

A Thermal Unit Commitment Approach based on a Bounded Quantum Evolutionary Algorithm

장 세 환[†] · 정 윤 원^{*} · 김 욱^{**} · 박 종 배^{***} · 신 중 린[§]
(Se-Hwan Jang · Yun-Won Jung · Wook Kim · Jong-Bae Park · Joong-Rin Shin)

Abstract - This paper introduces a new approach based on a quantum-inspired evolutionary algorithm (QEA) to solve unit commitment (UC) problems. The UC problem is a complicated nonlinear and mixed-integer combinatorial optimization problem with heavy constraints. This paper proposes a bounded quantum evolutionary algorithm (BQEA) to effectively solve the UC problems. The proposed BQEA adopts both the bounded rotation gate, which is simplified and improved to prevent premature convergence and increase the global search ability, and the increasing rotation angle approach to improve the search performance of the conventional QEA. Furthermore, it includes heuristic-based constraint treatment techniques to deal with the minimum up/down time and spinning reserve constraints in the UC problems. Since the excessive spinning reserve can incur high operation costs, the unit de-commitment strategy is also introduced to improve the solution quality. To demonstrate the performance of the proposed BQEA, it is applied to the large-scale power systems of up to 100-unit with 24-hour demand.

Key Words : QEA(Quantum Evolutionary Algorithm), UC(Unit Commitment)

1. 서 론

발전기 기동정지(Unit Commitment) 문제는 현대 전력계통의 단기 운영계획에 있어서, 전력계통의 경제적 운영과 안전에 대해 중요한 영향을 미치는 가장 중요한 문제들 중 하나이다.[1]. 발전기 기동정지 문제는 주어진 기간 동안의 운영비용을 최소화 시키는 발전기의 On/Off 상태를 계획하는 문제를 내포하고 있다. 기동된 발전기는 최소의 운영비용에서 시스템의 예측된 수요, 순동예비력(Spinning reserve) 조건 등의 다양한 운영제약을 만족해야한다. UC문제를 해석하기 위한 최적화 기법들은 다음과 같이 2개의 그룹으로 나눌 수 있다. 첫 번째 그룹은 우선순위 기법(Priority list methods)[2], 동적프로그래밍(Dynamic programming)[3], Lagrangian relaxation methods[4], 그리고 Mixed-integer programming[5] 등과 같은 수치적인 최적화 기법(Numerical optimization techniques)들이다. 또 다른 그룹은 유전알고리즘(Genetic algorithms)[6], simulated annealing(SA)[7], 그리고 Particle swarm optimization(PSO)[8] 등과 같은 발전적 탐색 기법(Stochastic search methods)들이다.

양자연산(Quantum computing)은 컴퓨터공학에서 양자

메커니즘을 적용한 결과로서 제안되어진 새로운 패러다임이다. 1990년 이후로, 진화연산(Evolutionary computation)과 양자연산을 통합하는 연구가 이루어지고 있다. Moore는 양자 메커니즘 기반의 연산과정을 소개하였다.[9] Narayanan과 Moore는 더 효율적인 진화연산 방법으로 양자 메커니즘의 원리와 개념을 도입한 유전 알고리즘을 제안했다.[10] Han과 Kim은 양자비트(Quantum bit)와 상태의 중첩성(Superposition)과 같은 양자연산의 원리와 개념에 바탕을 둔 양자 진화 알고리즘(QEA)을 제안했다.[11-12] 양자진화 알고리즘은 복잡한 최적화 문제에서 지역탐색과 전역탐색간의 균형을 잘 유지할 뿐만 아니라, 더 작은 개체 수와 짧은 연산 시간으로 예상최적해를 탐색공간에서 찾을 수 있다는 장점이 있다. [13]에서는 QEA를 성공적으로 시장기반의 최적조류계산문제(OPF)에 적용하였다.

이 논문은 발전기 기동정지(UC) 문제를 해석하기 위한 제한된 양자 진화 알고리즘(Bounded quantum evolutionary algorithm)을 제안한다. 전통적인 QEA의 성능을 강화하기 위해서, 제안된 BQEA는 제한된 회전게이트(Bounded rotation gate)와 가변적인 회전각을 고려하는 개선된 회전게이트를 소개하고 있다. 즉, 제안된 회전 게이트는 사전에 필요한 색인표(lookup table)를 없이 회전각을 결정할 수 있도록 과정을 단순화 시키고, 양자비트의 상태를 나타내는 확률의 상한을 두어 제한함으로써 전체 QEA의 성능을 향상시켰다. 또한, 회전각의 크기가 시행횟수에 따라 선형적으로 증가하는 접근법을 제안한다. 더욱이 UC문제에 있어서 최소 운전/정지 시간(Minimum up/down time)과 순동예비력 제약을 효율적으로 만족시키고, 연산의 효율성을 저해하지 않고 해의 수준을 개선하기 위해서, 발전적 기법 기반의 제약

[†] 교신저자, 정회원 : 건국대학 전기공학과 박사과정

E-mail : shjang@konkuk.ac.kr

^{*} 정 회 원 : 건국대학 전기공학과 공박

^{**} 정 회 원 : 한국남부발전 발전처 과장 · 공박

^{***} 정 회 원 : 건국대학 전기공학과 부교수 · 공박

[§] 정 회 원 : 건국대학 전기공학과 교수 · 공박

접수일자 : 2009년 1월 11일

최종완료 : 2009년 5월 15일

처리법을 제안한다. 과도한 순동예비력으로 인한 높은 운영 비용을 막기 위해 발전기 정지법(Unit de-commitment)도 제안한다. 제안된 BQEA 방법의 우수성을 입증하기 위해 24시간의 수요에 대해서 10대에서 100대의 발전기까지 확장된 시스템에 대해서 적용한다.

2. 발전기 기동정지문제의 공식화

2.1 목적함수

발전기 기동정지 문제의 목적은 다양한 시스템 및 발전기 제약들은 만족하면서 스케줄링 기간 동안의 발전기들의 전체 운영비용을 최소화하는 것이다. UC문제의 전체 목적함수는 일반적으로 다음과 같이 운전/정지 비용과 연료비용의 합의 최소화 시키는 식으로 주어진다.

$$\min \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^N [F_j(P_{j,t}) U_{j,t} + SU_{j,t} (1 - u_{j,t-1}) u_{j,t}] \quad (1)$$

여기서, T 는 계획기간, N 은 발전기 수, $u_{j,t}$ 는 발전기 j 의 t 시간의 on/off 상태이다. $u_{j,t}$ 는 발전기 j 가 off 상태일 때, '0' 으로 한다.

2.1.1 연료비용함수(Fuel cost function)

기동된 모든 발전기에서, 전체 연료비용은 발전기를 경제적으로 급전함으로서 최소화한다. 발전기 j 의 연료비용 함수는 아래와 같이 표현된다.

$$F_j(P_{j,t}) = a_j + b_j P_{j,t} + c_j P_{j,t}^2 \quad (2)$$

여기서, $P_{j,t}$ 는 t 시간에서 발전기 j 의 출력량, a_j, b_j, c_j 는 발전기 j 의 비용계수이다.

2.1.2 기동(Start-up) 및 정지(Shut-down) 비용

정지된 발전기를 재기동하기 위한 기동비용(보일러의 온도와 연관)은 목적함수에서 고려되어진다. 즉, 기동비용은 발전기가 정지되어 있는 시간에 의존한다. 정지시간이 최소 정지시간을 초과하여 냉간기동시간($T_{cold,j}$)을 초과 할 때, 기동비용은 높은 냉간비용($SU_{C,j}$)이 되고, 정지시간이 최소 정지시간을 초과하여 냉간기동시간을 초과하지 않을 때는 낮은 열간비용($SU_{H,j}$)이 된다. 기동비용은 다음과 같다.

$$SU_{j,t} = \begin{cases} SU_{H,j} & \text{if } MDT_j \leq TOFF_{j,t} \leq MDT_j + T_{cold,j} \\ SU_{C,j} & \text{if } TOFF_{j,t} > MDT_j + T_{cold,j} \end{cases} \quad (3)$$

여기서, $TOFF_{j,t}$ 은 시간 t 에 발전기 j 가 연속적으로 정지된 기간이고, MDT_j 는 발전기 j 의 최소 정지시간이다.

정지 비용은 보통 일정한 수치로 모델링 된다. 이 논문에서 정지비용은 모든 발전기에 대해서 '0'의 값을 동일하게 고려하여 목적함수에서 제외시켰다.

2.2 시스템 제약과 발전기 제약

2.2.1 수급균형 제약(Load balance constraints)

각 시간에서 발전기 출력의 합은 다음처럼 상응하는 시간의 전체 시스템 수요를 만족해야만 한다.

$$\sum_{j=1}^N P_{j,t} u_{j,t} = PD_t \quad (4)$$

여기서, PD_t 는 t 시간에서 전체 시스템 부하이다.

2.2.2 발전기 출력 제약(Generation limit constraints)

각 발전기에서 생산된 전력은 아래와 같은 일정한 제한 내에 있어야 한다.

$$u_{j,t} P_{j,\min} \leq P_{j,t} \leq u_{j,t} P_{j,\max} \quad (5)$$

여기서, $P_{j,\min}$ 과 $P_{j,\max}$ 는 발전기 j 의 최소/최대 출력 제약이다.

2.2.3 순동예비력 제약(Spinning reserve constraints)

순동예비력은 부하정전 확률을 최소화하기 위해 전력시스템의 운영동안에 이용 가능해야만 한다. 순동예비력은 사전에 지정된 양 또는 예측된 수요의 일정 부분을 고려한다. 순동예비력은 아래 식과 같이 일정 MW용량 이상으로 표현될 수 있다.

$$\sum_{j=1}^N P_{j,\max} u_{j,t} \geq PD_t + SR_t \quad (6)$$

여기서, SR_t 는 t 시간에 필요한 순동예비력이다.

2.2.4 최소 운전/정지 시간 제약

(Minimum up-time/down-time constraints)

발전기는 한번 운전되거나, 정지되었을 때 즉시 재기동 또는 정지 할 수 없다. 최소 기동/정지 시간 제약은 발전기가 정지 또는 기동되기 전에 어떤 시간동안 운전/정지 되어야만 하는 시간을 나타낸다. 이 제약은 다음과 같다.

$$u_{j,t} = \begin{cases} 1 & \text{if } 1 \leq TON_{j,t-1} < MUT_j \\ 0 & \text{if } 1 \leq TOFF_{j,t-1} < MDT_j \\ 0 \text{ or } 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

여기서, $TON_{j,t}$ 는 발전기 j 가 t 시간에 연속적으로 운

전하고 있는 기간이고, MUT_j 는 발전기 j 의 최소 운전시간이다.

3. 양자 진화 알고리즘 (Quantum Evolutionary Algorithm)

3.1 양자 진화 알고리즘

Han과 Kim[11]에 의해서 제안된 양자진화알고리즘(QEA)은 새로운 양자 비트(Q-bit) 표현을 이용하였다. 양자 비트는 QEA에서 가장 작은 단위의 정보로, $[\alpha \ \beta]^T$ 처럼 (α, β) 순서쌍으로 정의된다. 여기서, $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 이다. n 개의 양자비트가 연속되어 만들어진 개체를 양자비트개체(Q-bit individual)로 정의하며, 다음과 같이 표현된다.

$$q = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \dots & \alpha_n \\ \beta_1 & \beta_2 & \dots & \beta_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1, j=1,2,\dots,n$.

양자비트 표현은 상태의 선형중첩을 표현할 수 있는 장점을 가진다. 의사결정 변수의 모든 가능한 결합을 하나의 표현으로 유도할 수 있다. 반면에 고전적인 연산에서의 n 비트는 2^n 개의 단일 상태를 가진다. Q-bit 표현에 의한 양자연산은 확률적으로 상태의 선형중첩을 표현할 수 있으므로, 다른 표현들에 비해서 개체의 다양성 특성이 더 좋다. k 번째 반복에서, Q-bit 개체들의 집합은 다음과 같이 표현된다.

$$Q(k) = \{q_1^k, q_2^k, \dots, q_{NP}^k\} \quad (9)$$

여기서, NP 는 개체수(Population size)이고, $q_i^k, i=1,2,\dots, NP$, 다음처럼 Q-bit individual을 정의한다.

$$q_i^k = \begin{bmatrix} \alpha_{i1}^k & \alpha_{i2}^k & \dots & \alpha_{im}^k \\ \beta_{i1}^k & \beta_{i2}^k & \dots & \beta_{im}^k \end{bmatrix} \quad (10)$$

이진해 $X(k) = \{X_1^k, X_2^k, \dots, X_{NP}^k\}$ 는 $Q(k)$ 의 상태를 관찰함으로써 얻을 수 있다. 여기서, 하나의 이진해는, $X_i^k = \{x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{in}^k\}, i=1,2,\dots, NP$, 이진열이다. $|\alpha_i|^2$ 또는 $|\beta_i|^2$ 의 확률을 이용하여 각 비트의 '0' 또는 '1'을 선택함으로써 만들어진다. 각 이진해의 적합도 값을 평가한 후에 각 개체의 최적해를 최적해열, $B_i^k = \{b_{i1}^k, b_{i2}^k, \dots, b_{in}^k\}, i=1,2,\dots, NP$,에 저장하고, 그때 $B(k) = \{B_1^k, B_2^k, \dots, B_{NP}^k\}$ 중에 최적해는 전역최적해열 $G(k) = \{g_1^k, g_2^k, \dots, g_{NP}^k\}$ 에 저장되어진다.

회전게이트(Rotation gate) $U(\Delta\theta_{ij})$ 는 q_{ij} 가 1사분면 또는 3사분면에 있을 때, $U(-\Delta\theta_{ij})$ 는 q_{ij} 가 2사분면 또는 4사분면에 있을 때, QEA의 변수연산자로서 사용하고, 모든 Q-bit 개체들을 업데이트 한다. $k+1$ 시행에서 i 번째 Q-bit 개체에서의 j 번째 Q-bit의 순서쌍 $(\alpha_{ij}, \beta_{ij})$ 는 다음 식에 의해 업데이트 되고, 업데이트된 Q-bit는 $|\alpha_{ij}^{k+1}|^2 + |\beta_{ij}^{k+1}|^2 = 1$ 조건을 만족해야만 한다.

$$\begin{bmatrix} \alpha_{ij}^{k+1} \\ \beta_{ij}^{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta_{ij}^{k+1}) & -\sin(\Delta\theta_{ij}^{k+1}) \\ \sin(\Delta\theta_{ij}^{k+1}) & \cos(\Delta\theta_{ij}^{k+1}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_{ij}^k \\ \beta_{ij}^k \end{bmatrix} \quad (11)$$

여기서, $\Delta\theta_{ij}$ 는 j 번째 Q-bit의 '0' 또는 '1' 상태에 대한 회전각이다. 또한, $\Delta\theta_{ij}$ 의 값은 사전에 지정된 색인표를 통해 결정된다[11].

QEA의 절차는 다음의 의사코드(Pseudo code)로 요약된다.

Begin

$k \leftarrow 0$

Initialize the Q-bit individuals (i.e., $Q(k)$).

Make the binary solutions in $X(k)$.

Store the best solutions among $X(k)$ into $B(k)$.

While ($k < \text{maximum iteration}$)

$k \leftarrow k + 1$

Update $Q(k)$ using rotation gate.

Make $X(k)$ by observing the state of $Q(k)$.

Store the best solutions among $B(k-1)$ and $X(k)$ into $B(k)$.

Store the best solution among $B(k)$ into $G(k)$.

End

End

4. 발전기 기동정지계획에 대한 제한된 양자 진화 알고리즘(Bounded QEA)

4.1 제한된 회전게이트와 증가하는 회전각 접근법

4.1.1 제한된 회전게이트

QEA에서 회전게이트는 새로운 (α, β) 를 얻기 위해 회전각 $\Delta\theta$ 를 결정하는데 이용되는 미리 지정된 색인표가 필요하다. 아래와 같이 제안된 Bounded 회전게이트는 색인표 없이 회전각을 결정하고, Q-bit 상태를 나타내는 확률의 상한을 통해 조기수렴을 방지한다.

$$\Delta\theta_{ij,t}^{k+1} = \theta \times \gamma_i^k \times (b_{ij,t}^k - x_{ij,t}^k) \quad (12)$$

여기서, $t(t=1,2,\dots,T)$ 는 시간을 나타내고, r_i^k 는 다음과 같이 최적해와 현재의 이진해의 적합도 또는 허용범위(ϵ)를 통해 결정된다.

$$r_i^k = \begin{cases} 0 & \text{if } f(X_i^k) \leq f(B_i^k) \text{ or } |\alpha|^2, |\beta|^2 \geq \epsilon \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

여기서, $f(\cdot)$ 는 목적함수의 값이고, $\epsilon(0 \ll \epsilon < 1)$ 은 Q-bit 상태확률의 상한값이다.

4.1.2 증가하는 회전각 접근법

회전각(θ)의 크기는 해의 수준과 탐색능력에 영향을 준다. 적절한 회전각(θ)은 전역탐색과 지역탐색간의 균형을 유지할 뿐만 아니라 최적해를 발견하기 위한 반복시행 횟수도 감소시킨다. 비록 문제에 대한 의존이 커지지만, 일반적으로 0.001π 에서 0.05π 사이로 회전각의 크기를 추천하고 있다[11]. 본 논문은 탐색능력의 향상을 위해서 회전각의 크기를 결정하기 위한 효율적인 회전각 접근법을 제안하고 있다. 제안된 접근법에서, 회전각의 크기는 θ_{\min} 에서 θ_{\max} 로 시행횟수에 의해 점진적으로 증가한다.

$$\theta = \theta_{\min} - (\theta_{\max} - \theta_{\min}) \times \frac{k}{iter_{\max}} \quad (14)$$

여기서, er_{\max} 는 최대 시행 횟수를 나타내고, k 는 현재 시행횟수를 나타낸다.

4.2 발전기기동정지계획에서 BQEA의 적용

발전기 기동정지 문제는 주어진 기간 동안 운영비를 최소화하기 위해 발전기의 기동/정지(on/off) 상태를 결정하는 것을 포함하고 있다. 그러므로 의사결정변수는 발전기의 on/off 상태이다. 즉, 만약 t 시간에 i 번째 개체의 j 번째 발전기가 ON 상태이면 $x_{ij,t}$ 는 1이다. 그렇지 않으면 0이다. 발전기 기동정지 계획의 최적의 결함을 결정한 후, 기동된 발전기의 최적발전출력은 전통적인 경제급전(Economic dispatch)과정을 통해서 결정된다.

4.2.1 Q-bit individual과 이진해 생성

초기화 과정에서, 모든 Q-bit 개체들의 $\alpha_{ij,t}^0$ 과 $\beta_{ij,t}^0$ 는 $1/\sqrt{2}$ 로 지정된다. 이는 Q-bit 개체들이 동일한 확률을 가지고 모든 가능한 상태의 선형중첩을 나타내는 것을 의미한다. 즉, 초기에 '0'과 '1'이 선택될 확률은 각각 50%이다. 개체들의 초기 이진해는 초기화된 Q-bit 개체에 저장된 확률에 의해서 결정된다. 임의의 수($m_{ij,t}$)를 생성한 후에, 만약 $m_{ij,t}$ 이 1/2보다 적으면, t 시간에 i 번째 개체에서 j 번째 성분(즉, $x_{ij,t}^0$)의 초기값은 '1'의 값으로 정해진다. 그렇지 않으면,

$x_{ij,t}^0$ 는 '0'의 값을 가진다. 개체들의 초기 최적해(즉, $B(0)$)는 초기의 이진해를 가진다. 그리고 초기의 전역최적해열(즉, $G(0)$)은 최소비용을 가지는 개체의 이진해를 가진다.

4.2.2 Q-bit individual update

Q-bit 개체들은 제안한 회전게이트(즉, 식(11-14))를 사용하여 업데이트 된다. (14)식에 의해 회전각의 크기가 결정되면, (12-13)식을 이용하여 각 Q-bit의 회전각을 결정한다. Q-bit 개체들에서 각 Q-bit의 새로운 (α, β) 가 (11)식을 통해 얻어진다.

4.2.3 Modification of binary solution

k 시행에서 i 번째 개체의 이진해(즉, $X_i^k = \{x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{in}^k\}$)는 다음처럼 i 번째 Q-bit 개체에 저장된 확률에 의해서 수정된다.

$$x_{ij,t}^k = \begin{cases} 1 & \text{if } rm_{ij,t} < |\beta_{ij,t}^k|^2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

여기서, $rm_{ij,t}$ 는 0과 1사이의 임의의 수이다.

4.2.4 Update of $B(k)$ and $G(k)$

$k+1$ 번째 시행에서 각 개체의 최적해열이 업데이트 된다. 만약 수정된 이진해(즉, X_i^{k+1})가 B_i^k 보다 더 작은 비용 함수값을 가진다면, 그 때 B_i^{k+1} 은 X_i^{k+1} 로 업데이트 된다. 그렇지 않으면 이전과 동일한 값을 지닌다.

$$B_i^{k+1} = \begin{cases} X_i^{k+1} & \text{if } f(X_i^{k+1}) \leq f(B_i^k) \\ B_i^k & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

그 때, 전역최적해 $G(k+1)$ 는 $B(k+1)$ 들 중에 최고로 평가된 해로 결정된다.

4.2.5 Stopping criteria

만약 반복횟수가 사전에 지정된 최대 시행횟수에 도달하면, 제안된 BQEA 방법을 종료한다.

5. Constant-Handling Techniques

Michalewicz는 진화알고리즘(Evolutionary algorithm)에서 사용된 몇 가지 제약 처리 기법들을 비교하고 분석하였다.[14] 진화 알고리즘에서 페널티함수는 간단한 개념과 적용의 편리성 때문에 시스템 제약을 고려하기 위해서 사용하는 보편적인 방법이다. 그러나 이 방법은 페널티 값이 클 때, 페널티 함수가 가능해의 경계 부근에서 잘못된 움직임을

보이는 경향이 있다는 취약성을 가지고 있다.[15] 페널티 함수의 단점을 극복하기 위해서, 본 논문에서는 효율적인 발견학적 기반의 제약처리법(Heuristic-based constraint treatment method)을 제안한다.

5.1 최소 기동/정지 시간 제약(MUT/MDT)

각 개체의 이진해를 수정하는 동안에, 최소 기동/정지 시간 제약은 만족해야만 한다. 이를 위해, 본 논문은 다음의 의사코드에 따른 발견학적 기반의 제약 처리법을 제안한다.

Begin

For $j=1$ to MaxUnit

If unit j is set to be ON at hour t (i.e., $u_{j,t}=1$) then

If $u_{j,t-1}=0$ then

If $TOFF_{j,t-1} < MDT_j$ then $u_{j,t}=0$

Elseif $TOFF_{j,t-1} \geq MDT_j$ then $u_{j,t}=1$

Endif

Elseif $u_{j,t-1}=1$ then $u_{j,t}=1$

Endif

Elseif $u_{j,t}=0$ then

If $u_{j,t-1}=1$ then

If $TON_{j,t-1} < MUT_j$ then $u_{j,t}=1$

Elseif $TON_{j,t-1} \geq MUT_j$ then $u_{j,t}=0$

Endif

Elseif $u_{j,t-1}=0$ then $u_{j,t}=0$

Endif

Endif

Next j

End

5.2 순동 예비력 제약

적절한 순동예비력은 주어진 기간동안 시스템의 신뢰도를 유지하기 위해 필요하다. 만약 순동예비력제약이 위반되면, 시스템은 발전부분에서 부족분에 대한 어려움을 겪을 것이다. 불가능한 해의 생성을 피하기 위해서, 이 논문은 순동예비력이 계획기간 중에 부족할 때, 이행되는 효율적인 발견학적 기반의 교정법(Heuristic-based repair method)을 제안한다. 제안된 방법의 절차에서, 정지된 발전기들을 그림 1에서 보여진 것처럼 순동예비력 제약이 만족할 때까지 강제적으로 기동 시킨다.

5.3 순동예비력 초과에 따른 발전기 정지 계획

높은 운영비용으로 인해, 과도한 순동예비력은 필요하지 않다. 그러므로 그림 2에 도시화된 것처럼 비용을 절감하기 위해서 과도한 순동예비력을 감소시키기 위해 발견학적 기

반의 발전기 정지 절차(Heuristic-based unit de-commitment)를 제안한다.

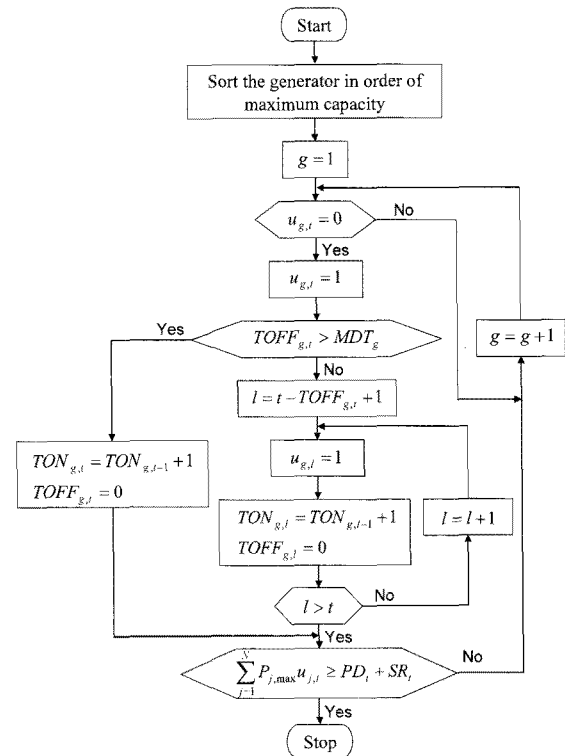


그림 1 순동예비력 제약을 고려하기 위한 교정 알고리즘
Fig. 1 Flowchart of Repair Algorithm for Handling Spinning Reserve Constraint

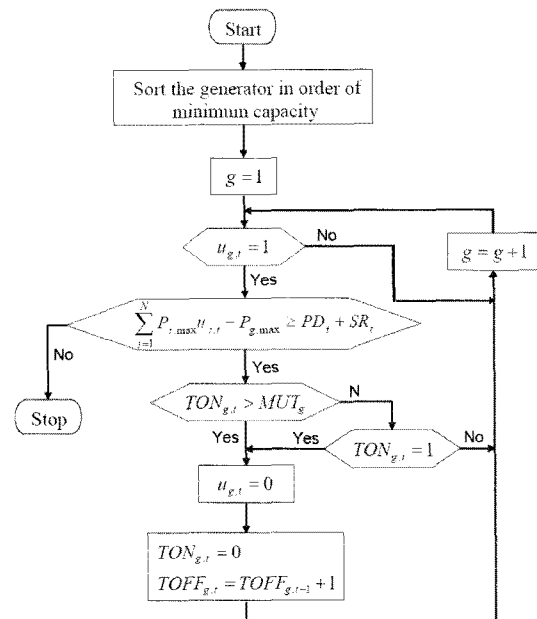


그림 2 과도한 순동예비력을 방지하기 위한 발전기 정지 알고리즘
Fig. 2 Flowchart of Unit De-commitment for Prevention of Excessive Spinning Reserve

6. 사례 연구

제안된 BQEA 접근법을 우선 10대의 발전기를 가진 시스템에 24시간 기준에 따라 적용하였다. 기본 10대의 발전시스템의 발전기 특성과 수요는 [6]에서 주어진 데이터를 이용하였다. 다음으로, 기본 사례(발전기 10대)를 확장함으로써, 20, 40, 60, 80, 그리고 100대의 발전기에 대한 사례 데이터를 이용하였고, 수요는 시스템 규모에 따른 비율로 조정하였다. 모든 사례에서, 순동예비력 조건은 매시간 수요의 10%로 가정하였다. 각 사례에 대해, 최적해의 수준과 수렴특성을 비교하기 위해 30번의 독립 시행이 이루어졌다. UC문제의 해석에 대한 제안된 BQEA의 우수성을 입증하기 위해서, 시물레이션의 결과는 이전의 다른 연구들과 비교를 수행하였다. 제안된 알고리즘은 프로그래밍 언어 Visual C#으로 구현되었으며, 시물레이션은 Pentium Dual core 1.6GHz 환경에서 실행되었다. 제안된 BQEA 접근법을 이행하기 위해서, 몇 가지 파라미터는 사전에 결정되어야만 한다. 선형적으로 증가하는 회전각을 위해서, 시작값(즉, θ_{min})과 종료값(θ_{max})을 각각 0.01π , 0.05π 로, 회전계이트의 상한(ϵ)은 0.9로, 최대 시행횟수(er_{max})는 1,000회로 지정하였다. 개체수(NP)는 다음의 그림 4와 같이 100대의 발전기 시스템에서 다른 개체수에 대한 시물레이션을 통해 적절한 개체수를 결정하였다. 적절한 연산시간과 평균비용을 고려하여 위해서 개체수를 30으로 선택하였다.

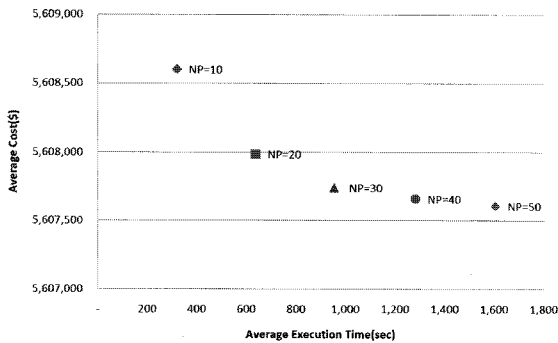


그림 3 각 개체수에 대한 100대의 발전기의 평균 비용과 연산 시간

Fig. 3 Average Cost and Computation Time for 100-Unit System by Population Sizes

표 1 제안된 BQEA의 시물레이션 결과

Table 1 Simulation Results of the Proposed BQEA Method

Units	Best Cost(\$)	Average Cost(\$)	Worst Cost(\$)	Standard Deviation	Average Time(s)
10	563,977	563,977	563,977	0	19.53
20	1,123,326	1,124,236	1,124,514	241.19	56.13
40	2,244,991	2,245,966	2,246,799	400.98	182.87
60	3,362,930	3,365,547	3,366,339	666.69	390.5
80	4,487,179	4,488,229	4,488,954	460.5	654.64
100	5,606,685	5,607,740	5,608,446	488.52	966.87

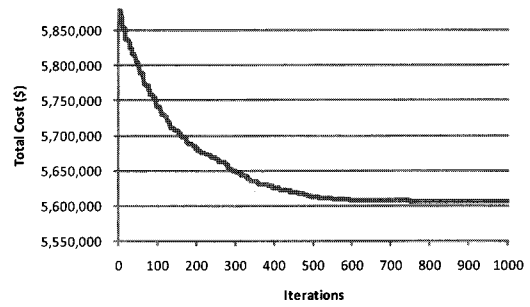


그림 4 BQEA에 의한 100대의 발전기 시스템의 최적해 수렴 특성

Fig. 4 Convergence Characteristics of Best Solution for 100 Unit System by BQEA

표 2에서, 제안된 BQEA의 결과를 Lagrange relaxation(LR)[4], Genetic algorithm(GA)[5], Simulated annealing(SA)[7] 그리고 improved PSO(IPSO)[8]의 결과와 비교하였다. 표 2의 결과는 비록 BQEA 방법이 10대의 발전기 시스템에서 IPSO 방법보다 더 좋은 해를 보여주지는 못하지만, 제안된 방법이 이전의 방법들 보다 우수하다는 것을 충분히 입증하고 있다.

표 2 각 사례에 대한 이전의 연구들과의 비교

Table 2 Comparison of Best Results by Methods (Unit:\$)

Units	LR[4]	GA[6]	SA[7]	IPSO[8]	BQEA
10	565,825	565,825	565,828	563,954	563,977
20	1,130,660	1,126,243	1,126,251	1,125,279	1,123,326
40	2,258,503	2,251,911	2,250,063	2,248,163	2,244,991
60	3,394,066	3,376,625	N/A	3,370,979	3,362,930
80	4,526,022	4,504,933	4,498,076	4,495,032	4,487,179
100	5,657,277	5,627,437	5,617,876	5,619,284	5,606,685

Hour	Generation Output (MW)										Total Power (MW)	Fuel Cost (\$)	Startup Cost (\$)
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10			
1	455	245	0	0	0	0	0	0	0	0	700	13,683	0
2	455	295	0	0	0	0	0	0	0	0	750	14,554	0
3	455	370	0	0	25	0	0	0	0	0	850	16,809	900
4	455	455	0	0	40	0	0	0	0	0	950	18,598	0
5	455	390	0	130	25	0	0	0	0	0	1,000	20,020	560
6	455	360	130	130	25	0	0	0	0	0	1,100	22,387	1,100
7	455	410	130	130	25	0	0	0	0	0	1,150	23,262	0
8	455	455	130	130	30	0	0	0	0	0	1,200	24,150	0
9	455	455	130	130	85	20	25	0	0	0	1,300	27,251	660
10	455	455	130	130	162	33	25	10	0	0	1,400	30,058	60
11	455	455	130	130	162	73	25	10	10	0	1,450	31,916	60
12	455	455	130	130	162	80	25	43	10	10	1,500	33,890	60
13	455	455	130	130	162	33	25	10	0	0	1,400	30,058	0
14	455	455	130	130	85	20	25	0	0	0	1,300	27,251	0
15	455	455	130	130	30	0	0	0	0	0	1,200	24,150	0
16	455	310	130	130	25	0	0	0	0	0	1,050	21,514	0
17	455	260	130	130	25	0	0	0	0	0	1,000	20,642	0
18	455	360	130	130	25	0	0	0	0	0	1,100	22,387	0
19	455	455	130	130	30	0	0	0	0	0	1,200	24,150	0
20	455	455	130	130	162	33	25	10	0	0	1,400	30,058	490
21	455	455	130	130	85	20	25	0	0	0	1,300	27,251	0
22	455	455	0	0	145	20	25	0	0	0	1,100	22,736	0
23	455	420	0	0	25	0	0	0	0	0	900	17,685	0
24	455	345	0	0	0	0	0	0	0	0	800	15,427	0

그림 5 10대의 발전기 시스템을 위한 발전기 기동계획 결과 및 발전 비용

Fig. 5 Unit Scheduling Result and Generation Cost for 10 Unit System

optimization problems. *Evolutionary Computation*, Vol. 4, No. 1, pp. 1-32.

[15] Arora, J. S. (1989). *Introduction to Optimum Design*: McGraw-Hill, Inc.

저 자 소 개



신 중 린 (慎 重 麟)

1949년 9월 22일생. 1977년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1984년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1989년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 건국대학교 공과대학 전기공학과 교수.

Tel : 02-450-3487, Fax : 02-444-1418

E-mail : jrshin@konkuk.ac.kr



장 세 환 (張 世 煥)

1980년 10월 27일생. 2006년 부산대 공대 전자전기통신공학과 졸업. 2008년 부산대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 건국대학교 대학원 전기공학과 박사과정.

Tel : 02-458-4778, Fax : 02-444-1418

E-mail : shjang@kunkuk.ac.kr



정 윤 원 (鄭 允 源)

1977년 5월 8일생. 2002년 건국대 공대 전기공학과 졸업. 2004년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2007년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 포스코파워(주) 사업개발그룹 근무

Tel : 02-3469-5788, Fax : 02-3469-6073

E-mail : ywjeong@poscopower.co.kr



김 욱 (金 煜)

1968년 2월 11일생. 1990년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1992년 동 대학원 전기공학부 졸업(석사). 1997년 동 대학원 전기공학부 졸업(박사). 현재 한국남부발전 발전처 과장.

Tel : 070-7713-8414, Fax : 070-7713-8274

E-mail : dr.wookkim@gmail.com



박 종 배 (朴 宗 培)

1963년 11월 24일생. 1987년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1989년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 건국대학교 공과대학 전기공학과 부교수.

Tel : 02-450-3483, Fax : 02-444-1418

E-mail : jbaepark@konkuk.ac.kr