기준으로 판단한다. 이전 해보다 낮은 목적함수 값을 가졌을 경우에 무조건 새로운 해로 허용하고 목적함수 값이 증가했을 경우는 두 해의 목적함수 값의 차이와 온도에 의해 허용 여부가 결정된다. 온도가 높은 초기 탐색 과정에서는 대부분의 해가 목적함수 값이 증가하더라도 허용이 되어서 다양한 지역을 탐색하고 온도가 낮을 때는 대부분 목적함수 값이 감소하는 해만 허용해서 전역 최소해가 있을만한 부분을 집중적으로 탐색을 한다. 이러한 시뮬레이티드 어닐링의 탐색이 온도에 의해서만 영향을 받고 메모리를 거의 이용하지 않기 때문에 탐색 과정에서 이전에 방문했던 해를 재방문 하거나 순환하는 경우가 많다.

타부 탐색은 탐색 과정에서 재방문과 순환이 생기는 것을 막고 메모리를 사용하여 체계적으로 강화와 다양성 전략을 수행한다. 다만 타부 탐색의 “이웃”이라는 개념이 시뮬레이티드 어닐링의 마코프 체인과 상충하기 때문에 시뮬레이티드 어닐링의 기본 전략에 맞게 수정할 필요가 있다. 시뮬레이티드 어닐링은 앞서 설명한 것처럼 이전 해와 현재 해의 관계를 가지고 허용 여부를 결정하는 마코프 체인의 형태를 사용한다. 반면에 타부 탐색은 현재 해에서 몇 개의 이웃 해를 생성시킨 후 그 중에서 가장 좋은 해를 새로운 해로 정하고, 이 해를 지역 최소해로 생각해서 타부 리스트에 저장하는 방법을 사용한다. 따라서 본 논문에서는 시뮬레이티드 어닐링의 마코프 체인과 상충하는 타부 탐색에서의 “이웃” 개념을 수정하여 다음 절에서 설명할 해 생성 기법에 적합하게 타부 리스트를 사용하였다.

타부 탐색에서 메모리가 중요하게 사용되는데 최근에 생성된 해를 기억하는 메모리를 단기 메모리라고 하고 타부 리스트를 통해 적용한다. 또한 “최근”의 개념보다 탐색과정에서 어떤 해나 성질의 “빈도”를 중기 또는 장기 메모리에 저장하여 강화와 다양성을 위해 사용한다. 배전 계통 재구성 문제처럼 많은 최적화 문제에서는 대부분 어떤 요소의 삽입과 삭제를 기반으로 새로운 해를 생성시킨다. 타부 탐색이 성공적으로 적용된 많은 최적화 문제에서 삽입과 삭제가 이루어지는 요소는 대부분 고정된 값을 가지고 있기 때문에 문제의 구성에 크게 영향을 받지 않는다. 그러나 배전 계통 재구성 문제에서 삽입과 삭제가 이루어지는 요소는 개폐기를 포함하고 있는 선로이고, 구성의 변경에 따라 선로의 유효 전력 손실값이 변하기 때문에 일반적으로 타부 탐색에 적용되는 “빈도”에 의한 강화와 다양성 전략을 수정없이 적용하는 것은 무리가 따른다. 게다가, 본 논문에서는 타부 탐

색이 시뮬레이티드 어닐링의 단점을 보완하기 위해 사용되는 것이기 때문에 시뮬레이티드 어닐링의 탐색 과정에서의 특성을 고려해야 전체적으로 효율적인 탐색을 할 수가 있다. 다음 절에서는 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색을 배전 계통 재구성 문제의 특성에 맞게 결합한 내용을 해 생성 기법을 기반으로 설명하겠다.

4.2 결합된 탐색 알고리즘

조합적인 최적화 문제에서 전역 최소해를 찾기 위해서는 목적함수, 해 생성 기법, 해 영역 설정, 알고리즘에 따른 계수 설정 등을 적절하게 할 필요가 있다. 이 중에서도 좋은 후보해를 만드는 해 생성 기법이 가장 중요하기 때문에 이 절에서는 기존의 시뮬레이티드 어닐링에서 사용된 해 생성 기법의 문제점을 설명하고, 타부 탐색과 배전 계통의 특성을 고려한 해 생성 기법이 포함된 새로운 탐색 알고리즘을 설명한다.

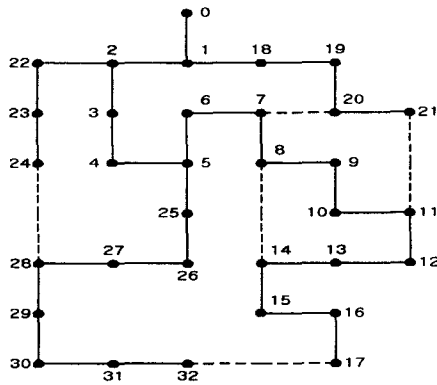


그림 3 32모선 시스템의 초기 구성
Fig. 3 Initial configuration of 32 bus system

그림 3은 참고문헌 [3]에 나오는 32모선 시스템이다. 분기 교환법, 시뮬레이티드 어닐링, 타부 탐색에서는 그림에서의 점선으로 표현된 선로상의 연계 개폐기를 닫아서 루프를 만들고, 이렇게 생긴 루프에서 실선으로 표현된 선로상의 구분 개폐기를 열어 다시 방사상 구조로 만든다. 그림에서 보는 것처럼 5개의 연계 개폐기 중에서 랜덤하게 모선 24와 28 사이에 있는 연계 개폐기를 선택하여 닫는다면 하나의 루프가 생긴다. 이 때 루프에서 랜덤하게 선택하여 모선 25와 26 사이에 있는 구분 개폐기를 오픈한다면 방사상 구성과 전력 공급 제약조건을 만족하는 새로운 해를 만들 수 있다. 이와 같은 해 생성 기법의 가장 큰 문제점은 연계 개폐기와 구분 개폐기의 선택이 모두 랜덤하게 이루어진다는 것이다. 모선 8과 14 사이의 연계 개폐기를 닫아서 생기는 루프와 모선 24와 28 사이의 연계 개폐기를 닫아서 생기는 루프의 크기가 다르다. 루프의 크기가 작은 부분에서는 필요이상의 탐색이 이루어져 이미 방문했던 해를 재방문하는 경우가 생기고, 루프의 크기가 큰 부분은 상대적으로 적은 탐색이 이루어지게 된다.

또한 모선 (17,32) 사이의 개폐기를 닫고 모선 (16,17) 사이의 개폐기를 열면 전체 구성이 크게 변하지 않지만 모선

(5,25) 사이의 개폐기를 열면 전체 구성이 크게 변한다. 시뮬레이티드 어닐링 수행시 온도가 낮을 때 과도한 변화가 생기는 구성일 경우 대부분 새로운 해로 받아들여지지 않기 때문에 온도가 낮을 때 랜덤 선택은 전역 최적해가 있을만한 부분을 집중적으로 탐색하는 시뮬레이티드 어닐링의 특성을 살릴 수 없게 된다.

이와 같은 해 생성 기법은 랜덤 함수를 기반으로 이루어지기 때문에 연결도가 높은 네트워크에서는 랜덤 함수의 사용으로 손쉽게 강화와 다양성을 추구할 수 있겠지만 연결도가 낮은 배전 계통에서는 앞서 설명한 것처럼 비효율적인 탐색의 원인이 된다. 따라서 본 논문에서는 랜덤하게 개폐기를 선택하는 대신에 배전계통 구성과 확률을 고려한 해 생성 기법을 타부 탐색의 기본적인 탐색 절차에 포함시켜 적용하였다.

우선 타부 탐색의 가장 기본적인 모습은 타부 리스트라는 단기 메모리를 이용해 지역 최소해로 되돌아가는 것을 막는 것이다. 이를 위해 일반적으로 해의 특성이나 기본 요소를 타부 리스트에 저장하는데 배전 계통 재구성 문제에서는 개폐기의 on/off에 의해서 새로운 해가 생성되기 때문에 상태가 변경되는 개폐기를 타부 리스트에 저장하는 것이 바람직하다.

배전 계통 재구성 문제에서는 타부 리스트에 두 가지 의미를 가지고 개폐기를 저장할 수 있는데 닫혀지는 연계 개폐기를 저장하여 다시 오픈되는 것을 막는 것과 오픈되는 구분 개폐기를 저장하여 다시 닫혀지는 것을 막는 것이 있다. 배전 계통 재구성 문제에서 해는 연계 개폐기의 집합이기 때문에 닫혀진 연계 개폐기가 다시 오픈되는 것을 막는다는 것은 어떤 해에 대한 접근을 막아 그 주변을 집중적으로 탐색한다는 의미를 가진다. 반면에 방사상 구조로 복구하기 위해 열려진 구분 개폐기가 다시 닫혀지는 것을 막는 것은 이쪽 방향의 탐색을 근본적으로 막아 다른 부분을 탐색하는 의미를 가진다. 이 두 가지 종류의 타부 리스트는 아주 쉽게 강화와 다양성 전략을 수행한다. 다만 앞서 설명한 것처럼 타부 탐색의 이웃해 개념을 그대로 적용하기가 어렵기 때문에 연계 개폐기 수만큼 타부 이동을 수행한 후 가장 좋은 해의 구분 개폐기와 연계 개폐기를 타부 리스트에 저장하며, 타부 이동과 타부 리스트에 관한 절차는 다음 표 1과 같다.

표 1. 타부 리스트의 저장 절차

Table 1. The save procedure in tabu list

변경 횟수	닫힘	열림	목적함수 값	타부 리스트 1	타부 리스트 2	저장 여부
1	(24,28)	(23,24)	176.25 [kW]	.	.	.
2	(8,14)	(12,13)	175.15 [kW]	.	.	.
3	(11,21)	(9,10)	172.34 [kW]	.	.	.
4	(17,32)	(30,31)	173.56 [kW]	.	.	.
5	(23,24)	(24,28)	169.73 [kW]	(23,24)	(24,28)	저장
6	(30,31)	(5,25)	185.42 [kW]	.	.	.
7	(12,13)	(8,14)	178.73 [kW]	.	.	.
8	(5,25)	(28,29)	171.47 [kW]	.	.	.
9	(24,28)	(23,24)	170.83 [kW]	(24,28)	(26,27)	.
10	(12,13)	(8,14)	171.34 [kW]	.	.	.

만약 타부 이웃의 크기가 5라고 가정하면 다섯 번의 생성된 해 중에서 목적함수 값이 가장 작은 해를 저장한다. 1부터 5까지 변경 중에서 5번째 해의 목적함수 값이 가장 작으므로 닫혀지는 모선 (23,24) 사이의 개폐기를 '타부 리스트 1'에 저장하며, 오픈되는 모선 (24,28) 사이의 개폐기를 '타부 리스트 2'에 저장한다. 마찬가지로 6부터 10까지의 해 중에서 9번째의 해가 가장 목적함수 값이 작으므로 각 개폐기를 타부 리스트에 저장한다. 그러나 이미 모선 (24,28) 사이의 개폐기가 '타부 리스트 1'에 저장되어 있으므로 9번째 해 생성을 할 때 모선 (24,28) 사이의 개폐기는 선택을 할 수 없게 되어 다른 방향으로 탐색을 하게 하며, 모선 (23,24) 사이의 개폐기 역시 '타부 리스트 2'에 저장되어 있으므로 선택을 할 수 없어 이전 해로 되돌아가거나 순환이 생기는 것을 방지해 준다. 이 해가 열방기준을 만족하지 않는 한 두 개의 타부 리스트중 하나의 타부 제약에 해당된다면 이전 구성으로 복구를 한 후에 다시 새로운 해를 생성한다.

두 개의 타부 리스트를 통해 기본적인 강화와 다양성 전략을 수행하지만 모두 랜덤 선택이기 때문에 앞서 설명한대로 배전 계통의 구성이나 시뮬레이티드 어닐링의 온도를 반영하지 못하여 비효율적인 탐색이 된다. 단기 메모리를 이용해서 해의 재방문이나 순환을 막는 것과 더불어 최근에는 강화와 다양성을 위해 중·장기 메모리를 많이 사용하지만 배전 계통 재구성 문제는 구성에 따라 선로의 손실 값이 변하기 때문에 일반적으로 사용하는 "빈도"의 개념으로 강화와 다양성 전략을 사용할 수 없다. 따라서 "빈도" 개념 대신에 확률을 도입한 해 생성 기법을 사용한다.

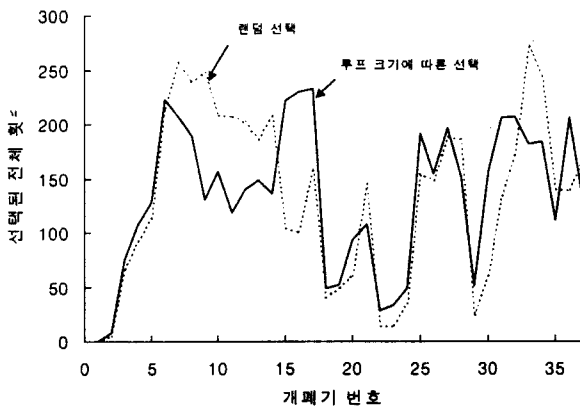


그림 4 연계 개폐기 선택 방법에 따른 개폐기 선택 횟수
Fig. 4 The number of selected switch with the tie switch selection method

그림 4는 시뮬레이티드 어닐링을 수행하면서 랜덤하게 연계 개폐기를 선택했을 경우와 루프의 크기 비율에 따라 연계 개폐기를 선택했을 경우에 길이가 100인 마코프 체인을 50번 발생시킨 해 생성 과정(전체 5000회 선택)에서 오픈되는 개폐기가 선택된 횟수를 나타내고 있다. 우선 그림 4에서 상당한 차이를 두고 각 개폐기의 선택 횟수에 차이가 나는 것은 시뮬레이티드 어닐링 수행 과정에서 손실이 감소하는 방향으로 구분 개폐기가 선택되어 선택할 수 있는 연계 개폐기 후보가 몇몇 개폐기로 집중되기 때문이다. 이런 상

황에서 랜덤으로 선택했을 때에 비해 루프의 크기에 따라 선택했을 때는 작은 루프에 속해 있는 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14 개폐기의 선택이 적게 되었으며, 큰 루프에 속한 개폐기들은 상대적으로 많이 선택되었다는 것을 알 수 있다. 이런 연계 개폐기의 선택이 지역적인 해 영역의 크기에 맞게 탐색을 하므로 전체적으로 불필요한 탐색 시간을 줄일 수 있다. 다만 새로운 해는 구분 개폐기를 열어 생성되므로 이에 관한 기법이 같이 사용되어야 효율을 높일 수 있다.

시뮬레이티드 어닐링에서 온도가 높을 경우에는 이전보다 목적함수 값이 증가하더라도 메트로폴리스 기준에 의해 받아들여질 확률이 높아 어떠한 구분 개폐기가 선택되어 열리더라도 새로운 해로 받아들인다. 그러나 온도가 낮아짐에 따라 그러한 확률이 점점 줄어들고 온도가 0에 가까워지면 구성을 크게 변경시 새로운 해로 받아들여질 가능성이 거의 없게 되어 현재 해 근처를 집중적으로 탐색할 수 없을 뿐만 아니라 새로운 해를 받아들이지 못해 계속 머무르게 된다. 따라서 본 논문에서는 보다 많은 해가 받아들여지도록 하기 위하여 루프를 만들어주는 연계 개폐기와 의 거리를 고려한 구분 개폐기 선택 기법을 식 (15), (16)을 통해 사용했다.

$$\gamma_k = \lambda + \lambda \frac{AC_k}{AC_0} \tag{15}$$

$$SW_i = \frac{1}{LS} \gamma_k + (1 - \gamma_k) \frac{1/S_{L_i}}{\sum_{j=1}^k 1/S_{L_j}} \tag{16}$$

여기서, AC_0 와 AC_k 는 초기 온도와 k 번째 마코프 체인에서 새롭게 받아들여지는 해의 수이고 λ 는 0과 0.5 사이의 작은 수이다. LS 는 연계 개폐기를 닫았을 때 생기는 루프에 속하는 구분 개폐기의 수이고, S_{L_i} 는 연계 개폐기와 각 구분 개폐기와 의 거리를 나타낸다. 예를 들어, 그림 2에서 모선 24와 28 사이에 있는 연계 개폐기가 모선 22와 23 사이에 있는 구분 개폐기의 거리는 2이다. 온도가 감소됨에 따라 새로운 해로 받아들여지는 수가 적어져 γ_k 가 감소되고, 이에 따라 구분 개폐기 선택확률 SW_i 는 연계 개폐기와 의 거리가 가까워질수록 높아지고, 이것은 낮은 온도에서 보다 많은 탐색을 수행할 수 있다는 것을 의미한다.

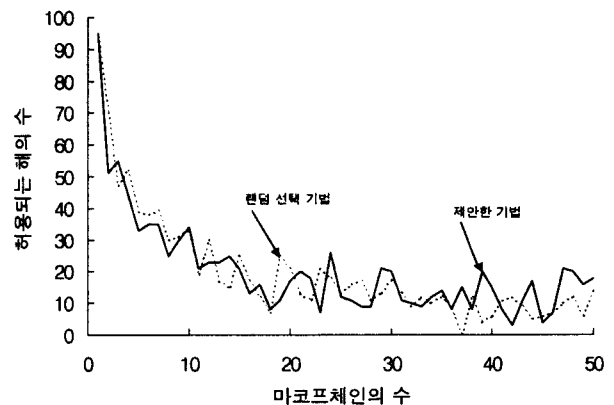


그림 5 구분 개폐기 선택 기법에 따른 해 허용 횟수
Fig. 5 The number of accepted solution with the sectionalizing switch

이 구분 개폐기 선택 기법과 랜덤 선택 기법을 그림 3의 시스템에 적용하여 허용되는 해를 통해 비교하였고, 그림 5에 그 결과를 보였다. 그림 5에서 보이는 것처럼 제안한 기법이 랜덤하게 구분 개폐기를 선택하는 것보다 많은 해가 새로운 해로 허용되었다는 것을 알 수 있다. 특히 50번의 마코프 체인에서 100개씩 해를 생성했는데 새로운 해로 허용된 전체 해의 수는 각각 989, 1015개였지만 26부터 50번까지의 마코프 체인에서는 각각 252, 317개가 허용되어 연계 개폐기와의 거리에 따른 구분 개폐기 선택법이 낮은 온도에서 보다 집중적으로 전역 최적해를 탐색한다는 것을 알 수 있다.

다양성 전략은 위에서 언급한 해 생성 기법으로 충분하지만 강화 전략에서 좋은 해로 유도하는 부분이 타부 리스트와 연계 개폐기와의 거리에 따른 구분 개폐기의 선택만으로는 부족하다. 본 논문에서는 매 마코프 체인마다 가장 좋은 해의 연계 개폐기를 저장하여 가장 많이 선택된 연계 개폐기가 '타부 리스트 2'에 저장되면 저장되는 기간을 두배로 연장하여 작은 목적함수 값을 갖게 하는 좋은 특성이 오래 동안 유지되도록 하였다. 이와 같은 다양한 탐색 전략을 통해 본 논문에서는 메모리를 거의 사용하지 않아 좋은 해의 특성을 이용하지 못하고 낮은 온도에서 해의 재방문이나 순환이 일어난다는 단점을 가지고 있는 시뮬레이티드 어닐링에 배전 계통 특성을 고려한 타부 탐색을 결합하여 전체적으로 시뮬레이티드 어닐링의 안정적인 수렴 특성 속에서 전역 최적해를 향한 정교한 탐색이 가능하게 되었다.

4.3 제안한 알고리즘의 수행절차

위에서 언급한 것처럼 전체적인 탐색 과정은 시뮬레이티드 어닐링을 기본으로 하고 타부 탐색을 결합시켜 이루어진다. 본 논문에서 사용한 시뮬레이티드 어닐링의 냉각 스케줄은 참고문헌 [6]에 자세히 나와있다. 시뮬레이티드 어닐링은 기본적으로 정해진 마코프 체인의 길이만큼 해를 생성한 후 온도를 내리는 방식으로 미리 정한 전체 반복 횟수만큼 마코프 체인을 만들어 수행한다. 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색이 결합된 하이브리드 알고리즘은 다음과 같다.

단계 1 - 데이터 입력, 초기치 설정

모선과 선로 데이터를 입력받아 초기 구성의 목적함수 값을 계산하고, 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색의 초기 파라메타를 설정한다. 타부 리스트를 비워놓는다.

단계 2 - 새로운 구성을 생성

제안한 해 생성 기법을 이용하여 연계 개폐기를 선택해서 상태를 변경하고, 연계 개폐기를 닫아서 생기는 루프 중에서 구분 개폐기를 선택해서 새로운 방향상 구성을 생성한다. 타부 이동이 아니거나 타부이동이지만 열망 기준을 만족하면 다음 단계로 넘어가고, 그렇지 않으면 이전 구성으로 복귀시킨 후 다시 단계 2를 수행한다.

단계 3 - $\Delta f = f(x_j + \Delta x_j) - f(x_j)$ 계산

새롭게 생성한 구성의 목적함수 값에서 이전 구성의 목적함수 값을 뺀다.

단계 4 - $\Delta f < 0$ 이면 단계 6으로 가고, 아니면 단계 5

새롭게 생성한 구성의 목적함수 값이 이전 구성의 목적함수 값보다 작을 때는 단계 6으로 가서 평형 상태 도달 여부를 확인하고 클 경우 단계 5로 간다.

단계 5 - $\exp(-\Delta f/T_k) > R$ 이면 단계 6로, 아니면 단계 2

여기서 T_k 는 k 번째 마코프 체인에서의 온도이고, R 은 0과 1사이의 임의값이다. 메트로폴리스 기준을 통해 새롭게 생성된 구성을 받아들일 것인지 아닌지를 결정한다. 새로운 해로 받아들이면 단계 6으로 가고 그렇지 않으면 이전 구성으로 복귀시킨 후 단계 2로 간다.

단계 6 - 평형 상태에 도달하면 단계 7로, 아니면 단계 2

새롭게 생성한 구성의 목적함수 값이 감소하거나 목적함수 값이 증가하더라도 새로운 구성이 메트로폴리스 기준에 의해 받아들여지면 평형 상태 도달 여부를 확인한다. 평형 상태의 도달 여부는 정해진 마코프 체인의 길이만큼 해를 생성시켰는가에 의해 결정된다. 타부 이웃의 크기만큼 수행되었을 때마다 그 중에서 가장 좋은 해를 생성했던 연계 개폐기와 구분 개폐기를 타부 리스트에 저장한다.

단계 7 - 온도를 내리고 반복 횟수 증가

어떤 온도에서 평형 상태에 도달했으면 냉각 스케줄을 이용하여 온도를 내리고 전체 반복 횟수를 증가시킨다.

단계 8 - 중단 조건을 만족하면 중단, 아니면 단계 2

처음 설정한 전체 반복횟수들 모두 반복하거나 냉각 스케줄의 중단조건을 만족하면 중단하고, 그렇지 않은 경우 단계 2로 간다.

5. 하이브리드형 알고리즘의 적용

제안한 알고리즘은 C언어로 프로그램 했으며 배전 계통의 방향상 구조를 표현하기 위해 자료구조에서 사용되는 양방향 연결 리스트(double linked list) 기법을 사용했다. 이 장에서는 제안한 알고리즘의 효용성을 입증하기 위해 시뮬레이티드 어닐링[6], 타부 탐색[9,10], 하이브리드 알고리즘(시뮬레이티드 어닐링, 타부 탐색)[10]을 32, 69, 148 모선 시스템을 통해 모의한다. 32, 69 모선은 크기가 작은 시스템이고 148 모선은 중간 크기의 시스템이어서 모두 전역 최적해를 찾을 수 있다. 따라서 10번을 수행해서 모두 최적해를 찾을 수 있도록 파라메타를 설정하여 평균 수행시간을 비교하였다.

참고문헌 [3]에 있는 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 2이고 초기 구성은 (7, 20), (8, 14), (11, 21), (17, 32), (24, 28) 사이의 개폐기를 열어 계통을 구성했으며, 이때의 손실은 176.3[kW]이고 모선의 최소 전압은 0.92[pu]이다.

각 알고리즘을 통해 그림 6과 같은 최적 구성을 얻었다.

이 계통 구성은 (6, 7), (8, 9), (13, 14), (24, 28), (31, 32) 사이의 개폐기를 열어 구성했으며, 이때의 손실은 127.4[kW]이고 모선의 최소 전압은 0.939[pu]이다.

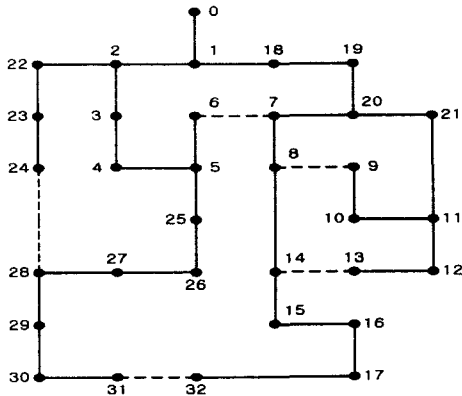


그림 6 32모선 시스템의 최적 구성
Fig. 6 Optimal configuration of 32 bus system

알고리즘 수행 후 손실은 49[kW] 감소하여 28[%]의 손실 감소가 있었고, 최소 전압은 2.5[%]의 전압 상승이 있었다.

참고문헌 [16]에 있는 69모선 예제 시스템의 초기 구성은 그림 7과 같이 5개의 연계 개폐기, 69개의 모선을 가지고 있다. 기준전압은 12.66[kV]이고 전체 부하는 3802[kW], 2695[kVAR]이다.

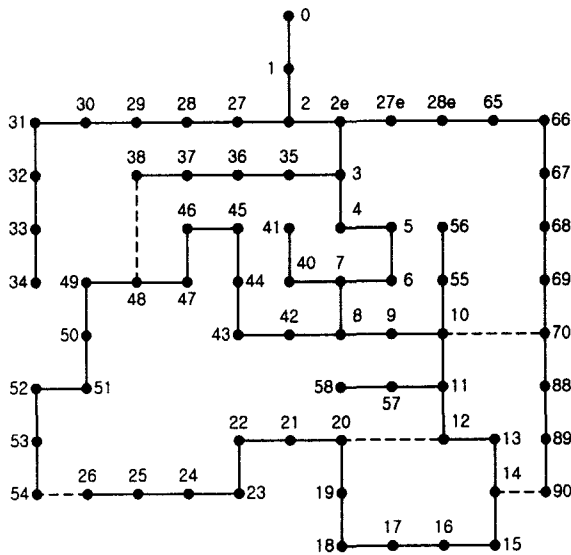


그림 7 69모선 시스템의 초기 구성
Fig. 7 Initial configuration of 69 bus system

최적 구성은 그림 8과 같이 (10-70), (12-20), (13-14), (47-48), (50-51) 사이의 개폐기가 오픈된 새로운 구성이 생성된다. 초기 구성에서 손실이 192[kW]이고 최소 전압은 0.913[pu]였는데 프로그램 수행 후 손실은 91[kW]이고 최소 전압은 0.944[pu]가 되었다. 손실은 102[kW]가 줄어 53[%]가 줄었으며 최소 전압은 3.3[%]의 전압 상승이 있었다.

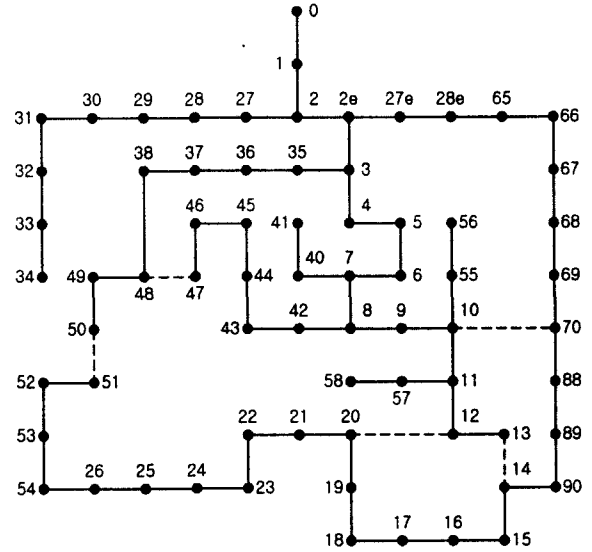


그림 8 69모선 시스템의 최적 구성
Fig. 8 Optimal configuration of 69 bus system

한국전력 148모선 시스템은 서울의 위성도시인 J시의 실제 시스템의 일부분이다. 기준전압은 22.9[kV]이고 전체 부하는 44.43[MW]와 21.51[MVAR]이다. 이 시스템은 그림 9에서 보이는 것처럼 148개의 모선, 148개의 구분 개폐기, 19개의 연계 개폐기로 이루어져 있다. 초기 구성은 모선 (41-42), (24-56), (38-59), (9-60), (47-66), (54-75), (61-78), (74-95), (68-98), (102-103), (105-113), (106-120), (119-127), (101-136), (28-142), (96-143), (72-144), (49-147), (145-148) 사이의 개폐기가 오픈되어 있다. 초기 구성이 운전원에 의해 거의 최적으로 구성되어 있기 때문에 정확한 알고리즘의 수행을 위해 선로 데이터를 적당하게 수정하여 사용하였다.

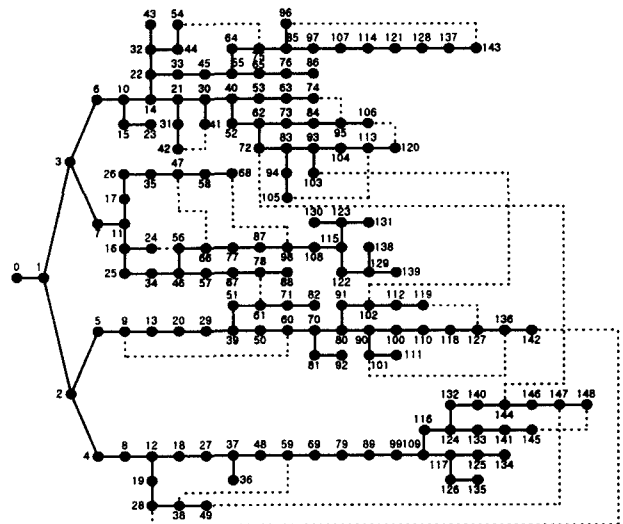


그림 9 148 모선 시스템의 초기 구성
Fig. 9 Initial configuration of 148 bus system

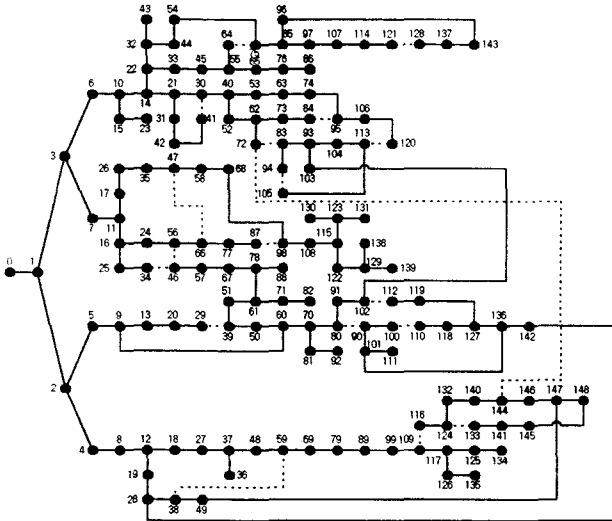


그림 10 148모선 시스템의 최적 구성
Fig. 10 Optimal configuration of 148 bus system

초기 구성에서 전체 전력 손실과 최소 전압은 각각 1068[kW]와 0.935[pu]이다. 그림 10은 최적 구성이고 전체 손실과 최소 전압이 각각 860.8[kW]와 0.953[pu]이다. 최적 구성은 다음과 같이 모선 (29-39), (30-41), (34-46), (46-56), (38-59), (47-66), (64-75), (72-83), (80-90), (84-95), (87-98), (94-105), (100-110), (102-112), (109-116), (113-120), (121-128), (124-133), (72-144) 사이의 개폐기가 오픈되어 있다.

제안한 알고리즘은 효율성을 보이기 위해 시뮬레이티드 어닐링, 타부 탐색, 하이브리드 알고리즘(시뮬레이티드 어닐링+타부탐색)과 비교하였고 각 파라미터는 표 2에 나와있다. 표 2에는 시뮬레이티드 어닐링의 냉각 스케줄에 사용되는 파라미터와 타부 탐색의 이웃, 타부 리스트 크기가 나와있고, 파라미터의 자세한 내용과 전체적인 알고리즘 수행 과정은 참고문헌에 자세히 설명되어 있다.

표 3은 Pentium II 350MHz에서 수행한 각 알고리즘의 계산 시간을 나타내었다. 32모선 시스템과 69모선 시스템은 해 영역이 아주 작아서 단순한 타부 탐색이 가장 좋은 결과를 얻었고, 148 모선에서는 제안한 알고리즘이 가장 좋은 결과를 얻었다. 32, 69 모선에서는 조류계산을 하는 시간이 작기 때문에 탐색을 위한 알고리즘 수행 시간이 전체 수행시간에 크게 차지하여 단순한 알고리즘이 좋은 결과를 보이고, 시스템의 크기가 커질수록 정교한 알고리즘의 수행시간이 조류계산 시간보다 작아져 상대적으로 좋은 결과를 얻을 것 을 알 수 있다. 참고문헌 [10]에서 적용한 하이브리드형 알고리즘은 일반적인 랜덤 해 생성 기법을 사용하고 타부 탐색에서 이웃의 개념을 사용하지 않은 반면 본 논문에서는 제안한 해 생성 기법과 효율적인 타부 리스트와 강화 전략이 사용되어 보다 빠른 시간 내에 전역 최적해를 찾을 수 있었다. 이러한 결과는 본 논문에서 제안한 방법이 중간 크기 이상의 시스템에서 효과적이라는 것을 보였고, 시스템이 커지고 복잡해질수록 더욱 좋은 결과를 기대할 수 있을 것으로 생각된다.

표 2 각 알고리즘의 파라메타
Table 2 Parameters of each algorithm

알고리즘	모선	32[3]	69[16]	148
	파라메타			
SA[6]	허용비율	0.5	0.6	0.8
	마코프 체인 길이	50	50	100
	δ	2.0	1.5	0.5
	ϵ	0.3	0.3	0.5
	$\alpha = \beta$	100.0	100.0	100.0
TS [9,10]	이웃의 크기	5	5	19
	타부리스트 크기	3	5	7
	전체반복횟수	100	150	300
SA+TS [10]	허용비율	0.5	0.6	0.7
	마코프 체인 길이	50	50	100
	δ	2.0	1.5	1.5
	ϵ	0.3	0.3	0.7
	$\alpha = \beta$	100.0	100.0	100.0
	이웃의 크기	1	1	1
제안한 SA+TS	타부리스트 크기	3	5	7
	허용비율	0.5	0.6	0.6
	마코프 체인 길이	50	50	100
	δ	2.0	1.5	1.5
	ϵ	0.3	0.3	0.7
	$\alpha = \beta$	100.0	100.0	100.0
	이웃의 크기	5	5	19
	타부리스트 1의 크기	3	5	7
타부리스트 2의 크기	2	2	3	

표 3 각 알고리즘의 계산 시간
Table 3 Computation time of each algorithm

알고리즘	32모선[3]	69모선[16]	148모선
SA[6]	0.3022 [sec]	2.4982 [sec]	68.4372 [sec]
TS[9,10]	0.2993 [sec]	2.4693 [sec]	61.2315 [sec]
SA+TS[10]	0.3442 [sec]	2.5684 [sec]	60.1467 [sec]
제안한 알고리즘	0.3385 [sec]	2.5241 [sec]	58.4427 [sec]

6. 결 론

본 논문에서는 배전 계통에서 여러 가지 제약조건을 만족 하면서 최소 손실 구성을 찾는 문제에 시뮬레이티드 어닐링 과 타부 탐색을 결합한 하이브리드 알고리즘을 적용하였다. 조합적인 최적화 문제에 좋은 해를 제공해주지만 계산시간이 오래 걸린다는 단점을 지닌 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘과 빠른 계산 시간을 가지지만 수렴 특성이 떨어지는 타부 탐색 을 결합하였고, 결합하는 과정에서 두 알고리즘과 배전 계통 의 특성을 고려하여 두 알고리즘의 장점을 극대화 하였다. 또한 랜덤하게 구분 개폐기와 연계 개폐기를 선택하는 방법 대신 루프의 크기와 연계 개폐기와의 거리차를 이용한 새로운 해 생성 기법을 제안하였다. 이 생성 기법을 통해 탐색의 범위를 보다 다양화 할 수 있었고 전역 최적해가 있을만한 지역을 집중적으로 탐색할 수 있게 되었다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 32, 69, 148 모선 시스템에서 시뮬레이티드

어닐링, 타부 탐색, 하이브리드형 알고리즘(시뮬레이티드 어닐링+타부 탐색)과 비교하여 좋은 결과를 보임으로써 실제 크기의 배전 계통에 충분히 적용할 수 있을 것으로 생각된다.

감사의 글

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

참고 문헌

[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] 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.

[5] 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.

[6] 전영재, 최승규, 김재철, "배전 계통의 손실 최소화 재구성을 위한 시뮬레이티드 어닐링의 구현", 대한 전기학회논문지, 제 48권, 4A호, pp.371-378, 1999. 4.

[7] 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.

[8] 안진오, 김세호, "유전 알고리즘과 Kruskal 알고리즘을 이용한 배전계통 재구성에 관한 연구", 대한 전기학회논문지, 제 49권 3A호, pp. 118-123, 2000. 3

[9] 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.

[10] Y. Jeon, J. Kim, "Network reconfiguration in radial

distribution system using simulated annealing and tabu search," *IEEE PES Winter Meeting*, Singapore, January 2000.

[11] 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.

[12] R. A. Gallego, A. Monticelli, and R. Romero, "Comparative studies on non-convex optimization methods for transmission network expansion planning," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 13, no. 3, pp. 822-828, August 1997.

[13] A. H. Mantawy, Y. L. Abdel-Magid, and S. Z. Selim, "Intergrating genetic algorithms, tabu search, and simulated annealing for the unit commitment problem," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 14, no. 3, pp.829-836, August 1999.

[14] E. Arts and J. Korst, *Simulated Annealing and Boltzman Machines*, John Wiley & Sons, New York, 1989.

[15] F. Glover, M. Laguna, *Tabu Search*, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1989.

[16] M. E. Baran and F. F. Wu, "Optimal capacitor placement on radial distribution system", *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, no. 1, pp.735-743, January 1989.

저 자 소 개



전 영 재 (田 永 在)
 1972년 6월 30일 생. 1995년 숭실대 전기공학과 졸업. 1997년 숭실대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정
 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(공학박). 1988년~현재 숭실대 공대 전기공학과 교수.
 E-mail : jckim@ee.ssu.ac.kr