

유전 알고리즘을 이용한 단기 수력 스케줄링에 관한 연구

論 文
48A-9-5

Short-term Hydro Scheduling by Genetic Algorithms

李 龍 漢* · 黃 琪 鉉** · 文 景 俊** · 朴 俊 灝***

(Yong-Han Lee · Gi-Hyun Hwang · Kyeong-Jun Mun · June Ho Park)

Abstract - This paper presents short-term hydro scheduling method for hydrothermal coordination by genetic algorithms. Hydro scheduling problem has many constraints with fixed final reservoir volume. In this paper, the difficult water balance constraints caused by hydraulic coupling satisfied throughout dynamic decoding method. Adaptive penalizing method was also proposed to handle the infeasible solutions that violate various constraints. In this paper, we proposed GA to solve hydrothermal scheduling with appropriate decoding method and dynamic penalty method. The effectiveness of the proposed method is demonstrated in the case study.

Key Words : Genetic Algorithms, Hydro scheduling, Adaptive penalizing method

1. 서 론

화력 발전소와 수력 발전소가 혼재된 전력 계통의 최적 운용을 위한 체계적인 협조, 즉 수화력 협조(hydro-thermal coordination)는 화력 발전소만으로 구성된 계통의 협조에 비해 훨씬 복잡해지는데, 이는 수력 발전소들이 전기적으로 뿐 아니라, 수력학적으로도 결합되어 있기 때문이다. 또한 수화력 계통에서는 화력 발전기만으로 구성된 계통의 제약 조건들, 즉 순동 예비력 확보, 최소 가동/휴지 시간, 운전원 제한, 출력변화를 제한, 발전량 제한 및 전력 평형 조건 등의 제약 조건들 외에, 자연 유입과 상부 댐의 방류 특성을 고려한 동적 수량 평형 조건, 저수량 및 방류량 한계와 최종 저수량 고정 제약 등 수력 발전소들의 제약 조건들이 추가되므로, 수화력 계통의 최적 운전은 매우 복잡하고 많은 제약조건을 갖는 비선형 최적화 문제가 된다.

이러한 수화력 협조 문제는 수력 및 화력 하부 문제로 분해하고 이들 각각을 교대로 반복 계산함으로써 최적화 할 수 있으며, 수학적 최적화 방법론에 근거한 방법들이 적용되어 왔다. 이러한 방법들에는 Lagrange Relaxation을 이용한 방법들이 주로 적용되고 있으며[1-3], 그 외에 차분동적계획법(Differential Dynamic Programming)을 이용한 방법[4], 혼합정수 계획법(Mixed-Integer Programming)을 이용한 방법[5] 및 타부 탐색법(Tabu Search)를 이용한 방법[6]도 시도되고 있다. 수학적 최적화론에 근거한 방법들은 대부분

Lagrangian을 이용한 이중최적화(dual optimization) 방법을 이용하고 있는데, 댐들간의 수력학적 결합, 수두 변화를 포함하는 수력기 출력 함수 등의 취급이 매우 복잡하며, 학습적 방법론(heuristic method)에 근거한 타부 탐색법은 단일 초기해의 주변을 탐색하기 때문에 초기 설정 해의 영향을 많이 받게 되는 단점이 있다.

최근 진화론적인 원리에 근거한 최적화 방법들이 많은 분야에 적용되고 있는데, 이러한 방법들의 대표적인 예로 진화 프로그래밍(evolutionary programming : EP), 진화 전략(evolution strategy : ES) 및 유전 알고리즘(genetic algorithm : GA) 등을 들 수 있다[7]. GA는 자연 생태계의 진화 원리를 모의하여 확률적인 방법에 의해 전역 최적해를 탐색하는 알고리즘으로써, 알고리즘의 유연성 및 효율성이 우수하여 많은 최적화 문제에 적용할 수 있다[8,9].

수화력 협조 문제는 많은 제약 조건과 비선형성으로 인해 수많은 국부 최적해가 존재하게 되는데, 미분 이론에 근거한 수학적 최적화 방법들은 이러한 국부 최적해에 수렴하게 될 위험성이 상존하고 있으나, GA는 집단적인 해 후보들의 병렬 진화 및 유전 연산(특히 돌연변이 연산)에 의해 국부 수렴 문제를 해결할 수 있다.

참고문헌 [10]에서 단기 수력 스케줄링을 위한 GA 접근 방법을 제안하였으며, 비교적 소규모 계통에 대해서도 적정해를 찾기 위해 상당히 많은 세대의 진화가 요구되고 있는데, 이는 수력 스케줄링 문제가 많은 제약 조건을 포함하고 있기 때문일 것으로 판단된다. 본 논문에서는 제약 조건 위반 해의 발생을 효과적으로 억제하기 위한 동적 디코딩(dynamic decoding)과, 제약 조건 위반 정도에 대한 적정 페널티를 부여하기 위해서는 상당히 많은 시행 착오가 요구되는 고정된 페널티 부여 방식에 비해, 효과적으로 해집단을 가능 영역(feasible region)으로 유도할 수 있는 적응 페널티 부여 방식(adaptive penalizing method)을 제안하였으며, 사례 연구를 통해 제안한 방법의 유용성을 검증하였고, GA 파라미터들이 해집단의 진화 특성에 끼치는 영향을 분석하여 보다 효과적인 GA 적용 방법도 검토하였다.

* 正 會 員 : 韓國電氣研究所 電力研究團 先任研究員

** 正 會 員 : 釜山大 電氣工學科 博士課程

*** 正 會 員 : 釜山大 電子·電氣·通信工學部 教授·工博

接受日字 : 1999年 1月 28日

最終完了 : 1999年 8月 5日

2. 문제의 정식화

수력발전소의 운전비용은 화력 발전소의 운전비용에 비해 매우 적으므로, 수화력 계통의 총 운전비용은 통상 화력 발전소 운전비용의 합으로 표현되고, 유전 알고리즘을 이용한 수화력 협조시의 최적 수력 스케줄링 목적함수 및 제약 조건들은 다음과 같고, 여기에서 사용된 기호 정의는 부록에 나타났다.

- 목적함수

$$\min \sum_{t \in T} \sum_{i \in R_s} [F_i(P_{Si}^t) + C_{Si}^t] \quad (1)$$

- 부하 평형 조건

$$\sum_{i \in R_s} P_{Si}^t + \sum_{j \in R_u} P_{Hj}^t = P_D^t + P_L^t, \quad t \in T \quad (2)$$

- 수계 연속 조건 : 동일한 강을 따라 2개 이상의 수력 발전소가 위치하는 경우에 이들간의 수력학적 결함을 고려해야 하는데, 이를 수식적으로 표현하면 다음 식과 같다.

$$V_j^t = V_j^{t-1} + I_j^t - Q_j^t - S_j^t + \sum_{k \in R_{i,u}} [Q_k^{t-\tau_{k,j}} + S_k^{t-\tau_{k,j}}] \quad (3)$$

- 저수량 및 방류량 제한 조건

$$\begin{aligned} V_j^{\min} &\leq V_j^t \leq V_j^{\max}, \quad t \in T \\ V_j^0 &= V_j^{\min}, \quad V_j^T = V_j^{\max} \\ Q_j^{\min} &\leq Q_j^t \leq Q_j^{\max}, \quad t \in T \end{aligned} \quad (4)$$

- 발전 출력 제한 조건

$$\begin{aligned} P_{Si}^{\min} &\leq P_{Si}^t \leq P_{Si}^{\max}, \quad t \in T \\ P_{Hj}^{\min} &\leq P_{Hj}^t \leq P_{Hj}^{\max}, \quad t \in T \end{aligned} \quad (5)$$

- 수력 발전소 출력 함수 : 수력 발전소의 출력은 방류량과 수두의 함수로 표현되어지는데, 이를 모의하는 방법으로는 여러 가지 방법들이 있으며[6,10], 본 논문에서는 수력 발전소의 출력 함수를 방류량과 저수량의 2차 함수 형태로 다음과 같이 모의하였다.

$$\begin{aligned} P_{Hj}^t &= C_{j1} V_j^{t2} + C_{j2} Q_j^{t2} + C_{j3} V_j^{t+} C_{j4} V_j^t \\ &\quad + C_{j5} Q_j^t + C_{j6}, \quad j \in R_H, t \in T \end{aligned} \quad (6)$$

3. 유전알고리즘에 의한 단기 수력 스케줄링

일반적인 최적화 문제를 유전 알고리즘으로 구현할 때 고려해야 하는 기본적인 사항으로는 목적함수의 설정, 결정 변수 선정, 결정 변수의 부호화 방법, 유전 연산(교배, 돌연변이 등) 방법, 디코딩 방법, 제약 조건 위반 해의 처리방법, 기타 파라미터(해집단 크기, 종료 조건, 적합도 스케일링 등) 결정 등을 들 수 있으며, 이들은 대부분 시행 착오법에 의해 경험적으로 결정되어진다. 본 논문에서 수화력 협조를 위한 단기 수력 스케줄링 문제를 유전 알고리즘으로 구현한 방법은 다음과 같다.

3.1 목적 함수(objective function)의 설정

수화력 협조를 위한 단기 수력 스케줄링 문제의 목적 함수는 2장에서 기술한 바와 같이 수력 발전 비용을 무시한 전체 발전 및 운전 비용, 즉 화력 발전기들의 발전 비용 및 기동 비용의 합으로 설정하였다.

3.2 결정 변수(decision variable)의 선정

수력 스케줄링 문제에서 부호화를 위한 결정 변수로는, 각 수력 발전소의 매시구간 발전량을 선택할 수도 있으며, 수력

발전소의 발전량을 결정하는 기본적인 요소가 댐의 방류량이므로 매시구간의 방류량을 결정 변수로 선택할 수도 있는데, 본 논문에서는 매시구간 각 댐의 방류량을 결정 변수로 사용하는 방법을 선택하였다.

3.3 결정 변수의 부호화(coding) 방법

결정 변수를 부호화하는 방법은 GA의 성능을 좌우하는 가장 기초적인 요인이므로 매우 신중히 선택하여야 하는데, 이러한 부호화 방법들은 먼저, 결정 변수의 표현 방법에 따라 2진수 부호화 방법 및 실수 부호화 방법으로 나눌 수 있으며, 각 결정 변수들의 배열 방식에 따라 1차 배열 및 다차 배열 형태로 구분할 수 있다. 결정변수들의 배열 방식은 실제 부호화 방법에는 영향을 끼치지 않지만, 유전 연산자의 선택 및 적용 방법에 영향을 끼치게 되므로 이를 고려하여 결정하여야 한다.

GA의 최적 진화 이론은 스키마 정리(schema theorem) 및 빌딩 블록 가설(building block hypothesis)로 설명할 수 있는데[8], 실수 부호화 방법에 비해 2진수 부호화 방법이 이러한 관점에서는 보다 효과적인 것으로 판단되며, 각 댐간의 연계성 때문에 각 댐의 방류 스케줄링을 독립적이라고 볼 수 없기 때문에, 본 논문에서는 그림 1과 같이 2진수 부호화 방법과 1차 배열 방식을 사용하여 각 개체를 표현하였다. 그림 1에서 매시구간 각 댐의 방류량을 나타내는 개체 블록의 비트 수는 원하는 해의 해상도 또는 정확도(accuracy)에 따라 달라지게 된다

3.4 디코딩(decoding) 방법

디코딩은 부호화된 각 개체를 실제의 결정 변수 값으로 환산하는 작업인데, 본 논문에서는 매 세대 각 개체의 디코딩을 통해 각 댐의 매시간 방류량을 도출하게 된다. 수력 스케줄링 문제는 제약 조건이 시간적으로 결합(예를 들면, 앞선 시구간에서의 방류량이 현재 시구간에서의 저수량 한계 제약 조건 위반정도에 영향을 끼치게 된다.)되어 있기 때문에 제약 조건의 처리가 매우 까다로워진다. 따라서 본 논문에서는 디코딩 방법으로, 일정한 방류량 범위를 적용하는 정적 디코딩(static decoding)과 저수량 제한 및 상부 댐의 방류량 등을 고려한 동적 디코딩(dynamic decoding)의 2가지 방법을 비교·검토하였다.

그림 1에 나타낸 바와 같이, n 비트의 2진수로 부호화된 임의의 댐 j의 임의의 시간 t에서의 방류량을 0과 1사이의 값으로 정규화 시킨 값 Q'_{Nj} 로 나타내면 식 (7)과 같다. 식 (7)에 의해 정규화된 방류량은 디코딩 방법에 따라 실제 방류량으로 환산된다.

$$Q'_{Nj} = \frac{\sum_{k=1}^n (B_k \cdot 2^{k-1})}{2^n - 1} \quad (7)$$

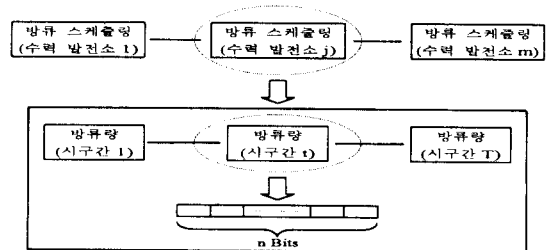


그림 1 개체의 구조
Fig. 1 String structure

3.4.1 정적 디코딩

정적 디코딩은 정규화된 방류량을 각 댐 방류량의 상하한 사이의 값으로 디코딩하는 방법으로 식 (8)에 의해 실제 방류량을 구할 수 있다.

$$Q_j^t = Q_j^{\min} + Q_{N_j}^t \cdot (Q_j^{\max} - Q_j^{\min}) \quad (8)$$

3.4.2 동적 디코딩

동적 디코딩은 각 댐의 직전 시구간에서의 저수량과 직상류 댐의 과거 방류량 및 유출량, 직후 시구간에서의 최소 및 최대 방류량 제약 조건 등을 고려하여 현 시구간에서의 방류량 상하한을 매시간 새롭게 설정하고, 정규화된 방류량을 새롭게 설정된 방류량의 상하한 사이의 값으로 디코딩하는 방법이다. j번째 수력 발전소 댐의 임의의 시구간 t에서의 저수량은 식 (3)에 의해 구해지고, 방류량 및 저수량 상하한 제약 조건을 이용하면, 임의의 시구간 t에서의 방류량 제한 조건을 식 (9)와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} Q_{j1}^{\min} &\leq Q_j^t \leq Q_{j1}^{\max} \\ Q_{j1}^{\min} &\leq Q_j^t \leq Q_{j1}^{\max} \\ Q_{j2}^{\min} &\leq Q_j^t \leq Q_{j2}^{\max} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서, $Q_{j1}^{\min} = V_j^{t-1} + I_j^t - S_j^t + \sum_{k \in R_{j,u}^t} (Q_k^{t-r_{k,j}} + S_k^{t-r_{k,j}}) - V_j^{\max}$
 $Q_{j1}^{\max} = V_j^{t-1} + I_j^t - S_j^t + \sum_{k \in R_{j,u}^t} (Q_k^{t-r_{k,j}} + S_k^{t-r_{k,j}}) - V_j^{\min}$
 $Q_{j2}^{\min} = Q_{j1}^{\min} + I_j^{t+1} - S_j^{t+1} + \sum_{k \in R_{j,u}^t} (Q_k^{t-r_{k,j}+1} + S_k^{t-r_{k,j}+1}) - Q_j^{\max}$
 $Q_{j2}^{\max} = Q_{j1}^{\max} + I_j^{t+1} - S_j^{t+1} + \sum_{k \in R_{j,u}^t} (Q_k^{t-r_{k,j}+1} + S_k^{t-r_{k,j}+1}) - Q_j^{\min}$

위 부등식들은 동시에 만족해야 하므로, 이들을 종합하면 매시구간 방류량의 동적 제한 조건은 식 (10)과 같다.

$$Q_{dj}^{\min} \leq Q_j^t \leq Q_{dj}^{\max} \quad (10)$$

여기서, $Q_{dj}^{\min} = \max(Q_{j1}^{\min}, Q_{j2}^{\min}, Q_{j2}^{\min})$
 $Q_{dj}^{\max} = \min(Q_{j1}^{\max}, Q_{j2}^{\max}, Q_{j2}^{\max})$

위와 같이 구한 동적 제한 조건을 이용하여 정규화된 방류량을 실제 방류량으로 환산하면 식 (11)과 같이 된다.

$$Q_j^t = Q_{dj}^{\min} + Q_{N_j}^t \cdot (Q_{dj}^{\max} - Q_{dj}^{\min}) \quad (11)$$

3.5 제약 조건 위반 처리

제약 조건 위반 해의 처리 방법[9]은 배척 전략(rejecting strategy), 보수 전략(repairing strategy), 유전 연산자 변형 전략(modifying genetic operators strategy), 페널티 부여 전략(penalizing strategy)과 같이 4가지로 분류할 수 있다.

배척 전략, 보수 전략 및 유전 연산자 변형 전략은 제약 조건 위반 해를 생성하지 않는다는 장점이 있으나, 가능 영역 외에는 고려하지 않는다는 단점도 가지고 있다. 그러나 매우 많은 제약 조건을 갖는 문제에서는 해집단의 상당수가 가능 영역을 벗어나기 때문에 가능 영역에 속한 해들 간의 유전 연산으로서의 새로운 가능 해들을 찾기가 쉽지 않다. 페널티 부여 전략은 이러한 문제에 적합한 전략이라 할 수 있으며, 수화력 협조를 위한 수력 스케줄링 문제는 많은 제약 조건을 포함하고 있기 때문에, 본 논문에서는 페널티 부여 전략에 의해 제약 조건 위반 해를 처리하였다. 본 논문에서는 수력 발전소의 제약 조건들을, 그들의 성격에 따라 물리적 제약 조건인 댐 저수량의 상하한 제약 조건인 경 제약(hard constraints)과 전략적 제약 조건인 각 댐의 최종 저수량 지정 제약 조건인 연 제약(soft constraints)으로 분류하여 이들에 대해 페널티 부여 방식 즉, 페널티 비용 부여 방식을 다르

게 적용하였는데, 적합도 평가를 위한 총 비용은 화력기 운전 비용에 페널티 비용의 합으로 정의하였다. 그리고 경 제약 및 연 제약 특성을 고려하여 개체의 총 비용이 다음 2가지 조건을 만족하도록 페널티 부여 전략을 수립하였다. 이러한 페널티 부여 방식은 현재 해집단의 구성에 따라 페널티 부여량이 달라지게 되므로, 본 논문에서 이러한 페널티 부여 방식을 적응 페널티 부여 기법(Adaptive Penalizing Method)으로 명명하였다.

- 1) (경 제약조건 위반해들 중 가장 좋은 해의 총비용) ≥ (연 제약조건 위반해들 중 가장 나쁜 해의 총비용)
- 2) (연 제약 조건 위반해들 중 가장 좋은 해의 총비용) ≥ (제약조건을 위반하지 않은 해들 중 가장 나쁜 해의 총비용)

3.6 적합도(fitness) 함수 결정

유전 알고리즘은 개체 적합도의 최대화 방향으로 진화하도록 계획되는데, 수화력 협조 문제의 목적 함수는 최소 비용을 구하는 문제이므로, 이를 적절한 방법에 의해 최대화 문제로 표현해야 한다. 본 논문에서는 적합도 함수를 식 (12)와 같이 정의하였다.

$$Fitness = \frac{1}{1 + k \cdot \left(\frac{cost}{cost_{expected_min}} + 1 \right)} \quad (12)$$

여기서, cost : 페널티 비용을 포함한 개체 비용
 cost_{expected_min} : 최소 예상 비용

3.7 적합도 함수 스케일링

GA의 진화 과정에서 실제 적합도를 그대로 사용하게 되면, 원치 않는 조기 수렴 현상이 발생할 수도 있으며, 세대 진화가 계속되면 평균 개체들과 우수 개체들의 수가 비슷하게 되어, 해집단의 개선에 필수적인 우수한 개체의 생존 확률이 낮아지게 되는 현상이 발생할 수도 있다. 이러한 2가지 현상을 방지하기 위한 방법으로 개체 적합도를 스케일링하는 방법이 적용되고 있으며, 스케일링 방법에는 선형 스케일링(linear scaling), sigma truncation, 지수 스케일링(power law scaling), 로그 스케일링(logarithmic scaling) 등이 있으며[9], 본 논문에서는 식 (14)와 같은 선형 스케일링 방법을 적용하였다. 식 (13)에서 스케일링 계수 a, b는 다음과 같은 조건을 세가지 조건을 만족하도록 설정하였다. 첫째, 실제 적합도와 스케일링된 적합도의 평균 적합도는 같다. 둘째, 최대 적합도가 평균 적합도의 적절한 배수(1.2 - 2.0)가 되도록 한다. 셋째, 적합도는 항상 양이 되어야 하므로, 음의 적합도가 생기면 최소 적합도가 0이 되도록 배수를 조정한다.

$$f' = a \cdot f + b \quad (13)$$

여기서, f : 실제 적합도
 f' : 스케일링된 적합도

3.8 유전 연산자(genetic operators)의 선택

유전 연산자는 실제로 해집단이 최적 해를 향하여 진화해가도록 하는 가장 중요한 역할을 하는데, 대표적인 유전 연산자로는 선택 연산자, 교배 연산자, 돌연변이 연산자 등을 들 수 있으며, 선택 연산자는 현재 해집단으로부터 각 개체의 적합도를 평가하여 자손 세대를 생성하는 연산자인데, 참고 문헌 [8]에 여러 가지 선택 연산자에 대해 설명하고 있으며, 본 논문에서는 스케일링된 적합도의 크기에 비례하는 선택 확률을 가지는 roulette wheel 선택을 적용하였다.

교배 연산자는 선택된 자손 세대 개체간의 정보의 교환 작업을 수행하는 연산자인데, 이를 통해 각 개체는 보다 나은

개체로의 진화 기회가 주어지게 된다. 교배 연산 방법도 여러 가지가 발표되어 있는데[9], 본 논문에서는 균일 교배 방법, 1점 교배 및 2점 교배 3가지 방법을 적용, 비교하였다. 돌연변이 연산자는 개체가 국부 최적점으로부터 탈출 기회를 부여하는 연산자로서, 각 개체는 일정 확률을 가지고 돌연변이 연산을 수행하게 된다.

한편 본 논문에서는 진화 과정을 거친 자손 세대로부터 새로운 부모 세대를 형성하는 과정에서, 이전의 부모 세대의 소수 엘리트를 그대로 복제하여 사용하는 기법을 이용하였는데, 수력 스케줄링 문제와 같이 많은 제약 조건과 최종 상태 고정(최종 저수량 고정) 조건을 포함하는 문제에서는 현재 가능 영역(feasible region)에 속한 개체가 유전 연산을 통해 가능 영역을 벗어날 확률이 매우 높으므로, 전체 해집단에서 우수한 적합도를 가지는 일부(본 논문에서는 적용 페널티 부여 방식을 적용하였기 때문에 가능 영역에 속한 해는 그렇지 않은 해들보다 항상 우수한 적합도를 갖게 된다.)는 항상 가능 영역에 속하도록 하는 방법을 적용하는 것이 바람직하다.

4. 사례 연구

4.1 대상 계통

사례 연구 대상 수력 계통은 그림 2에 도시한 바와 같이 상호 결합된 4개의 수력 발전소로 구성된 계통으로 상정하였으며, 화력 발전소는 등가 단일 발전소로 상정하였다. 표 1에 본 논문의 사례 연구에 사용된 24시간 예측 부하를 나타내었다.

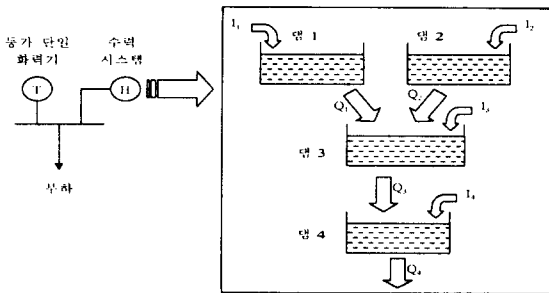


그림 2 사례 연구 수화력 시스템
Fig. 2 Hydrothermal power system for case study

본 논문에서는 화력 발전소를 2차 함수의 비용 곡선을 갖는 등가 단일 발전기로 모의하였는데, 실제 수화력 협조에서는 총 부하 곡선에서 수력 스케줄링에 의한 수력 발전량을 제외한 발전 출력에 대한 화력 발전기들의 기동정지계획을 수립해야 하지만, 본 논문에서는 수력 스케줄링 문제에 대한 유전 알고리즘 적용에 초점을 두었기 때문에 등가 단일 발전기로 표현하였다. 등가 단일 화력 발전기의 비용 함수는 식 (15)와 같다.

$$F_i(P_{Si}^t) = 5,000 + 19.2 \cdot P_{Si}^t + 0.002 \cdot P_{Si}^{t2} \quad (15)$$

$$, 500 \leq P_{Si}^t \leq 2,500$$

한편 송전 손실은 일반적으로 각 발전기의 발전량에 대한 2차 함수로 표현되는데, 이러한 송전 선로의 손실을 고려하게 되면, 각 발전기의 발전량들 간의 상호결합제약(cross coupling constraint)이 정식화 과정에 포함되게 되며, 이들 상호결합제약들은 화력기들뿐 아니라 화력기 및 수력기들 사이에도 존재하게 되어, LR과 같은 수학적 최적화 방법에 의한 스케줄링을 어렵게 하는 요인이 된다[2]. 그러나, 유전알고

표 1 24시간 예측 부하
Table 1 The predicted 24-hour load

시간	부하 [MW]	시간	부하 [MW]	시간	부하 [MW]
1	1,370	9	2,240	17	2,130
2	1,390	10	2,320	18	2,140
3	1,360	11	2,230	19	2,240
4	1,290	12	2,310	20	2,280
5	1,290	13	2,230	21	2,240
6	1,410	14	2,200	22	2,210
7	1,650	15	2,130	23	1,850
8	2,000	16	2,070	24	1,590

리즘은 결정 변수(본 논문에서는 각 댐들의 방류량)에 대한 직접적이고 확률적인 탐색 방법이기 때문에, 결정 변수들간의 상호결합제약이 문제 시 되지 않으며, 다만 이들 제약 조건을 위반하는 해에 대한 처리 방법만을 고려하면 되기 때문에 본 논문에서는 고려하지 않았다.

수력 발전소 연계도는 그림 2에 나타낸 것과 같으며, 각 발전소간의 시간 지연은 댐 1에서 댐 3까지는 2 시간, 댐 2에서 댐 3까지는 3 시간, 댐 3에서 댐 4까지는 4 시간이 소요된다. 수력 발전소의 출력 곡선은 표 2에 나타낸 계수를 이용하여 식 (6)과 같이 모의하였다. 각 댐의 자연 유입량은 표 3에 나타내었으며, 표 4에는 각 수력 발전소의 제약 조건을 표현하였다.

표 2 수력 발전 출력 함수 계수
Table 2 Hydro power generation coefficients

계수 수력기	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₆
1	-0.0042	-0.42	0.030	0.90	10.0	-50
2	-0.0040	-0.30	0.015	1.14	9.5	-70
3	-0.0016	-0.30	0.014	0.55	5.5	-40
4	-0.0030	-0.31	0.027	1.44	14.0	-90

표 3 각 댐의 자연 유입량
Table 3 Natural inflows

시 간	댐				시 간	댐				시 간	댐			
	1	2	3	4		1	2	3	4		1	2	3	4
1	10	8	8.1	2.8	9	10	8	1	0	17	9	7	2	0
2	9	8	8.2	2.4	10	11	9	1	0	18	8	6	2	0
3	8	9	4	1.6	11	12	9	1	0	19	7	7	1	0
4	7	9	2	0	12	10	8	2	0	20	6	8	1	0
5	6	8	3	0	13	11	8	4	0	21	7	9	2	0
6	7	7	4	0	14	12	9	3	0	22	8	9	2	0
7	8	6	3	0	15	11	9	3	0	23	9	8	1	0
8	9	7	2	0	16	10	8	2	0	24	10	8	0	0

표 4 수력 발전소 제약 조건들
Table 4 Hydro plant constraints

발전소	V ^{min}	V ^{max}	V ⁱⁿⁱ	V ^{end}	Q ^{min}	Q ^{max}	P _H ^{min}	P _H ^{max}
1	80	150	100	120	5	15	0	500
2	60	120	80	70	6	15	0	500
3	100	240	170	170	10	30	0	500
4	70	160	120	140	13	25	0	500

4.1 결과 검토 및 분석

사례 연구는 수력 스케줄링을 위한 유전알고리즘의 효과적인 적용 방법을 제안하기 위해

- 디코딩 방식 : 동적 및 정적 디코딩
- 페널티 부여 방식 : 고정 및 적응 페널티 부여 기법
- 유전 연산자 : 선택 연산자 및 교배 연산자
- 기타 : 엘리트즘, 스케일링

등에 따른 해집단의 진화 특성 및 진화 결과를 분석하였다.

4.2.1 디코딩 방식과 페널티 부여 방식

표 5에 디코딩 방식과 페널티 부여 방식에 따른 진화 결과를 나타내었으며, 그림 3에는 발전 비용율, 그림 4와 5에는 각 방식에 대해 가능 영역에 속하는 해의 수와 진화 세대까지의 세대당 평균 수의 변화를 도시하였고, 그림 5의 종축은 현재 세대까지의 평균 가능 영역 개체 수를 나타낸다.

동적 디코딩은 앞에서 기술한 바와 같이 임의의 댐의 방류량에 대한 과거 이력과 다른 댐의 방류량에 따라 현재의 방류량 제한이 변하게 되므로, 어떤 댐의 임의의 시간에서의 부호화된 방류량이 동일할지라도, 그 댐의 과거 방류 이력 및 연계되어 있는 다른 댐들의 과거 방류 이력에 따라 실제 방류량은 다르게 디코딩된다. 따라서 그림 4의 가능 영역 해의 변화에서 알 수 있는 바와 같이 동적 디코딩을 적용하게 되면, 개체 내의 임의의 비트가 변하게 되면, 그에 따라 다른 방류량도 모두 변하게 되므로, 작은 변화에 의해서도 해집단의 다양성을 충분히 확보할 수 있을 것으로 판단된다. 또한 그림 5로부터 가능 영역에 속하는 평균 개체 수가 정적 디코딩에 비해 동적 디코딩이 많음을 알 수 있으며, 엘리트즘의 적용(엘리트수=5)을 감안하면 정적 디코딩 방식은, 수력 스케줄링 문제가 많은 제약 조건을 갖기 때문에, 세대가 진화하여도 새로운 가능 영역 해의 도출을 기대하기 어렵고, 생성된 가능 영역의 해도 교배 및 돌연변이 연산에 의해 가능 영역을 벗어날 확률이 매우 큼을 알 수 있다.

한편 고정 페널티 방식은 그림 3에서 보듯이, 초기 진화에 의해 급격히 수렴하고, 대략 200 세대 이후에는 진화에 의한 최적해의 개선이 거의 이루어지지 않으나, 적응 페널티 방식은 고정 페널티 방식에 비해 지속적으로 최적해가 개선되고 있음을 알 수 있다. 또한 고정 페널티 방식은 적응 페널티 방식에 비해 페널티에 대한 민감도가 크기 때문에 위반 정도에 대응하는 적절한 페널티를 부여하기 위해 많은 시행착오가 요구되는 단점이 있다.

표 5 진화 결과(디코딩 및 페널티 부여 방식의 영향)

Table 5 Results(effects of decoding and penalizing methods)

적용방법 시도회수	동적 디코딩 적용 페널티	동적 디코딩 고정 페널티	정적 디코딩 적용 페널티	정적 디코딩 고정 페널티
1	938180.1	925863.1	934806.1	929347.3
2	927210.0	927209.1	931849.8	929155.4
3	930026.1	928560.0	934232.5	930701.6
4	937720.4	928181.3	931679.9	929878.6
5	929300.1	926634.4	934480.6	930960.8
6	942170.1	927807.8	929852.3	931061.4
7	942754.5	926574.3	930348.9	930254.3
8	934989.6	928649.7	932873.0	928229.4
9	943173.8	927627.6	934463.3	929314.0
10	935484.8	927781.8	936247.7	931787.4
최소 비용	927210.0	925863.1	929852.3	928229.4

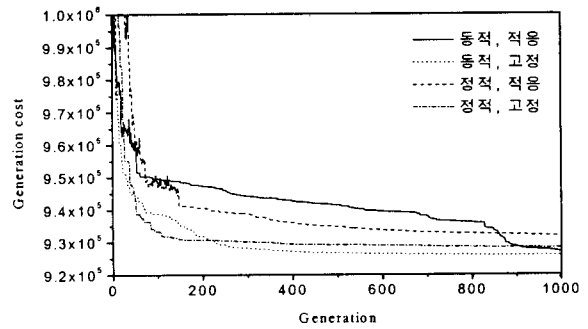
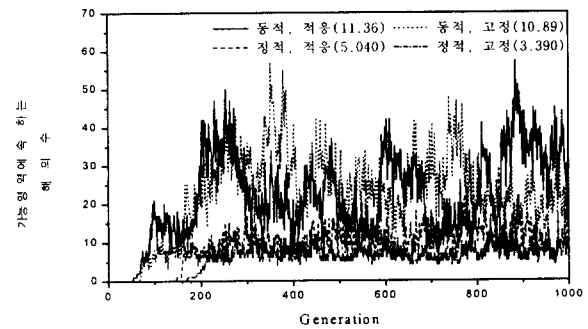


그림 3 발전 비용(디코딩 및 페널티 부여 방식의 영향)
Fig. 3 Generation costs(effects of decoding and penalizing methods)



() 내의 숫자는 표준편차를 나타냄

그림 4 가능영역 해의 변화(디코딩 및 페널티 부여 방식의 영향)
Fig. 4 Number of feasible solutions (effects of decoding and penalizing methods)

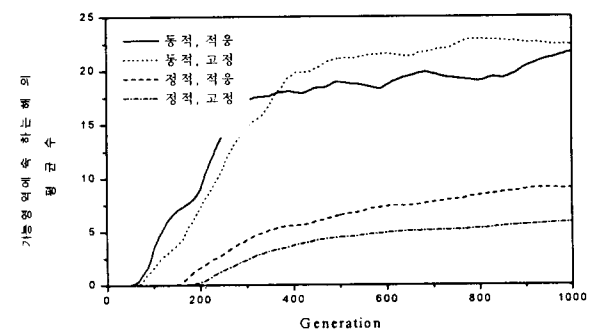


그림 5 평균가능영역 개체 수(디코딩 및 페널티 부여 방식의 영향)
Fig. 5 Average number of feasible solutions (effects of decoding and penalizing methods)

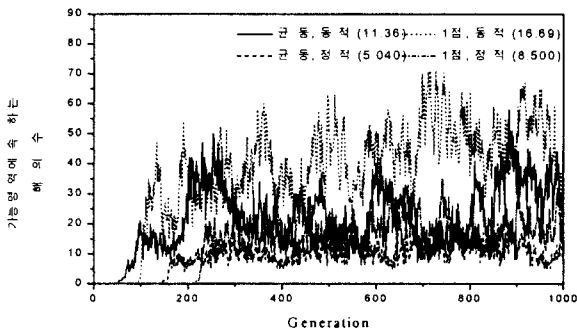
4.2.2 유전 연산자와 엘리트즘

표 6에 교배 연산자에 따른 진화 결과를 나타내었으며, 그림 6과 7에는 가능 영역에 속하는 해의 수와 진화 세대까지의 세대당 평균 가능 영역 개체수의 변화를 도시하였다. 동적 디코딩을 적용한 경우의 진화 결과에는 교배 연산자의 영향을 우열을 판단할 수 없으나, 해집단의 구성에서는 큰 차이를 보이고 있으며, 1점 교배가 균등 교배에 비해 가능 영역 탐색 가능성이 큼을 알 수 있다. 정적 디코딩을 적용한 경우

에는 1점 교배에 비해 균등 교배에 의한 진화 결과가 다소 우수하게 나타났으나, 해집단에서의 가능 영역 개체수는 1점 교배 적용시에 많이 나타났는데, 이는 엘리티즘에 의해 가능 영역에 속한 개체가 상속되지만, 균등 교배에 비해 1점 교배의 탐색 영역 변화가 좁기 때문에 1점 교배에 의해서는 가능 영역에 속한 개체의 가능 영역 이탈 확률이 낮기 때문일 것으로 판단된다.

표 6 진화 결과(교배 연산자의 영향)
Table 6 Results(effects of crossover methods)

적용방법 시도회수	균등 교배 동적 디코딩	1점 교배 동적 디코딩	균등 교배 정적 디코딩	1점 교배 정적 디코딩
1	938180.1	927805.4	934806.1	931876.8
2	927210.0	938050.3	931849.8	931618.3
3	930026.1	935150.6	934232.5	932997.3
4	937720.4	942787.6	931679.9	933920.6
5	929300.1	928514.1	934480.6	935190.1
6	942170.1	932398.9	929852.3	932194.3
7	942754.5	931567.2	930348.9	934212.0
8	934989.6	933512.1	932873.0	935313.4
9	943173.8	944321.1	934463.3	934259.8
10	935484.8	937678.7	936247.7	935404.5
최소 비용	927210.0	927805.4	929852.3	931618.3



() 내의 숫자는 표준편차를 나타냄

그림 6 가능 영역 해의 변화(교배 연산자의 영향)
Fig. 6 Number of feasible solutions
(effects of crossover methods)

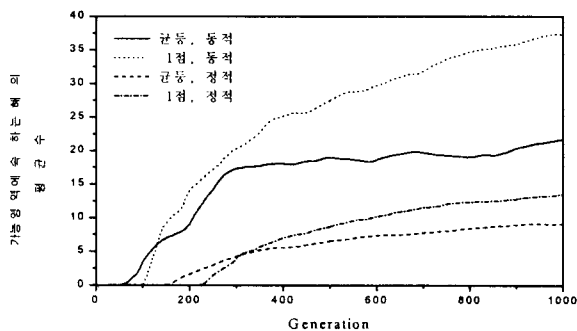


그림 7 평균 가능 영역 개체 수(교배 연산자의 영향)
Fig. 7 Average number of feasible solutions
(effects of crossover methods)

한편 표 7에 엘리티즘의 영향에 따른 진화 결과를 나타내었으며, 그림 8과 9에는 동적 디코딩 적용시 엘리트 수에 따라 가능 영역에 속하는 해의 수와 진화 세대까지의 세대당 평균 가능 영역 개체수의 변화를 도시하였다. 사례 연구 결과에 의하면 복제되는 엘리트 개체를 극도로 억제한 경우(최우수 개체만 복제)보다는 다수 엘리트(복제(5% 및 10%)한 경우의 진화 결과가 우수하게 나타났다. 복제되는 엘리트 수가 진화 결과에 미치는 직접적인 영향을 단적으로 판단할 수는 없으나, 수력 스케줄링과 같이 제약 조건이 많은 문제에서는 해집단의 다양성과 탐색 공간의 광역성을 유지하면서 우수 개체를 보존하기 위한 엘리트 수는 대략 해집단의 5% 정도가 적당할 것으로 사료된다.

표 7 진화 결과(엘리티즘의 영향)
Table 7 Results(effects of elitism)

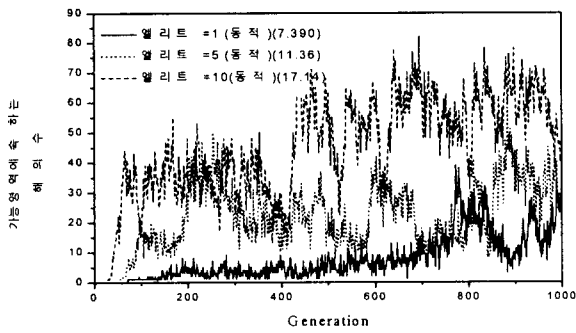
적용방법 시도회수	엘리트수 1 (동적)	5 (동적)	10 (동적)	1 (정적)	5 (정적)	10 (정적)
1	950193.1	938180.1	927207.6	935987.5	934806.1	934902.4
2	946656.8	927210.0	933919.5	936260.2	931849.8	933007.8
3	950259.8	930026.1	928726.6	939142.9	934232.5	932970.9
4	946808.9	937720.4	936104.2	935425.8	931679.9	931704.8
5	949739.7	929300.1	933993.8	937586.4	934480.6	930927.9
6	945854.0	942170.1	928672.0	936601.7	929852.3	930984.1
7	948687.9	942754.5	936911.1	935100.3	930348.9	931223.3
8	935360.2	934989.6	931529.8	938779.8	932873.0	934438.4
9	942605.0	943173.8	927640.8	936163.2	934463.3	931120.9
10	940655.5	935484.8	927791.2	940221.5	936247.7	933411.1
최소 비용	935360.2	927210.0	927207.6	935100.3	929852.3	930927.9

4.2.3 사례 연구 결과 비교

표 8에 동일한 모델에 대해 검토한 참고문헌[10]과의 적용 방법과 결과를 비교하였으며, 사례 연구 범위에서의 최적 해에 의한 수력 스케줄링을 그림 10에 나타내었다.

표 8 사례 연구 결과 비교
Table 8 Comparison of methods and results

항 목	본 논문	참고문헌 [10]
최소 발전 비용	925,863	926,707
디코딩 방식	동적 디코딩	정적 디코딩
페널티 부여 방식	고정 페널티	고정 페널티
해집단 규모	100	100
엘리트 수	5	10
선택 연산자	roulette wheel	stochastic remainder
교배 연산자	균등	균등
스케일링	linear	sigma truncation
진화 세대 수	1,000	31,000
계산시간	16 분	1시간 12분



() 내의 숫자는 표준편차를 나타냄

그림 8 가능 영역 해의 변화(엘리티즘의 영향)

Fig. 8 Number of feasible solutions(effects of elitism)

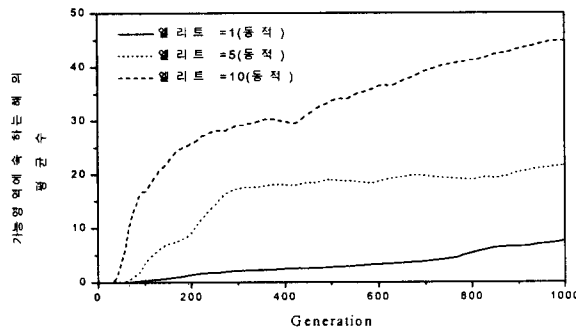


그림 9 평균 가능 영역 개체 수(엘리티즘의 영향)

Fig. 9 Average number of feasible solutions(effects of elitism)

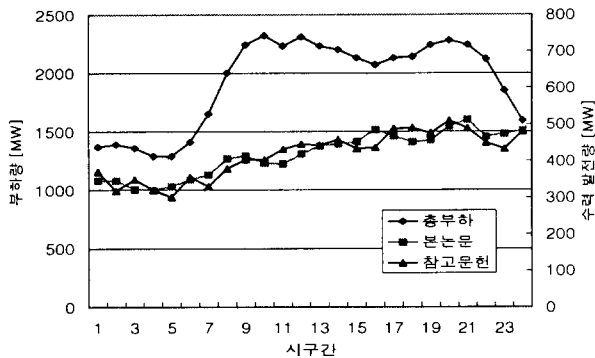


그림 10 최적 수력 스케줄링

Fig. 10 Optimal hydro scheduling

5. 결론

본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용하여 수화력 협조를 위한 단기 수력 스케줄링 문제를 최적화하는 방법에 대해 검토하였다. 수력 스케줄링 문제는 많은 제약 조건과 최종 상태가 지정된 복잡한 비선형 최적화 문제인데, 기존의 해석적 최적화 방법론에 의한 해법은 적용이 복잡하고 어려울 뿐 아니라, 해석적으로 표현하기 위해 많은 가정을 필요로 하고 있

다. 유전 알고리즘은 비록 계산 시간이 길다는 단점을 가지고 있으나, 문제에 대한 제한이 거의 없으므로, 오프라인(off-line) 해석이 가능한 수력 스케줄링 문제에 매우 적합한 최적화 도구라 할 수 있다.

수력 스케줄링 문제는 많은 제약 조건으로 인해 가능 영역에 속하는 해를 찾기가 매우 어려우며, 제약 조건 위반 해의 처리도 매우 어렵다. 본 논문에서는 수력 스케줄링 문제에 적합한 디코딩 방법과 동적 페널티 부여 방식을 제안하여 유전 알고리즘에 의한 수력 스케줄링 문제 해결을 위한 방법을 제시하였으며, 사례 계통에의 적용을 통해 유용성을 입증하였다. 그러나 실규모 계통의 수화력 협조 문제를 해결하기 위해서는 화력 발전기들의 기동정지계획 문제에 대한 빠른 해법과 더불어 유전 알고리즘이 갖고 있는 병렬성을 최대한 활용할 수 있는 병렬 처리기법 등에 관한 연구가 계속 진행되어야 할 것이며, 또한 유전 알고리즘으로 구한 수력 스케줄링의 타당성에 대한 검증 방법도 연구되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] P. B. Luh, D. Zhang, R. N. Tomastik "An Algorithm for Solving the Dual Problem of Hydrothermal Scheduling", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 13, No. 2, pp. 593-600, 1998.
- [2] M. S. Salam, K. M. Nor, A. R. Hamdan, "Hydrothermal Scheduling Based Lagrangian Relaxation Approach to Hydrothermal Coordination", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 13, No. 1, pp. 226-235, 1998.
- [3] X. Guan, E. Ni, R. Li, P. B. Luh, "An Optimization-Based Algorithm for Scheduling Hydrothermal Power Systems with Cascaded Reservoirs and Discrete Hydro Constraints", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 12, No. 4, pp. 1775-1780, 1997.
- [4] S. Chang, C. Chen, I. Fong, P. B. Luh, "Hydroelectric Generation Scheduling with an Effective Differential Dynamic Programming", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 5, No. 3, pp. 737-743, 1990.
- [5] O. Nilsson, D. Sjelvgren, "Mixed-Integer Programming Applied to Short-Term Planning of a Hydro-Thermal System", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 11, No. 1, pp. 281-286, 1996.
- [6] X. Bai, S. M. Shahidehpour, "Hydro-Thermal Scheduling by Tabu Search and Decomposition Method", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 11, No. 2, pp. 968-974, 1996.
- [7] David B. Fogel, *Evolutionary Computation*, IEEE Press, 1995.
- [8] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [9] M. Gen, R. Cheng, *Genetic Algorithms and Engineering Design*, John Wiley & Sons, 1997.
- [10] S. O. Orero, M. R. Irving, "A Genetic Algorithm Modelling Framework and Solution Technique for Short Term Optimal Hydrothermal Scheduling", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 13, No. 2, pp. 501-518, 1998.

부 록

1. 기호 정의

- P_{Hj}^t ; 시구간 t에서 j번째 수력 발전소의 출력 [MW]
- P_{Si}^t ; 시구간 t에서 i번째 화력 발전소의 출력 [MW]
- $F_i^t(P_{Si}^t)$; 시구간 t에서 i번째 화력 발전소의 발전비용 [원]
- T ; 전체 시구간 수
- R_H ; 수력 발전소의 전체 집합
- R_S ; 화력 발전소의 전체 집합
- P_D^t ; 시구간 t에서의 총 부하 [MW]
- P_L^t ; 시구간 t에서의 총 손실 [MW]
- V_j^t ; 시구간 t에서 j번째 수력 발전소의 저수량 [ton]
- V_j^{mi} ; j번째 수력 발전소의 초기 저수량 [ton]
- V_j^{end} ; j번째 수력 발전소의 최종 저수량 [ton]
- I_j^t ; 시구간 t에서 j번째 수력 발전소로의 자연 유입량 [ton]
- Q_j^t ; 시구간 t에서 j번째 수력 발전소의 방류량 [ton]
- S_j^t ; 시구간 t에서 j번째 수력 발전소의 유출량 [ton]
- $R_{j,U}$; j번째 수력 발전소의 직상류 수력 발전소의 집합
- $\tau_{j,k}$; k번째 수력 발전소로부터 방류된 물이 j번째 수력 발전까지 도달하는 시간 [h]
- C_{A1}, \dots, C_{A8} ; j번째 수력 발전소의 발전 출력 함수 계수
- C_{Si}^t ; 시구간 t에서 i번째 화력 발전소의 기동 비용 [원]
- V_j^{max}, V_j^{min} ; j번째 수력 발전소의 저수량 상·하한 [ton]
- Q_j^{max}, Q_j^{min} ; j번째 수력 발전소의 방류량 상·하한 [ton]
- $P_{Si}^{max}, P_{Si}^{min}$; i번째 화력 발전소의 발전 출력 상·하한 [MW]
- $P_{Hj}^{max}, P_{Hj}^{min}$; j번째 수력 발전소의 발전 출력 상·하한 [MW]

저 자 소 개



이 용 한 (李 龍 漢)

1962년 1월 16일생. 1987년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1999년 8월 부산대 일반대학원 전기공학과 졸업(석사). 1987년~ 한국전기연구소 전력연구단 선임연구원.

Tel : (0551) 280-1337

E-mail : yhlee@keri.re.kr

황 기 현 (黃 琪 鉉)

전기학회논문지 제48권 제6호 참조

Tel : (051) 510-3188

E-mail : ghhwang@powerlab.eed.pusan.ac.kr

문 경 준 (文 景 俊)

전기학회논문지 제48권 제1호 참조

Tel : (051) 510-3188

E-mail : kjmun@hyowon.pusan.ac.kr

박 준 호 (朴 俊 灝)

전기학회논문지 제48권 제6호 참조

Tel : (051) 510-2370

E-mail : parkjh@hyowon.pusan.ac.kr