환경적 배출량을 고려한 경제급전 문제의 신경회로망 응용

이 상 봉*° 이 재 규* 김 규 호** 유 석 구*
한양대학교* 안산공업전문대학**

Environmental Constrained Economic Dispatch Using Neural Network

Sang-Bong Rhee*° Jae-Gyu Lee* Kyu-Ho Kim** Seok-Ku You*
Han Yang University* Ansan Tech. College**

Abstract - This paper presents the Two-Phase Neural Network(TPNN) to slove the Optimal Economic Environmental Dispatch problem of thermal generating units in electric power system. The TPNN, Compared with other Neural Networks, is very accurate and it takes smaller computer time for a optimization problem to converge.

In this work, in order to provide useful information to the system operator, we are used the total environmental weight and relative weighting of individual insults(e.g., SO_2, NO_X and CO_2) also, presented the simulation results of the dispatch changes according to the weights.

The Two-Phase Neural Network is tested on a 11-unit 3-pollutant system to prove of effectiveness and applicability.

1. 서 론

최근 환경에 대한 관심이 높아지면서 대표적인 대기환경 오염물질의 배출원인 발전소로부터의 공해배출을 줄이고자하는 여러 가지 방법들이 시도되고 있으며 특히, CAAA(Clean Air Act Amendments)에 의하면 질소화합물(NO_X) 및 이산화유황(SO_2)의 배출에 대해서는 발전소로부터의 방출량을 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. 우리나라 역시 공해물질에 대한 기존의 농도규제방식으로는 대기오염 저감효과가 미흡하여 오염물질의 배출총량에 따른 부과금 제도를 시행하고 있는 실정이다. 따라서, 전력의 생산에 있어서도 기존의 발전비용 최소화라는 목적만을 갖는 경제급전문제(Economic Load Dispatch)에, 이제는 환경적인 영향을 주는 오염물질의 배출량에 대한 영향을 고려한 계통의 운용(Economic Environmental Dispatch)이 필요하게 되었다.

이와 같은 필요성에 따라 계통의 환경적, 경제적 운용시에 필요한 정확하고 분석적인 정보를 효율적으로 제공하기 위하여 여러 가지 방법들이 활발히 연구되고 있다.

환경적인 문제를 야기 시키는 오염물질의 배출량을 감소시키는 방법으로는 공해 방출량이 적은 연료를 사용하거나 발전소자체의 정화장치 설치, 노후된 발전설비의 교체, 또는 전력의 생산시에 환경적 영향을 고려한 부하배분의 방법들이 있다[2]. 환경적 영향을 고려한 부하배분의 방법에는 크게 각각의 오염물질을 방출허용치 이하의 제약식으로 포함하여 적용하는 방법이 있으며 다음으로 오염물질을 각 배출원에 대하여 가중치를 정한후 연료비 함수에 비례하는 목적함수로 구성하여 경제부하배분을 행하는 방법으로 나눌수 있다[3].

본 연구에서는 계통의 최적환경 및 경제운용을 위하여 각각의 배출원에 대하여 그배출 중요도에 따른 가중치를 정한후 기존의 연료비 함수에 포함시킨 다중 목적함수를 사용하였으며, 이에따른 화력발전소의 SO_2, NO_X 그리고 CO_2 환경적인 영향을 고려한 EED 문제의 빠르고, 효율적인 분석을 위하여 Two-Phase Neural Network(TPNN)를 적용한 방법을 제시하였다. TPNN은 기존의 신경망과 비교하여, 초기값의 영향이 없으며 또한 정확하고 빠른 최적해 탐색을 위하여 2개의 개별적인 뉴런의 다이나믹스를 갖는 회로로 구성된 신경망이다[4].

2. 최적환경 및 경제운용

2.1 EED 문제의 정식화

EED 문제의 효율적인 분석을 위하여 아래와 같이 기존의 경제적 부하배분인 발전비용 최소화의 경제적 요인과 화력발전소로부터의 오염원 방출에 대한 영향을 고려한 부하배분을 위하여 구성된 환경적 요인으로 다중목적함수를 정식화 하였다. EED 문제의 최적화 방안으로는 TPNN을 이용하였다.

<u>경제적 요인 (ELD)</u>

$$\text{Minimize} \quad C_T = \sum_{j=1}^{N} C_j(P_j) \tag{1}$$

$$C_j(P_j) = fc * H_j(P_j)$$
$$H_j(P_j) = (a + bP_j + cP^2_j)$$

여기서 $H_j(\cdot)$ 연료소비함수
$C_j(\cdot)$ 연료비용함수
fc 연료단가

<u>환경적 요인 (EED)</u>

EED(Economic Environmental Dispatch)는 SO_2, NO_x, CO_2, CH_4 등의 대기오염물질의 총방출량을 최소로하는 부하배분을 의미하는 것으로 각각의 오염물질의 배출중요도 α에 따라 다음과 같이 나타낼 수 있다.

Minimize

$$E_T = \alpha_1 \sum_{j=1}^{N} E_{jNOx}(P_j) + \alpha_2 \sum_{j=1}^{N} E_{jSO2}(P_j) + \alpha_3 \sum_{j=1}^{N} E_{jCO2}(P_j) + \cdots + \alpha_M \sum_{j=1}^{N} E_{jCH4}(P_j) \tag{2}$$

여기서

α_M : 배출량의 가중치 ($\sum_{i=1}^{M} \alpha_i = 1$)

SO_2 : $E_{jSO2}(P_j) = e_{so} * H_j(P_j)$

NO_x : $E_{jNOx}(P_j) = e_{no} * H_j(P_j)$

CO_2 : $E_{jco2}(P_j) = e_{co}{}^{*}H_j(P_j)$

e_j: 오염물질 j 에대한 배출량 상수

가중치법(Weight Method)

식 (1)과 (2)를 사용하여 경제적, 환경적영향을 동시에 만족하도록 총연료비와 배출량 사이의 가중치를 정하여 이 둘사이의 중요도에 따른 목적함수를 다음과 같이 결합하여 사용할 수 있다[3].

$$\text{Minimize} \quad F_T = \omega C_T + (1-\omega)E_T \qquad (3)$$

Subject to

$$\sum_{j=1}^{N} P_j = P_D \quad (\text{손실무시})$$

$$P_{j\,Min} \le P_j \le P_{j\,Max}$$

여기서

ω : 총연료비에 대한 가중치 ($0 \le \omega \le 1$)

$1-\omega$: 총배출량에 대한 가중치

여기서 ω는 0과 1사이의 실수이며 만일 ω가 0 일 경우에는 (3)식은 단지 환경적 목적만이 고려되는 것이고 ω가 1일 경우는 경제적 목적만 고려된 경우가 된다. 이들 두 목적의 상대적인 중요성에 따라 ω의 값이 조정되며 이에 따라 연료비용과 환경적 배출량이 결정된다.

2.2 EED 문제의 Two-Phase신경망 응용

Two-Phse 신경망(TPNN)은 제약을 갖는 최적화 문제에 대하여 빠르고, 정확한 최적값을 구하기 위하여 Phase에 따라 내부의 신경구조를 변화시키는 구조로 되어있다. 첫번째 Phase에서는 임의의 초기값을 가지고 최적해의 근방까지 빠르게 탐색한 후 두번째 Phase에서 신경의 다이나믹스를 변화시켜 정확하고 세밀한 탐색을 실시한다. 식 (3)에 대한 TPNN 의 Phase에 따른 발전출력뉴런의 다이나믹스는 다음과 같다[5].

1st Phase ($0 \le t \le t_1$)

$$\frac{dP_i}{dt} = -\nabla(\omega C_T + (1-\omega)E_T) - s\left[\sum_{k=1} g_k^{+}(P_i)\nabla g_k(P_i) + \left(\sum_{j=1} P_j - P_D\right)\right] \qquad (4)$$

여기서

g_k : $(P_i - P_{i\,max,min})$

g_k^{+} : $\max[0, (P_i - P_{i\,max,min})]$

t_1 : Phase Shift time

s : learning parameter

2nd Phase ($t \ge t_1$)

$$\frac{dP_i}{dt} = -\nabla(\omega C_T + (1-\omega)E_T) - \left[\sum_{k=1} \nabla g_k(P_i)(sg_k^{+} + \lambda) + \left(\sum_{j=1} P_j - P_D\right)\left(\left(\sum_{j=1} P_j - P_D\right) + \mu\right)\right] \qquad (5)$$

여기서

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

신경망 회로에서의 첫번째 Phase 의 Phase Shift time t_1은 임의로 정할 수 있으며 본 연구에서는 각각의 발전뉴런의 출력값의 변화가 0.01이하일 경우 2nd Phase로 전환되도록 하였다. s값은 0.103, ϵ는 0.005를 사용하여 모의실험 하였으며 각 발전기의 초기값은 0으로 하였다.

3. 사 례 연 구

본 논문에서는 TPNN을 3종의 오염원 즉, SO_2, NO_X 그리고 CO_2의 환경적인 영향이 고려된 다중목적함수를 갖는 EED문제에 적용하고, 그 효율성을 입증하기 위하여 다음과 같은 총수요 7500MW의 11기 화력발전소의 모델계통에 적용하였다[3].

표 1 시험계통의 연료비 상수와 배출량계수

Unit	P_{Max}	P_{Min}	Fuel Cost	Heat Rate Curve		Emission Cofficients		
				b	c	e_{so}	e_{no}	e_{co}
1	1000	300	1.42	10.5343	0.000064	0.375	0.166	91.13
2	1000	300	1.42	10.5343	0.000064	1.214	0.352	91.13
3	1000	300	1.71	10.5343	0.000064	0.543	0.062	70.0
4	1000	300	2.56	10.1887	0.000797	0.671	0.259	70.0
5	1000	300	2.56	10.1887	0.000797	0.588	0.116	70.0
6	1000	300	2.65	10.1887	0.000797	0.447	0.116	70.0
7	1000	300	2.89	10.1887	0.000797	0.331	0.079	70.0
8	1000	300	2.89	10.1887	0.000797	0.315	0.116	70.0
9	1000	300	2.98	10.1887	0.000797	0.133	0.124	70.0
10	1000	300	2.61	8.54642	0.000996	0.0	0.111	48.46
11	500	150	2.61	8.58414	0.004014	0.0	0.111	48.46

오염물질 각각의 가중치 α는 특정지역 및 배출 중요도에 의해서 선정하게 되며 본 연구에서는 다음의 값을 사용하였다[3].

표 2 오염물질의 가중치

	α_1	α_2	α_3
	SO_2	NO_X	CO_2
$\Sigma\,\alpha = 1$	0.7105	0.2870	0.0025
Min SO_2	1	0	0
Min NO_x	0	1	0
Min CO_2	0	0	1

식 (3)에서의 환경과 경제급전 사이의 배출량을 결정하는 weight 값 ω는 그값의 크기가 점차로 변함에 따라 전체적인 발전비용과 총배출량과의 trade-off 관계를 나타내며 본 연구에서는 ω의 step size를 0.1로 하여 발전비용에 따른 배출량 변화를 분석하도록 하였다.

TPNN의 EED적용시 1st Phase의 반복 계산수는 평균 1,100번이며, 2nd Phase는 약 2,300번의 반복계산 결과를 나타내어 TPNN의 빠른 수렴특성을 나타내었다. 그러나 배출량에 대한 가중치가 높은 부분인 ω가 0.1과 0인 부분에서는 수렴시간이 길게 나타났는데 이는 표 2의 오염물질에 대한 가중치가 차이가 심함으로써 나타난 결과로 분석되었다.

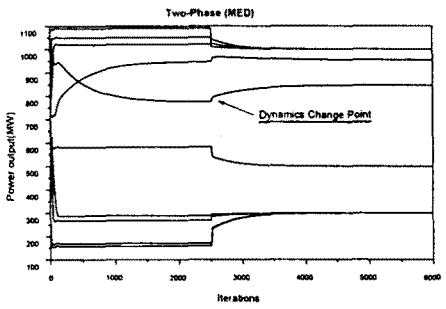

그림 1 MED($\omega = 0$) 상태의 발전출력 변화

표 3 TPNN 과 수치적계산 결과 비교

가 중 치		수치적 결과 (S.Q.P 이용)				Two-Phase Neural Network 결과			
F(ω)	E(1-ω)	Total Cost	SO_2	NO_X	CO_2	Total Cost	SO_2	NO_X	CO_2
1	0	172430	49864.2	12709.2	5666320	172429.9	49864.22	12709.16	5666324
0.5	0.5	173714	47022.6	12058.2	5621370	173713.0	47022.55	12058.2	5621370
0	1	202968	30226.5	9731.62	5399280	202968.4	30226.43	9731.61	5399275
Min SO_2		203564	30202.0	9763.98	5402840	203564.0	30202.19	9763.967	5402841
Min NO_X		197613	33649.3	9557.689	5391230	197614.0	33645.50	9557.7	5391190
Min CO_2		196434	33584.1	10343.4	5356110	196435.0	33584.10	10343.4	5356120

* F : 경제적배분 가중치 , E : 환경적배분 가중치,

ex) Min SO_2 : ω=0, α_1 = 1, α_2 = 0, α_3 = 0

그림 1은 Minimum Emission Dispatch(MED) 상태에서의(ω=0) 각 발전기의 발전출력 변화를 나타낸다. ELD(ω=1) 과 MED(ω=0) 계산결과를 비교하여보면 MED 상태의 부하배분에 의해서 SO_2,NO_X ,CO_2의 배출량을 ELD 상태와 비교하여 각각 39.4%, 23.4%, 4.7%의 배출저감효과를 얻을 수 있었으며 그 결과로 전체 발전비용은 17.7% 상승하는 trade-off 관계를 확인할수 있었다. 그림 2는 ω값의 변화에 의한 SO_2 배출량과 발전비용 사이의 trade-off 관계를 나타낸다.

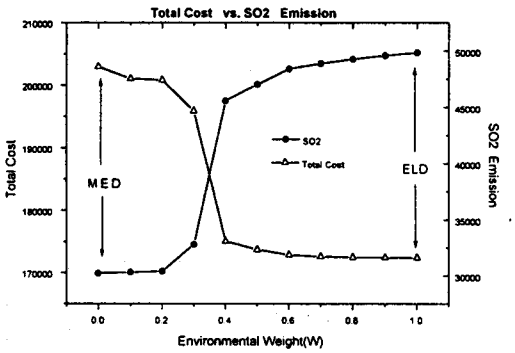

그림 2 발전비용과 SO_2 배출량 관계

Trade-off 곡선은 계통의 운용자에게 여러 가지 유용한 정보를 제공할수 있는데 그림 2에서 ω값을 0.4 이하로 계통을 운용할 경우 SO_2의 방출량 저감효과가 큰 반면에 상대적으로 전체발전비용은 급격히 증가하므로 대기오염상태가 심각한 경우등 특별한 목적이 아니면 가급적 이상태 이하로 계통을 운용하지 않도록 해야한다.

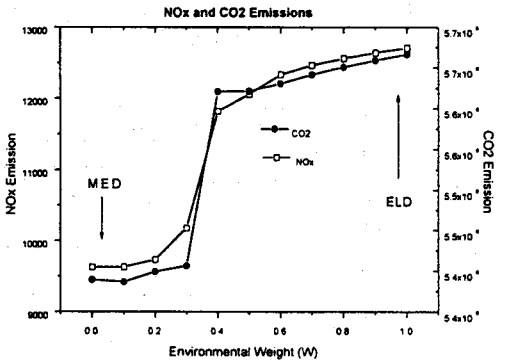

그림 3 NO_X 및 CO_2 의 방출량 변화

그림 3은 NO_X 와 CO_2의 ω값의 변화에 의한 배출량 변화를 나타낸다. 그림 2의 SO_2 결과와 같이 NO_X 및 CO_2 방출량의 경우에 있어서도 ω가 0.4이하에서 방출량 저감효과가 현저히 나타남을 알 수 있다. 그림 3의 NO_X 및 CO_2 방출량은 ω가 0.1일 경우보다 0일 때 오히려 발전시간당 NO_X는 105.294kg, CO_2는 10089kg의 방출량이 증가하는 계산결과를 보이는데 이것은 표 2의 오염물질의 가중치 선정에 기인한 것이다. 즉, 상대적으로 SO_2의 가중치가 높은 관계로 ω가 0일 경우에는 SO_2를 중점적으로 방출량을 감소시키게 된다. 따라서 특정오염원의 방출량 저감을 원할경우 α값들의 크기를 목적에 맞게 정하여 주면 된다.

표 3은 TPNN의 결과를 SQP(Sequential Quadratic Programming)의 결과와 비교하여 TPNN의 정확성을 입증하였다. SQP는 비선형문제를 푸는 최적화 기법으로 라그랑제함수의 헤시안행렬을 사용하며, QP와 line search 등의 여러 가지 방법들이 조합된 정확한 수치적 탐색기법이다.

3. 결 론

본 연구에서는 전력계통의 최적환경 및 경제운용을 위하여 Two-Phase 신경망을 적용하였다. TPNN은 모의시험결과, 기존의 최적화 목적의 신경망과 비교하여 반복계산횟수를 획기적으로 줄일수 있었으며 또한 수치적 방법결과와 같은 정확한 최적해를 탐색하였다. 특히 다중목적을 갖는 EED 문제에 있어서도 보다 더 간단히 해석이 가능하였다.

EED 문제의 해석에 있어서 발전비용과 배출량관계를 가중치법을 사용하였으며, trade-off 특성을 정확히 분석하기 위하여 대표적인 3종의 오염물질에 대한 배출량을 동시에 고려하였다. TPNN의 EED 문제의 해석결과는 계통운용자에게 여러가지 목적함수를 갖는 문제에 대하여 보다 더 정확하고 분석적인 정보를 제공할수 있다.

[참 고 문 헌]

[1] J. W. Lamont, E.V.Obessis, "Emission Dispatch Models and Algorithms for the 1990's" *IEEE Trans.on Power System*, vol.10, No.2, pp941-947, May 1995

[2] 이원주,박창주,김규호,유석구, "전력계통의 환경적·경제적운용을 위한 진화기법의 응용", *대한전기학회 하계학술대회 논문집*, C권, pp1088-1090, 1997

[3] T. Gjengedal, S. Johansen, O. Hansen, "A Qualitative Approach to Economic-Environmental Dispatch", *IEEE Trans.on Energy Conversion*, vol.7, No.3, pp367-373, Sep. 1992

[4] C.-Y. Maa and M.A. Shanblatt, "A Two-Phase Optimization Neural Netwr. " *IEEE Trans. Neural Networks*, vol.3, pp1003-1009, Nov. 1992

[5] 이상봉,이재규,김규호,유석구 "Two-Phase 신경망을 이용한 전력계통의 경제운용", *대한전기학회 전력계통연구회, 춘계학술대회논문집*, pp97-101, 1998