

진화연산과 신경망이론을 이용한 전력계통의 최적환경 및 경제 운용

論 文

48A-12-4

Optimal Environmental and Economic Operation using Evolutionary Computation and Neural Networks

李相奉*·金圭浩**·劉錫九***

(Sang-Bong Rhee · Kyu-Ho Kim · Seok-Ku You)

Abstract - In this paper, a hybridization of Evolutionary Strategy (ES) and a Two-Phase Neural Network(TPNN) is applied to the optimal environmental and economic operation. As the evolutionary computation, ES is to search for the global optimum based on natural selection and genetics but it shows a defect of reducing the convergence rate in the latter part of search, and often does not search the exact solution. Also, neural network theory as a local search technique can be used to search a more exact solution. But it also has the defect that a solution frequently sticks to the local region. So, new algorithm is presented as hybrid methods by combining merits of two methods. The hybrid algorithm has been tested on Emission Constrained Economic Dispatch (ECED) problem and Weighted Emission Economic Dispatch (WEED) problem for optimal environmental and economic operation. The result indicated that the hybrid approach can outperform the other methods in the computational efficiency and accuracy.

Key Words : Evolutionary strategy, Two-Phase neural network, Hybrid algorithms, Environmental economic dispatch

1. 서 론

최근 지구환경에 대한 관심이 높아지면서 대기환경에 관한 대표적인 오염물질 배출원인 발전소로부터의 공해배출을 줄이고자하는 여러 가지 방법들이 시도되고 있으며 특히, CAAA(Clean Air Act Amendments)에 의해서 질소화합물(NO_x) 및 이산화유황(SO_2)의 배출에 대해서는 발전소로부터의 배출량을 일정수준 이하로 규제하고 있다[1]. 또한 현재의 지구 대기상태에 매우 심각한 영향을 미치는 지구온난화의 직접적인 원인인 이산화탄소(CO_2) 역시 그 배출량의 규제에 대해서도 관심이 높아지고 있다. 현재의 우리나라도 공해물질에 대한 기존의 농도규제 방식으로는 대기오염 저감효과가 미흡하여 오염물질의 총 배출량에 따른 부과금 제도를 시행하고 있는 실정이다. 따라서, 대표적인 환경오염물질 배출원인 발전소로부터의 전력 생산에 있어서도 기존의 발전비용 최소화라는 목적만을 갖는 경제급전(Economic Dispatch : ED)에, 이제는 환경적으로 영향을 미치는 오염물질의 배출량에 대한 영향을 고려한 계통의 경제적 운용이 필요하게 되었다.

이와 같은 필요성에 따라 전력계통의 환경적, 경제적 운용시에 필요한 정보를 효율적으로 제공하기 위하여 여러 가지 방법들이 활발히 연구되고 있다. 그 중에서 전력의 생산시에 환경적 영향을 고려한 전력의 부하배분(Environmental Economic Dispatch : EED) 방법에는 다음의 두가지 기법이 대표적으로 적용되는데, 첫 번째 방법은 각각의 오염물질 배출량이 최대 방출허용치 이하가 되도록 오염원 배출함수를 제약식에 포함하여 적용하는 방법(Emission Constrained Economic Dispatch : ECED)이 있으며[1], 두 번째 방법으로는, 오염물질의 종류에 따라 방출가중치를 정한 후 이를 연료비 함수에 포함시킨 목적함수로 구성하여 부하배분을 해석하는 방법(Weighted Emission Economic Dispatch : WEED)이 있다[2].

본 논문에서는 계통의 최적환경 및 경제운용을 위한 EED 문제의 최적해 탐색을 위하여 진화연산(evolutionary computation)과 신경망이론(neural network)의 장점만을 결합한 하이브리드 알고리즘(hybrid algorithm)을 적용하였다. 진화연산은 자연선택과 유전학의 원리에 근거한 탐색기법으로서, 최적화문제의 해법에 있어서 목적함수의 비선형, 불연속여부에 관계없이 전역적인 최적해를 얻을 수 있는 방법이나, 수렴초기에는 최적해의 근처까지 빠르게 접근하지만 최적해 탐색의 후반부에서는 수렴속도가 늦어지거나 정확한 해를 탐색하지 못하는 경우가 있다[3,4]. 신경망이론은 국부적인 탐색법으로 최적해의 탐색영역이 좁다면 해를 보다 정확하게 탐색할 수 있지만 전역적인 탐색법으로서의 적용에는 많은 단점을 갖고 있다. 따라서 본 논문에서는 최적화 문제의

* 正 會 員 : 漢陽大 工大 電氣工學科 博士課程

** 正 會 員 : 安山工科大學 助教授 · 工博

*** 正 會 員 : 漢陽大 工大 電氣工學科 教授 · 工博

接受日子 : 1999年 7月 28日

最終完了 : 1999年 9月 22日

해법으로서, 진화연산의 초기수렴 특성과 신경망이론의 우수한 국부적 탐색특성을 결합한 하이브리드 알고리즘을 사용하여, 발전소의 운전중에 발생하는 각각의 오염물질인 NO_x, SO₂ 그리고 CO₂ 에 대하여 배출 중요도에 따른 가중치를 정한후 기존의 연료비함수에 포함시킨 다중 목적함수의 WEED 최적화문제와, 각오염원의 배출량을 제약식으로 갖는 ECED 최적화문제의 2가지 대표적인 배출모델을 기반으로, 환경적 영향을 고려한 경제급전 문제의 빠르고 효율적인 분석방법을 제시하였으며, 시험제통에 대한 모의실험을 통하여 타당성을 검증하였다.

2. EED 문제

EED문제는 기존의 경제적인 부하배분인 ED문제에 화력 발전소로부터 환경적 오염물질 방출을 고려한 발전기의 출력을 결정한다. 발전기의 출력이 클수록 소비되는 연료의 양에 비례하여 배출되는 오염물질의 방출량은 증가하게 되는데, 이러한 배출량 증가 특성을 이용하여 최적화문제에 적용하기 위해서는 다음의 두 가지 방법이 일반적으로 사용된다. 즉, 오염물질의 배출 중요도에 따른 가중치를 정한 후 기존의 연료비함수에 포함시킨 다중 목적함수의 최소화를 통한 WEED 최적화문제와, 오염물질 배출량을 제약식으로 갖는 연료비 최소화의 ECED문제와 같이, 두 가지로 배출모델을 구성하여 환경적 오염물질의 영향을 해석한다.

2.1 EED 문제의 정식화

발전시에 방출되는 오염원을 고려한 환경적인 영향과 발전비용 저감이라는 경제적인 부하배분의 목적을 동시에 만족하기 위해서는, 두 가지 목적을 동시에 만족하도록 하는 목적함수 및 제약함수의 구성이 필요하며, 다음과 같이 경제적 요인과 환경적 요인을 포함한 최적화 문제로서 표현할 수 있다.

경제적 요인

경제적 요인은 기존의 부하배분 문제(ED)이며, 주어진 부하를 분담하기 위한 발전기의 출력을 결정함에 있어서 단지, 연료비의 저감만을 고려하여 목적함수가 정식화된다.

$$\min. \quad C_T = \sum_{j=1}^N f_{c_j} \cdot H_j(P_j) \quad (1)$$

$$H_j(P_j) = (a + bP_j + cP_j^2)$$

$$s.t. \quad \sum_{j=1}^N P_j = P_D + P_L, \quad P_{j \text{ Min}} \leq P_j \leq P_{j \text{ Max}}$$

여기서 C_T 전체 발전비용
 P_j j 발전기의 출력
 P_D 부하전력
 P_L 손실전력
 $P_{j \text{ Min}}, P_{j \text{ Max}}$ j 발전기의 최소, 최대 출력
 $H_j(\cdot)$ j 발전기의 연료소비함수

a,b,c 발전기의 연료 계수
 f_{cj} i 연료의 단가

환경적 요인

환경적 영향을 고려한 경제급전문제 EED는 SO₂, NO_x, CO₂, 등의 대기오염물질의 총방출량을 최소로 하거나, 또는 각 오염원의 방출량을 허용배출량 이하로 제한할 경우, 발전기의 경제적 부하배분을 의미하는 것으로, 오염물질의 방출량을 결정하는 배출함수를 최적화문제에 적용하는데 있어 다음의 WEED문제와 ECED문제의 두 가지로 나누어 배출량에 따른 환경의 영향을 해석할 수 있다.

2.1.1 WEED 문제의 정식화

WEED문제는 발전기의 출력결정에 있어서 경제적 요인과 환경적 요인의 두 개의 목적함수를 가중치법을 사용하여 결합한 후, 미리 정한 가중치에 따라 최적화 한다. 경제적 요인의 목적함수는 식 (1)을 사용하고, 환경적 요인의 목적함수는, 식 (1)에서 연료 단가 f_c대신에 각각의 오염물질 j에 관한 배출량 상수 e_j를 곱하고, 2종 이상의 오염물질의 배출량을 해석하고자 할 때에는 배출 중요도 α를 선정하여 식 (2)와 같이 목적함수 E_T를 구성한다[2].

$$\min. \quad E_T = \alpha_{NO} \sum_{j=1}^N E_{NO_x}(P_j) + \alpha_{SO} \sum_{j=1}^N E_{SO_2}(P_j) \quad (2)$$

여기서

α_{NO}, α_{SO} : SO₂, NO_x 배출량의 가중치 ($\alpha_{NO} + \alpha_{SO} = 1$)
 $E_{SO_2}(P_j)$: $e_{so} \cdot H_j(P_j)$, 연료소비에 따른 SO₂ 방출량
 $E_{NO_x}(P_j)$: $e_{no} \cdot H_j(P_j)$, 연료소비에 따른 NO_x 방출량
 e_{no}, e_{so} : 오염물질 NO_x, SO₂에 대한 배출량 상수

WEED문제는 식(1)과 (2)를 사용하여 경제적, 환경적 영향을 동시에 만족하기 위한 총연료비 최소화과 총배출량 최소화 과정에서, 각각의 중요도를 고려한 가중치 ω를 적용하여 다음과 같이 정식화 한다[2].

$$\min. \quad F_T = \omega C_T + (1-\omega)E_T \quad (3)$$

$$s.t. \quad \sum_{j=1}^N P_j = P_D + P_L, \quad P_{j \text{ Min}} \leq P_j \leq P_{j \text{ Max}}$$

여기서

ω : 총연료비에 대한 가중치 (0 ≤ ω ≤ 1)
 1-ω : 오염물질의 총배출량에 대한 가중치

가중치 ω는 0과 1사이의 실수이며 만일 ω가 0 일 경우에는 (3)식은 단지, 오염물질의 총방출량 최소화에 의한 환경적 목적만이 고려되는 것이고, ω가 1일 경우는 연료비용 최소화의 경제적 목적만이 고려된 경우가 된다. 이들 두 목적의 상대적인 중요성에 따라 ω의 값이 조정되며 이에 따라 연료비용과 환경적 오염물질의 배출량이 결정된다. 또한 경제성목적의 발전비용과 환경성목적의 오염물질 배출량은

각각의 단위가 틀리기 때문에 목적함수의 결합을 위해서는 환경비용(pseudo environmental cost : P.E.C)이라는 개념을 사용하여 식 (3)을 다음과 같이 나타낸다[2].

$$\min F_T = C_T + \left(\frac{1-\omega}{\omega}\right) \cdot E_T \quad (4)$$

여기서

$$\frac{1-\omega}{\omega} : \text{P.E.C (환경비용), \$/kg}$$

2.1.2 ECED 문제의 정식화

오염물질의 방출량을 분석하기 위해, WEED문제에서 배출량 상수를 사용하는 것과는 다르게, ECED문제에서는 발전기에서의 연료소비 함수와 같은 각 발전기의 오염물질에 관한 배출함수를 사용한다. SO₂, NO_x, CO₂의 배출량 함수는 배출구(굴뚝)에서 직접적으로 배출량을 측정된 데이터를 기반으로 모델링 되어진다. 즉, 발전기의 발전출력에 따라 배출량을 측정하고 연료소비 함수의 2차나 3차 함수로의 근사와 같이 curve fitting 방법을 사용하여 각 오염물질의 배출곡선을 정한다. 따라서 배출량 함수가 연료소비 함수와 종속적인 관계를 갖는 WEED문제와는 달리, ECED문제에서 오염물질의 배출량 함수는 연료소비 함수와 독립적으로 구성된다. 이를 간략 식으로 나타내면 다음과 같다[1].

$$SO_{2j} = SO_j(P_j), NO_{xj} = NO_j(P_j), CO_{2j} = CO_j(P_j) \quad (5)$$

여기서

SO_{2j}, NO_{xj}, CO_{2j} : 발전기 j에서의 SO₂, NO_x, CO₂ 배출량

따라서, 최적화 문제에 있어서 다음과 같이 배출량함수를 목적함수로 사용하거나 또는 제약함수로 사용할 수 있게 된다.

목적함수로 배출량함수 사용 경우

$$\min SO_T = \sum_{j=1}^N SO_j(P_j) \text{ or } NO_T = \sum_{j=1}^N NO_j(P_j) \text{ or } CO_T = \sum_{j=1}^N CO_j(P_j) \quad (6)$$

$$s.t \sum_{j=1}^N P_j = P_D + P_L, P_{j \min} \leq P_j \leq P_{j \max}$$

제약함수로 배출량함수 사용 경우

$$\min C_T = \sum_{j=1}^N f_{c1} \cdot H_j(P_j) \quad (7)$$

$$s.t \sum_{j=1}^N SO_j(P_j) \leq L_{SO}, \sum_{j=1}^N NO_j(P_j) \leq L_{NO}, \sum_{j=1}^N CO_j(P_j) \leq L_{CO}, \sum_{j=1}^N P_j = P_D + P_L, P_{j \min} \leq P_j \leq P_{j \max}$$

표 1 발전량배분 전략계획

Table 1 Dispatching strategies

No	전략 기법	목적 함수	SO ₂ 제약	NO _x 제약	CO ₂ 제약
1	Min. SO ₂	ΣSO ₂ (P _j)	-	-	-
2	Min. NO _x	ΣNO _x (P _j)	-	-	-
3	Min. CO ₂	ΣCO ₂ (P _j)	-	-	-
4	Min. Cost with NO _x , SO ₂ , CO ₂ Limit	ΣH _j (P _j)*f _{c1}	Σ SO ₂ (P _j) ≤ L _{SO}	Σ NO _x (P _j) ≤ L _{NO}	Σ CO ₂ (P _j) ≤ L _{CO}
5	Min. Cost with NO _x Limit	ΣH _j (P _j)*f _{c1}	-	Σ NO _x (P _j) ≤ L _{NO}	-
6	Min. Cost with SO ₂ Limit	ΣH _j (P _j)*f _{c1}	Σ SO ₂ (P _j) ≤ L _{SO}	-	-
7	Min. Cost with CO ₂ Limit	ΣH _j (P _j)*f _{c1}	-	-	Σ CO ₂ (P _j) ≤ L _{CO}
8	Min. Fuel	ΣH _j (P _j)	-	-	-
9	Min. Cost(ED)	ΣH _j (P _j)*f _{c1}	-	-	-

여기서

L_{NO}, L_{SO}, L_{CO} : NO_x, SO₂, CO₂ 배출 허용 상한치

ECED문제에서는 배출량을 목적함수 또는 제약식으로 사용하여 최적화 할 수 있으므로 오염원의 방출에 따른 환경영향 전략이 필요하게된다. 즉, 표 1과 같이 오염물질에 따른 발전량 분배의 전략을 수립하여 사용한다[1].

예로, 표 1에 의하면 단지 경제급전만을 원할 경우에는 전략 9를 선택하여 목적함수를 구성하면 되고 SO₂의 최대 허용배출량을 만족하는 경제급전을 원할 경우 전략 6을 사용하면 된다. 마찬가지로 SO₂, NO_x, CO₂의 최대 허용배출량을 만족하는 경제급전을 원할 경우 전략 4를 사용하여 환경의 영향을 분석하게 된다.

2.2 EED문제의 해법

2.2.1 진화기법(Evolutionary Strategy)

진화연산의 한 종류인 진화기법(ES)은 자연계의 유전현상과 진화원칙에 근거를 둔 확률적 최적화 알고리즘이며, 목적함수 값만을 정보로 사용하여 최적해를 탐색하므로 함수의 연속성 및 미분가능에 대한 조건이 필요 없다. 또한 부모세대와 자손세대를 개체로 갖는 임시 개체군을 구성한 후 확률적 방법에 의한 탐색을 함으로써 전역적인 최적해를 얻을 수 있는 알고리즘이다[3,4].

2.2.2 진화기법의 EED문제 응용

진화기법의 EED문제 적용은, 목적함수에 제약함수를 포함한 평가함수를 구성하고 이를 비제약(unconstrained)의 최소화문제로 진화기법을 적용한다. NO_x, SO₂, CO₂등의 오염물질에 대한 배출영향을 고려할 경우 WEED문제 및 ECED문제의 평가함수는 다음과 같다.

진화기법의 WEED문제 적용

WEED문제에서는 환경적 요인과 경제적 요인의 두 가지 목적함수를 가중치 법을 사용하여 평가함수를 식 (8)과 같이 구성한다.

$$\min = [\sum_{j=1}^N f_{c_i} \cdot H_j(P_j) + (\frac{1-\omega}{\omega}) (\alpha_{NO} \sum_{j=1}^N E_{NOx}(P_j) + \alpha_{SO} \sum_{j=1}^N E_{SO_2}(P_j) + \alpha_{CO} \sum_{j=1}^N E_{CO_2}(P_j))] + [\sum_{j=1}^N P_j - P_D]^2 \quad (8)$$

여기서 $\alpha_{NO} + \alpha_{SO} + \alpha_{CO} = 1$

식 (8)의 목적함수를 사용하여 최적화문제로 진화기법을 적용한다. 하나의 개체를 각 발전기들의 발전량의 유전자로 나타내고 이들간의 교차와 돌연변이, 복제의 작용자를 이용하여 평가함수 최소화문제로의 최적해를 탐색해 나간다. 이때 식 (8)의 환경비용의 증가에 따라 줄어드는 오염물질 배출량관계를 알 수 있으며 또한, 배출량 감량의 중요도에 따라 각각의 대기오염물질 가중치 상수 α 를 조절할 수 있다.

진화기법의 ECED문제 적용

ECED문제의 평가함수는 표 1을 사용하여 구성한다. 식 (9)는 표 1에서의 전략 3에 대한 평가함수 구성을 나타내었다.

$$\text{Min} = \sum_{j=1}^N f_{c_i} \cdot H_j(P_j) + [(\sum_{j=1}^N P_j - P_D)^2 + (\sum_{j=1}^N SO_j(P_j) - L_{SO})^2 + (\sum_{j=1}^N NO_j(P_j) - L_{NO})^2] \quad (9)$$

ECED문제는 발전량배분 전략에 따라 목적함수를 구성하므로 일반적인 최적화 문제에서의 같이 보다 간편하게 진화기법을 적용할 수 있다.

2.3 Two-Phase 신경망(Two-Phase neural network)

Two-Phase 신경회로망(Two-Phase Neural Network : TPNN) 은 최적화 문제의 해법으로 사용되는 기존 신경망의 단점들을 해결하기 위해 Maa와 Shanblatt에 의해 페널티 함수를 변형하여 제안되었다[5].

TPNN은 2단계를 통한 최적해 탐색을 실시하는데 첫 단계에서 빠른 속도로 최적값의 근방을 전역적으로 탐색 후, 신경망의 구조를 바꾸어 두 번째 단계에서 실현가능 영역(feasible region)내의 모든 조건을 만족하는 최적해를 얻는 알고리즘으로 구성되어 있다[5,6]. TPNN은 제약식이 정확히 만족되도록 다이나믹스를 개선하는 특성으로 최적화 문제에서 제약식을 정확히 만족하며 수치적 해법과 같은 정확함을 얻을 수 있다.

등식 및 부등식 제약조건을 갖는 일반적인 최적화 문제는 다음과 같은 식 (10)으로 정의된다.

$$\begin{aligned} \min & f(x) \\ \text{s.t} & g_1(x) \leq 0, \dots, g_r(x) \leq 0 \\ & h_1(x) = 0, \dots, h_m(x) = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 $g_i \in R^n, h_j \in R^m, m \leq n$.

식 (10)과 같은 최적화문제의 최적값을 얻기 위해 다음과 같이 제약 및 비제약식을 포함한 평가함수로 변형할 수 있다.

$$\phi(x_i) = f(x_i) + \frac{s}{2} \left(\sum_{k=1}^r (g_k^+(x_i))^2 + \sum_{j=1}^m (h_j(x_i))^2 \right) \quad (11)$$

식 (11)과 같이 구성된 함수에 대해서 s를 고정시킨 phase-1 신경망을 적용하여 시간 t_1 동안 주어진 탐색 영역 내에서 전역적으로 1차 최적해 탐색을 실시한다.

i) First phase ($0 \leq t < t_1$)

$$\dot{x} = -\nabla f - s \left[\sum_{i=1}^r g_i^+(x) \nabla g_i(x) + \sum_{j=1}^m h_j(x) \nabla h_j(x) \right] \quad (12)$$

t_1 : phase shift time
 s : learning rate parameter
 $g_i^+ = \max(0, g_i)$

식 (12)는 평가함수가 제약식이 없거나 최적값이 실현가능영역(feasible region) 내에서 정의되는 함수에 대해서만 최적값을 얻을 수 있으며 만약 최적해가 실행가능 영역의 경계면에 존재하게 되면 빠른 수렴속도를 갖고 최적해에 대한 근사값을 얻을 수 있다.

ii) Second phase ($t \geq t_1$)

$$\begin{aligned} \dot{x} = -\nabla f - \left[\sum_{i=1}^r \nabla g_i (s g_i^+ + \lambda_i) + \sum_{j=1}^m \nabla h_j (s h_j + \mu_j) \right] \quad (13) \\ \lambda = \epsilon (s g_i^+) \quad \mu = \epsilon (s h_j) \end{aligned}$$

ϵ : learning rate

여기서 TPNN의 신경망의 구조를 전환하는 시간 t는 임의대로 정하여 줄 수 있다. 페널티법의 정의에 의하면 식 (12)에 의한 최적값에 대한 조건은 s가 무한대로 되어야만 하기 때문에 신경망의 하드웨어 구성 시에 단점이 된다. 그러므로 출력 뉴런의 다이나믹스를 식 (13)에 의해 신경망의 구조를 변경하면 유한값 s를 갖는 뉴런의 다이나믹스를 정할 수 있게 된다. 또한 이 상태에서의 신경망의 평형상태 즉, 최적해는 식 (14)일 때 나타나게 된다.

$$\begin{aligned} g_i^+(x) = 0, \quad h_j(x) = 0, \quad \lambda > 0, \\ \nabla f + \nabla g \lambda + \nabla h \mu = 0 \end{aligned} \quad (14)$$

식 (14)는 최적화 문제의 해법에 있어서 최적해가 만족

해야하는 Khun-Tucker 조건을 정확히 만족하며 Two-Phase 신경망의 식 (12), (13)에 의한 다이내믹스는 식 (11)을 최소화하는 방향으로 뉴런의 출력을 결정하여 결국 최적해를 찾을 수 있다.

Two-Phase 신경망은 2개의 층(layer)을 갖는 신경 회로망으로 구성되는데 첫 번째 층은 패럴티 뉴런의 출력을 계산하고 두 번째 에서는 출력뉴런의 출력을 계산하게 된다. 전체적인 신경망의 기본적인 동작원리는 그림 1과 같다.

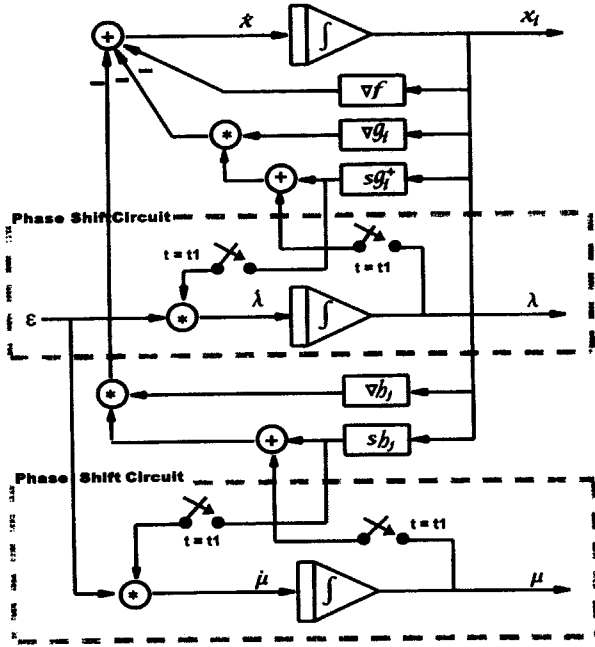


그림 1 TPNN의 기본 동작원리와 구조
Fig. 1 Basic Architecture and Operation of TPNN

2.3.1 Two-Phase 신경망의 EED 문제 응용

EED문제의 TPNN을 적용하기 위하여 앞에서 정식화한 식 (1), (2), (3)을 이용하여 다음과 같이 phase에 따른 발전기 출력뉴런의 다이내믹스를 나타낼 수 있다.

TPNN의 WEED문제 적용

▶ First Phase (0 ≤ t < t₁)

$$\Delta P_i = \nabla(\omega C_T + (1-\omega)E_T) - s \left[\sum_{k=1}^n g_k^+(P_i) \nabla g_k(P_i) + (\sum_{j=1}^n P_j - P_D) \right]$$

여기서

- g_k : (P_i - P_{i max,min})
- g_k⁺ : max[0, (P_i - P_{i max,min})]
- t₁ : Phase Shift time
- s : learning parameter

phase shift time t₁ 은 반복 계산시 각 발전기 출력 뉴런

의 update 값의 변화가 0.1이하 일 때 신경망의 내부회로를 전환하기 위해 t₁ 에서 스위치를 투입하였다. s 값은 0 과 1 사이에서 결정하여 신경망회로의 진동을 막을수 있으며 s 값이 클수록 first phase의 신경망으로 구하고자 하는 최적값과 근사한 값을 얻을 수 있다.

▶ Second Phase (t ≥ t₁)

$$\Delta P_i = -\nabla(\omega C_T + (1-\omega)E_T) - \left[\sum_{k=1}^n \nabla g_k(P_i)(sg_k^+ + \lambda) + (\sum_{j=1}^n P_j - P_D)((\sum_{j=1}^n P_j - P_D) + \mu) \right]$$

여기서

$$\lambda_i = \epsilon(sg_i^+) , \mu = \epsilon[s(\sum_j P_j - P_D)]$$

TPNN의 second phase의 특징은 ε 값이 작을수록 최적값을 탐색하는 수렴시간이 길어지며 제약식을 만족하도록 λ 및 μ가 매 번의 반복 계산시 마다 변화하는 구조를 갖고 있다.

TPNN의 ECED문제 적용

진화기법의 ECED문제 적용과 마찬가지로 표 1에서의 전략 3에 대한 신경망의 적용을 나타내었다.

▶ First Phase (0 ≤ t < t₁)

$$\frac{dP_i}{dt} = -\nabla C_T - s \left[\sum_{k=1}^n g_k^+(P_i) \nabla g_k(P_i) + \sum_{k=1}^n SO_k^+(P_i) \nabla SO_k(P_i) + \sum_{k=1}^n NO_k^+(P_i) \nabla NO_k(P_i) + (\sum_{j=1}^n P_j - P_D) \right]$$

여기서

- SO_k : SO_i(P_i) , NO_k : NO_i(P_i)
- SO_k⁺ : max[L_{SO} , ∑_{k=1}ⁿ SO_k(P_i)]
- NO_k⁺ : max[L_{NO} , ∑_{k=1}ⁿ NO_k(P_i)]

▶ Second Phase (t ≥ t₁)

$$\frac{dP_i}{dt} = -\nabla C_T - \left[\sum_{k=1}^n \nabla g_k(P_i)(sg_k^+ + \lambda) + (\sum_{j=1}^n P_j - P_D)((\sum_{j=1}^n P_j - P_D) + \mu_1) + (\sum_{j=1}^n NO_j - L_{NO})((\sum_{j=1}^n NO_j - L_{NO}) + \mu_2) + (\sum_{j=1}^n SO_j - L_{SO})((\sum_{j=1}^n SO_j - L_{SO}) + \mu_3) \right]$$

여기서

$$\lambda_i = \epsilon(sg_i^+) , \mu_1 = \epsilon[s(\sum_j P_j - P_D)]$$

$$\mu_2 = \epsilon[s(\sum_j NO_j - L_{NO})], \mu_3 = \epsilon[s(\sum_j SO_j - L_{SO})]$$

3. 하이브리드 알고리즘(Hybrid algorithms)

목적함수의 최적화 과정에 있어서 ES는 탐색초기에는 최적해의 근방까지 빠르게 접근하지만 얻고자 하는 최적해가 제약식으로 정의되는 경계면에 존재할 경우 정확한 값을 탐색하는데 계산시간이 상당히 느려지는 단점을 갖고 있다. 이러한 원인은 제약식을 만족하는 최적해를 얻기 위해 페널티법에 근거한 방법으로 제약식을 처리하는 과정에서 발생되며 고정된 페널티 계수를 갖는 경우 경계면에서 진동특성을 보이게 된다.

대부분의 최적화 문제의 최적값은 제약식으로 정의되는 경계면에 존재하게 된다. 또한 ES는 각각의 유전자를 병렬적으로 계산 처리하므로 매번의 반복 계산시 연산시간이 길어지는 단점도 갖고 있다. TPNN은 페널티법의 단점을 개선하기 위해 매번의 반복계산시 페널티 계수를 업데이트하여 제약함수를 처리함으로써 목적함수가 컨벡스(convex function)이면 최적해가 경계면에 존재할 경우에도 정확한 해를 얻을 수 있는 장점이 있다. 그러나 미분값을 정보로 하여 최적해를 탐색함으로써 목적함수가 여러개의 골목점(multi-modal)을 갖는 경우 초기값의 영향에 의해 지역적 해로 수렴하는 단점을 나타내기도 한다.

따라서 본 연구에서는 EED의 최적화 방법으로서 ES와 TPNN의 장점만을 결합한 하이브리드 알고리즘을 적용하여 문제를 해결하였다. 1단계에서는 ES를 사용하여 EED문제에 적용한 후 적합도의 변화가 더 이상의 없거나, 미리 정한 세대의 반복계산 후에 최적해 탐색을 중지하였다. 다음 2단계에서 TPNN의 2차 신경회로(second phase)를 적용하여 모든 제약식을 만족하는 정확하고 빠른 결과를 얻도록 2단계 탐색을 실시하였다. 2단계 탐색에서 TPNN의 초기값은 1단계 ES의 탐색 결과값을 사용하므로, 최적값을 얻는데 있어서 TPNN을 단독으로 적용할 경우보다 빠르게 최적해에 접근하게 된다. 또한, ES의 계산결과를 근거로 발전기의 상,하한값을 새롭게 지정하여 전역적인 해를 보장할 수 있으며 TPNN의 적용시 지역적 해로의 수렴을 피할 수 있다. 다음의 그림 2는 하이브리드 알고리즘의 개략적 구조를 나타낸다.

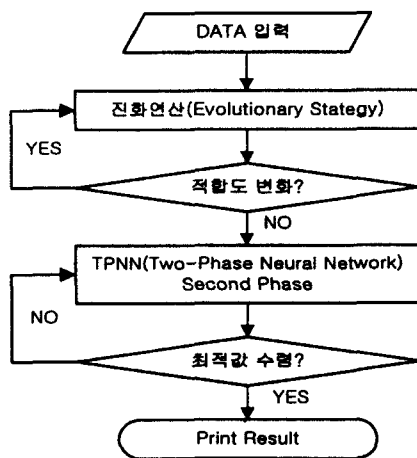


그림 2 하이브리드 알고리즘 순서도
Fig. 2 Flowchart of Hybrid Algorithms

4. 사례 연구

본 논문에서는 진화기법과 TPNN의 하이브리드 알고리즘을 구성한 후 복잡한 목적함수를 갖는 EED문제에 대해 적용하였다. 제안된 알고리즘의 우수한 적용성 및 효율성을 검증하고자, 오염원의 두가지 배출모델인 ECED문제와 WEED문제에 대하여 모의실험 하였다. 일반적으로 계통손실은 발전기 출력의 제곱에 대한 B행렬 손실식(B matrix loss formula)으로 나타내서 해석할 수 있으나 사례연구에서는 알고리즘 비교와 환경적영향 분석 목적으로 모의실험을 진행하였으며 손실은 무시하였다.

4.1 ECED 문제

ECED문제에 대한 하이브리드 알고리즘을 적용하기 위하여 총부하 7500MW, 11기 전력계통 모델에 적용하고 결과를 나타내었다. 발전기의 데이터는 참고문헌[2]를 사용하였으며 진화기법, TPNN, 하이브리드 알고리즘 각각에 대하여 시뮬레이션 하여 결과를 비교하였다. ECED문제의 배출량결정에 관한 전략내용은 표 1을 사용하였다. 표 1의 내용중 오염물질의 최대 허용방출량은 지역적 특성에 따라 임의대로 정하여 규제할 수 있으며, 본 문제에서 NO_x는 9.9 ton/hr, SO₂는 40 ton/hr, CO₂는 5500 ton/hr 을 각각 사용하였다.

그림 3은 진화기법의 ECED문제중 전략 4에 대한 적용 결과이며, 개체크기는 20, 교차율은 0.65, 최대 세대수는 30,000세대로 모의실험 하였다. 전체 발전비용이 15,000세대 후부터 최적값 수렴이 더디게 진행되는 것을 볼 수 있다.

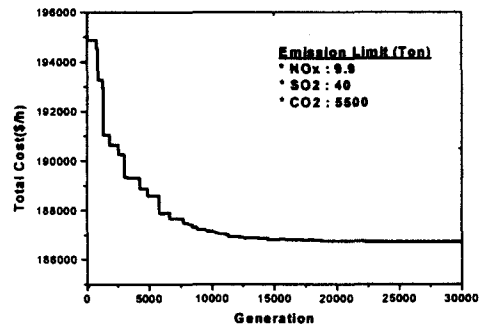


그림 3 진화기법의 전체 발전비용 (전략 No.4)
Fig. 3 Total cost of ES (strategy No.4)

다음의 그림 4에서 나타난 결과와 같이 TPNN의 ECED 문제 적용에 있어서는, 약 2,270번의 1차 반복계산 후에 신경망의 내부회로를 전환(phase shift)하여 각 발전기의 최적발전량을 탐색하는 모습을 확인할 수 있으며 전체적으로 약 5,000번의 반복계산 후에 최적값으로 수렴하였다.

ECED문제의 하이브리드 알고리즘을 적용하기 위하여 1 단계로 진화기법을 사용하여 최적해를 탐색하였다. 사용된 파라미터는 진화기법을 단독으로 사용할때와 같은 값을 사용했으며 10,000세대의 반복계산 후에 2단계의 TPNN을 적용하여 적값을 구하였다. 2단계 TPNN에서의 초기값은 진화

기법의 10,000세대 반복계산 값을 사용하였고 또한 발전기 상하한치를 진화연산 결과에 근거하여 줄여 TPNN을 적용하였다. 이러한 초기값으로 TPNN을 적용한 하이브리드 알고리즘의 결과는 진화기법이나 TPNN의 단독 알고리즘 보다 우수한 해를 구할 수 있었다. 그림 5는 각 전략기법에서의 발전비용과 CO₂, SO₂ 및 NO_x의 배출량 변화를 나타내고 있다.

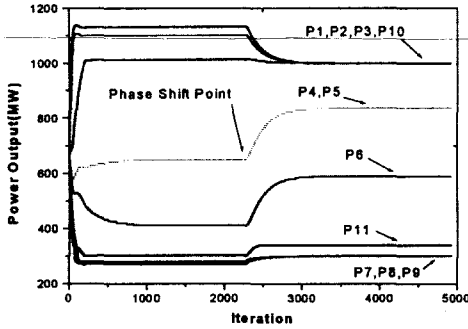


그림 4 TPNN의 발전출력 (전략 No.9)
Fig. 4 Power output of TPNN (strategy No.9)

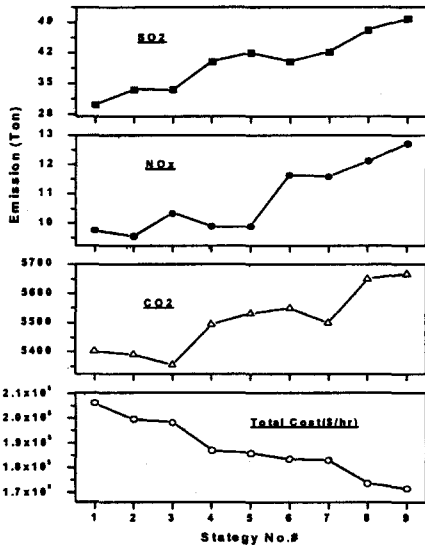


그림 5 전략기법에 따른 배출량과 발전비용 변화
Fig. 5 Emissions vs. Total cost

표 2는 본 연구에서 사용한 배출량고려 전략기법에 따른 하이브리드 알고리즘의 적용결과를 나타낸다. 배출량 저감 내용을 살펴보면 SO₂, NO_x, CO₂ 각각 최대 65%, 33%, 6%의 배출량 감소와 이에 따른 보상으로 발전비용은 증가되는 내용을 확인할 수 있다.

따라서 지역적 특성 및 대기상태에 따른 최대 허용배출량을 각 오염물질별로 세분화하여 배출량 전략을 결정한 후, 계통을 운용할 경우 좀더 유용한 정보를 계통 운영자에게 제공할 수 있을 것이다.

표 2 ECED 사례연구 결과

Table 2 Case study result of ECED problem

Strategy No.	SO ₂ Limit	NO _x Limit	CO ₂ Limit	Hybrid Method (ES+TPNN)			
				Total Cost	SO ₂	NO _x	CO ₂
1	-	-	-	2135.04	30.2	9.76	5402.9
2	-	-	-	1926.93	33.64	9.56	5391.2
3	-	-	-	1823.04	33.58	10.34	5356.1
4	40	9.9	5500	1822.86	40	9.9	5494.7
5	-	9.9	-	1822.81	42.04	9.9	5531.1
6	40	-	-	1822.67	40	11.64	5551.5
7	-	-	5500	1822.57	42.21	11.59	5500
8	-	-	-	1722.84	47.24	12.12	5654.4
9	-	-	-	1724.92	49.86	12.71	5666.3

배출량 : ton/hr 발전비용 : \$/hr

4.2 WEED 문제

WEED문제에서는 연료소비함수에 오염물질의 배출량 함수를 곱하고 배출 중요도에 따른 가중치를 선정하여 구성한 목적함수를 이용한다. 즉, 경제적, 환경적 영향을 동시에 만족하도록 하기 위하여 가중치를 도입하여 부하 배분을 행한다. 본 연구에서는 3종의 오염원 즉, SO₂, NO_x 그리고 CO₂의 환경적인 영향이 고려된 다중목적함수를 갖는 WEED문제에 하이브리드 알고리즘을 적용하였다. WEED의 시험 계통은 ECED문제와 같은 계통을 사용하였다. 오염물질 각각의 가중치 α는 특정지역 및 배출 중요도에 의해서 선정하게 되며 본 논문에서는 표 3의 값을 사용하였다[2].

표 3 오염물질의 가중치

Table 3 Weight value of pollutants

	α ₁ (SO ₂)	α ₂ (NO _x)	α ₃ (CO ₂)
Σ α = 1	0.7105	0.2870	0.0025
Min SO ₂	1	0	0
Min NO _x	0	1	0
Min CO ₂	0	0	1

환경과 경제급진 사이의 배출량을 결정하는 weight 값 ω는 그값의 크기가 점차로 변함에 따라 전체적인 발전비용과 총배출량과의 trade-off 관계를 나타내며 본 논문에서는 ω의 step size를 0.1단위로 하여 발전비용에 따른 배출량의 변화를 분석하도록 하였다. 표 4는 하이브리드 알고리즘의 WEED문제 적용 결과를 나타낸다. 또한 WEED문제의 최적 값 수렴 및 반복계산의 속도에 있어서도 486PC에서의 시뮬레이션 결과 하이브리드 알고리즘이 진화기법과 TPNN을 단독으로 적용한 결과 보다 약 30-40%의 속도 향상을 나타내었다. 그림 7에서는 진화연산, TPNN, 하이브리드 알고리즘의 평균적인 계산속도를 나타내었다.

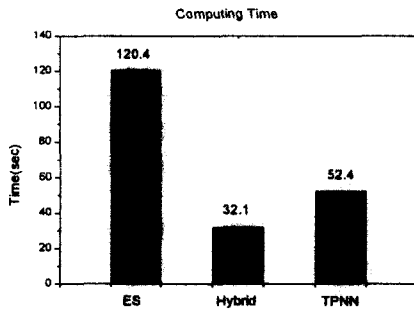


그림 6 ES, TPNN, Hybrid 계산시간 비교
Fig. 6 Comparing cpu time ES, TPNN, Hybrid methods

표 4 오염물질의 가중치

Table 4 Weight value of pollutants

가 중 치		하이브리드 결과(ES+TPNN)			
F(ω)	E(1- ω)	Total Cost	SO ₂	NO _x	CO ₂
1.0	0.0	172423.4	49864.25	12709.0	5666319
0.9	0.1	172442.4	49600.25	12639.11	5658986
0.8	0.2	172460.7	49283.89	12558.05	5650747
0.7	0.3	172500.6	48897.27	12463.35	5641525
0.6	0.4	172553.5	48399.78	12331.53	5630478
0.5	0.5	173714.5	47022.7	12058.9	5621362
0.4	0.6	175066.5	45571.08	11816.16	5620808
0.3	0.7	195921.5	32800.1	10175.7	5406324
0.2	0.8	200841.1	30397.03	9627.866	5386535
0.1	0.9	201044.7	30319.59	9626.2	5389200
0.0	1.0	202568.2	30225.9	9731.6	5399278
Min SO ₂		203564.0	30202.3	9763.8	5402840
Min NO _x		197614.2	33646.7	9557.43	5391200
Min CO ₂		196434.21	33584.15	10343.5	5356119

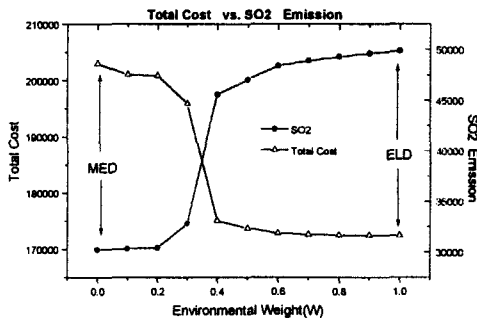


그림 7 발전비용과 SO₂ 배출량 관계
Fig. 7 The relations of generation cost and SO₂ emission

경제적 요인만을 고려한 ELD($\omega=1$)와 환경적 요인만을 고려한 MED(Minimum Emission Dispatch, $\omega=0$)의 계산결

과를 비교하면 MED 상태의 부하배분에 의해서 SO₂, NO_x, CO₂의 배출량은 ELD 상태와 비교하여 각각 65%, 30.5%, 4.7%의 배출저감효과를 얻을 수 있었으며 그 결과로 전체 발전비용은 17.7% 상승하는 trade-off 관계를 확인할 수 있었다.

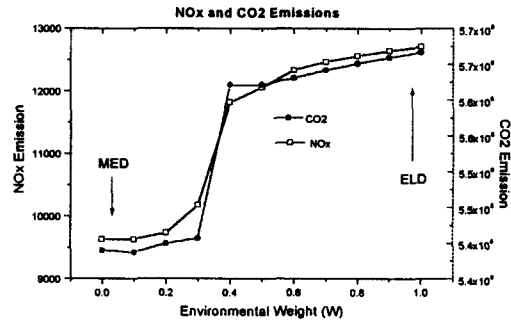


그림 8 NO_x 와 CO₂ 배출량 관계
Fig. 8 The relations of NO_x and CO₂ Emission

그림 7은 ω 값의 변화에 의한 SO₂ 배출량과 발전비용 사이의 trade-off 관계를 나타낸다. Trade-off 곡선은 계통의 운용자에게 여러 가지 유용한 정보를 제공할 수 있는데 그림 8에서 ω 값을 0.4 이하로 계통을 운용할 경우 SO₂의 방출량 저감효과가 큰 반면에 상대적으로 전체발전비용은 급격히 증가하므로 대기오염상태가 심각한 경우등 특별한 목적이 아니면 가급적 이상태 이하로 계통을 운용하지 않도록 해야 한다.

그림 8은 NO_x 와 CO₂의 ω 값의 변화에 의한 배출량 변화를 나타낸다. 그림 9의 SO₂ 결과와 같이 NO_x 및 CO₂ 방출량의 경우에 있어서도 ω 가 0.4이하에서 방출량 저감효과가 현저히 나타남을 알 수 있다. 그림 9에서 NO_x 및 CO₂ 방출량은 ω 가 0.1일 경우보다 0 일때 오히려 발전시간당 NO_x는 105.4kg/h, CO₂는 10078kg/h 의 방출량이 증가하는 계산결과를 보이는데 이것은 표4의 오염물질의 가중치 선정에 기인한 것이다. 즉, 상대적으로 SO₂의 가중치가 높은 관계로 ω 가 0일 경우에는 SO₂를 중점적으로 방출량을 감소시키게 된다. 따라서 특정오염원의 방출량 저감효과를 원할 경우 α 값들의 크기를 목적에 맞게 조정하면 원하는 결과를 얻을 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 복잡한 비선형성을 갖으며 다중목적함수로 구성되는 전력계통에서의 환경적 영향을 고려한 경제운용에 대해 보다 더 정확하고 빠른 분석결과를 얻기 위하여, 새로운 하이브리드 알고리즘을 제시하였다. 제안한 하이브리드 알고리즘은 진화연산의 전역적인 탐색특성과 신경망이론의 국부적으로 빠르고 정확한 탐색능력의 장점을 결합한 최적화기법이다. 본 논문에서 수행한 EED(Environmental Economic Dispatch)문제의 최적해 탐색에 있어서 하이브리드 알고리즘을 적용하여 모의실험 한 결과, 기존의 알고리즘 보다 정확하며, 또한 반복계산 시간을 약 30~40%정도 단축시

켜 빠르게 최적해를 얻을 수 있었다.

최근의 관심이 높아지고 있는 환경적영향을 고려한 최적 환경 및 경제운용은 발전소로부터 배출되는 오염물질을 포함하여 환경적인 영향을 갖는 다중목적에 갖는 평가함수로 정식화하였다. 모델계통에서 환경적 영향을 고려한 경제운용 문제를 정식화함에 있어서 ECED법과 WEED법을 제시하고 문제의 해법으로 진화기법과 TPNN을 결합한 하이브리드 알고리즘을 적용한 결과 수렴속도나 정확도 측면에서 매우 효과적임을 확인하였다.

따라서, 본 논문에서 제시한 하이브리드 알고리즘은 여러 가지 목적함수를 갖는 문제에 기존의 방법보다 정확하고 유용한 정보를 제공할 수 있을 것이며 또한, 전력계통의 제반적인 최적화 문제의 효율적인 해법으로 제시될 수 있을 것이다.

향후, 실 계통에 적용을 위해서는 다양한 계통의 사례연구와 오염물질 배출량결정요인 등을 더욱 실제적으로 분석할 수 있는 연구가 필요할 것으로 사료된다.

감사의 글

본 연구는 1997년도 한국 과학재단 연구비 지원에 의한 결과임. (과제번호 : 971-0909-057-2)

참 고 문 헌

[1] J. W. Lamont, E. V. Obessis, "Emission Dispatch Models and Algorithms for the 1990's", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 10, No.2 May 1995.

[2] Tserje Gjengedai, Stale Johnsen, Oddbjorn Hansen, "A qualitative approach to economic environmental dispatch-treatment of multiple pollutants.", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 7, No.3 September 1992.

[3] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, Second Edition, Springer Verlag, 1992*

[4] Thomas Back, Gunter Rudolph and Hans-Paul Schwefel, "Evolutionary Programming and Evolution Strategies: similarities and differences", *Proceedings of the Second Annual Conference on Evolutionary Programming, 1993.*

[5] C.-Y. Maa and M.A. Shanblatt, "A Two-Phase Optimization Neural Network," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol.3, pp1003-1009, Nov. 1992

[6] C.-Y. Maa and M.A. Shanblatt, "Linear and Quadratic Programming Neural Network Analysis," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol.3, pp580-594, July 1992

[7] J.H.Talaq, Ferial, M.E. El-Hawary. "A summary of environmental economic dispatch algorithms.", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 9, No.3 August 1992.

저 자 소 개



이 상 봉 (李相奉)

1968년 2월 22일생. 1994년 한양대 공대 전기공학과 졸업. 1999년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정
E-mail : sbrhee@mail.hanyang.ac.kr

김 규 호 (金圭浩)

전기학회 논문지 제 48A권 제 7호 참조
E-mail : kyuhoo@ansantc.ac.kr

유 석 구 (劉錫九)

전기학회 논문지 제 48A권 제 7호 참조
E-mail : skyoo@mail.hanyang.ac.kr