

다목적 전력 시스템 최적운용을 위한  
S 모델 Automata의 적용 연구

이용선, 이병하  
인천대학교 전기공학과

A study on the application of S model automata for multiple objective optimal operation of power systems

Yong Seon Lee, Byung Ha Lee  
Dept. of Electrical Engineering, University of Incheon

**Abstract** - The learning automaton is an automaton to update systematically the strategy for enhancing the performance in response to the output results, and several schemes of learning automata have been presented. In this paper, S-model learning automata are applied to achieving a best compromise solution between an optimal solution for economic operation and an optimal solution for stable operation of the power system under the circumstance that the loads vary randomly. It is shown that learning automata are applied satisfactorily to the multiobjective optimization problem for obtaining the best tradeoff among the conflicting economy and stability objectives of power systems.

1. 서 론

공학용현장에서 자주 마주치는 결정과정 중의 하나가 트레이드업(Trade-off) 결정이다. 다목적을 동시에 고려해야 할 때, 어느 한 목적의 최적치가 다른 목적에서는 최적치가 아닌 경우 이 목적들 사이에서 보상하기 위한 트레이드업 결정이 이루어져야 한다. 전력회사의 궁극적 목표는 양질의 전기를 저렴하게 안정적으로 공급하고자 하는 것인 만큼, 경제적으로 안정적으로 전기를 공급하는 것이 아주 중요하다. 다목적 최적화는 두개 이상의 목적을 가지는 최적화문제를 다루게 되는데, 일반적인 하나의 목적을 갖는 모델과는 크게 다르다. 하나의 목적을 갖는 문제에서는 유일해의 개념이지만, 여러 가지 Criteria를 고려하는 다목적 문제에서는 최선의 보상해의 개념으로 바뀌게 된다[1]. 그러나, 각각의 Criteria에 대한 스케일링이나 웨이팅이 수학적인 값으로서 물리적인 의미를 부여하기 어려우며, 광범위한 전력시스템에서 임의로 변화하는 부하와 발전력 등 여러 가지 구성인자들이 랜덤하게 변화하는 환경에서는 그 값이 최선의 해와는 상당한 차이가 발생하게 된다.

Learning Automata는 랜덤한 값을 갖는 변수들의 프로세스인 마르코프 프로세스의 모델링과 확률이론의 수학적 기법에 기초하여, 입출력의 결과에 따라 학습해나가는 자동장치이다. 비교적 적용하기 용이한 천이 확률이 고정된 Fixed Structure Automata가 먼저 연구되었고[2], 더 나아가 입력에 기초해서 천이 확률이나 행동확률을 개선시키기 위해 Structure가 변화하는 Variable Structure Learning Automata에 관한 여러 Scheme들이 연구되어 왔다[3][4][5]. Variable Structure Learning Automata 기법 중에서 Q, S 모델과 P 모델은 모든 실행(actions)에 대해 확률이 어떻게 경신되느냐에 따라 결정된다. P 모델은 각 실행순간에서의 Automata 입력으로서 만족스러운 결과이면 0 그렇지 않으면 1의 값을 가지게 되는데 반해, Q 모델에서는 0과 1사이의 한정된 개수의 값들을 갖게 된다. S 모델은 더 일반적인 표현으로 0과 1사이의 연속적인 값을 갖는다.

본 논문에서는 S 모델을 적용하고, 전력시스템 운용을 위한 두 가지 목적의 성능지수는 경제운전을 위한 발전

비용의 최소화, 전력시스템 안정도향상을 위한 Modal Performance Measure의 최소화이며, 간단한 전력시스템 모델을 사용하여 분석한다.

2. Learning Automata 특성

상태공간의 각 상태로 천이하는 Markov chain의 천이확률 행렬이 고정되어 있는 시스템인 경우가 Fixed Structure Stochastic Automata이다. Fixed Structure Stochastic Automata는 정적인 랜덤환경에서 적용되며, homogeneous Markov chain의 이론에 기초를 두고있다.

이에 반해, 입력에 기초해서 천이확률(transition probability)이나 실행확률(action probability)을 개선시키기 위해 structure가 변화하는 것이 Variable Structure Learning Automata이다. 매 단계마다 보강스킴(reinforcement scheme)을 사용해서 상태천이 확률행렬이나 실행확률 자체가 변화하는 보다 더 일반적인 스토캐스틱 시스템을 고려함으로써, 모델에 더 많은 융통성을 부여할 수 있다. Learning Automaton은 환경과의 상호작용에 기초하여 실행의 시퀀스를 발생시킨다. 각 실행들의 페널티(penalty)확률이 각기  $\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 인 임의환경이 주어졌 있을 때, 그 실행확률 벡터에 대한 평균 페널티인  $M(n)$ 의 양을 아래와 같이 정의하며 여러 Automata를 비교할 때 유용한 역할을 행한다.

$$M(n) = \sum_{i=1}^n E[\beta(n)|p(n), \alpha(n) = a_i] \Pr[\alpha(n) = a_i] \\ = \sum_{i=1}^n s_i p_i(n) \quad (1)$$

여기에서  $s_i = E[\beta(n)|p(n), \alpha(n) = a_i]$ 이고,  $E$ 는 expectation을 의미한다.

일반적으로 보강스킴은 실행(action)확률을 변경시켜나가는 것과 천이확률을 변경시켜나가는 것이 있는데, 실행확률의 보강스킴은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$p(n+1) = T[p(n), \alpha(n), \beta(n)]$$

이  $p(n+1)$ 은  $n+1$  단계에서의 실행확률,  $\alpha(n)$ 은  $n$  순간에서의 실행(출력),  $\beta(n)$ 은  $n$  순간에서의 입력이고,  $T$ 는 mapping이다. P 모델은  $\beta(n)$ 이  $n$  순간에서의 입력으로서 만족스러운 결과이면 0 그렇지 않으면 1의 값을 가지게 되는데 반해, Q 모델에서는 0과 1사이의 한정된 개수의 값들을 갖게 된다. S 모델은 더 일반적으로 0과 1사이의 연속적인 값을 갖는다. S 모델에서 실행확률을 경신하기 위한 일반적인 스킴은 아래와 같다.

$$p_j(n+1) = p_j(n) + \beta(n) [a/(r-1) - a p_j(n)] \\ - [1 - \beta(n)] a p_j(n) \quad \text{for } \alpha(n) \neq a_j \quad (2)$$

$$p_j(n+1) = p_j(n) - \beta(n) a p_j(n) \\ + [1 - \beta(n)] a (1 - p_j(n)) \quad \text{for } \alpha(n) = a_j \quad (3)$$

여기서  $a$ 는 확률경신과정에서의 가중상수이며,  $0 < a < 1$ 인 값을 갖는다. 위의 벡터  $p(n)$ ,  $p(n+1)$ 은 랜덤벡터이며, 이산 시간의 동차 Markov process가 된다. Q와 S모델에서도 P 모델에서의 수식과 이론들이 그대로 유사하게 적용되는데, 수식과 실행확률 경신 알고리즘의 표현에서 약간의 차이가 있다.

### 3. 전력시스템의 안정적 운용

동적 전력시스템의 수학적모델은 동적 기기 및 제어장치의 미분방정식, 발전기 고정자의 대수방정식, 회로망의 대수방정식 등으로 구성되며, 아래와 같이 비선형 미분대수방정식 형태로 나타낼 수 있다.

$$\frac{dX}{dt} = f(X, Y), \quad 0 = g(X, Y) \quad (4)$$

여기서 X는 상태변수들을 나타내고 Y는 모션전압, 위상각 등의 회로변수들을 나타낸다. 평형점 부근에서 작은 외란 발생시 위의 미분대수 방정식을 선형화하여 정리하고,  $X_s$ 와  $Y_s$ 는 각각  $X(t)$ 와  $Y(t)$ 의 정상상태의 값,  $Y_s$ 를 Y의 기준값이라 할 때,  $Z(t) = Y(t) - Y_s$  이라 두면, 제어의 목적은 시스템 파라메타에 대한 에러  $Z(t)$ 를 최소화하는 것으로 귀결된다. 이때  $Z(t)$ 는 아래와 같이 표현될 수 있다(6).

$$\begin{aligned} Z(t) &= \tilde{C}\Delta X + Y_s - Y_r \\ &= \sum_{j=1}^n \tilde{C}_j \Delta X_j(t) + Z_0 \\ &= \sum_{j=1}^n Z_j(t) + Z_0 \end{aligned} \quad (5)$$

여기서,

$$\begin{aligned} Z_j(t) &= \sum_{i=1}^m Z_{j,i}(t) \\ &= \tilde{C}_j \sum_{i=1}^m (V_i \Delta X_0) U_{j,i} \cdot \exp(s_i t) \end{aligned} \quad (6)$$

$Y_s$ 는 Y(t)의 정상상태 값,  $Z_0 = Y_s - Y_r$ ,  $Z_j$ 는  $\Delta X$ 의 j번째 상태에 종속하는 Z의 성분이고,  $Z_{j,i}$ 는  $Z_j$ 의 i번째 모드이다. U와 V는 각각 right, left eigenvector들이고,  $U_{j,i}$ 는 i번째 right eigenvector  $U_j$ 의 j번째 성분이다. 각 모드의 envelope의 감쇄를 극대화 하도록 하기 위한 Modal Performance Measure를 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$J(p) = \sum_{j=0}^n J_j \quad (7)$$

여기서,

$$J_j = \int_0^T \sum_{i=1}^m Z'_{j,i} W_j Z_{j,i} dt, \quad \text{for jth state,} \quad (8)$$

여기서  $W_j$ 는 j번째 상태에 대한 가중치 행렬이고, t와 \*는 각각 전치와 공액복소수를 뜻한다.

위의 식으로 표현되는 Modal Performance Measure  $J(p)$ 는 파라메타 벡터 P에 관한 sensitivity를 이용하여 최소화 될 수 있다. Chain rule을 적용하여, J의 Gradient  $\nabla J$ 는 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \nabla J &= \frac{\partial J}{\partial P} = \sum_{j=0}^n \frac{\partial J_j}{\partial P} \\ &= \sum_{j=0}^n \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n \left( \frac{\partial J_j}{\partial \tilde{A}} \right)_{k,i} \cdot \left( -\frac{\partial \tilde{a}_{k,i}}{\partial P} \right) \end{aligned} \quad (9)$$

이 식으로부터 파라메타 P에 대한 Performance Measure의 Gradient를 구할 수 있으며, 최대경사법 등을 이용하여 최적 파라메타의 값을 구할 수 있다.

동적안정도를 개선시키기 위해서는 앞에서 제시된 Modal Performance Measure가 최소화되도록 해야 한다. Steepest descent method를 적용하면 쉽게 그 해를 구할 수 있다. 본 연구에서는 여자기로서 [6], [7]에서와 같은 IEEE type 1 여자기를 사용하였다.

### 4. 전력시스템의 경제적 운용

전력시스템의 경제운용의 목적은 수화력발전소의 조합 및 부하배분을 적절히 실시해서 발전비용을 최소화하는데 있다.

본 논문에서는 문제를 보다 단순화하여 분석을 용이하게 하기 위해, 경제운용을 위한 비용함수가 발전출력의 2차 함수로 표현되는 발전비용의 전체 합으로써 주어진다 고 가정한다. 그 때 발전비용은 아래와 같이 표현될 수 있다.

$$C(P_{sg}) = \sum_{k \in G} (a_k + b_k P_{gk} + c_k P_{gk}^2) \quad (10)$$

여기서, G: swing bus를 포함한 generator bus의 집합  
C: 발전가합수

$a_k, b_k, c_k$ : 발전기의 비용계수

$P_{gk}$ : generator bus k의 발전출력

$P_{sg}$ : swing bus를 포함한 generator bus의 발전출력

위 수식에서 선로손실을 포함하고 있는 swing bus의 발전비용이 함께 계산되므로 전력계통의 선로손실도 반영되게 된다.

### 5. 전력시스템에의 적용 및 시뮬레이션 결과

분석계통으로는 그림1에 보여져 있는 6모선 계통을 사용하였으며, 모선 1이 슬립모선이다. 발전기의 비용계수는 1MW 당  $a_1=6.7$ ,  $b_1=1.7$ ,  $c_1=5.0E-4$ ,  $a_2=8.5$ ,  $b_2=2.4$ ,  $c_2=7.8E-4$ 로 하여, 슬립모선1의 발전기가 모선2의 발전기보다 좀더 발전 비용이 싼 것으로 하였다. 발전비용을 최소화하는 발전기2의 발전량을 구하면  $P_{QE}=0.0912$  p.u.이고, 계통안정도를 위해 제시된 Modal Performance Measure를 최소화하도록 하는 발전기2의 발전량을 구하면,  $P_{QS}=0.404$  p.u.이다.

Threshold의 값은 경영목표와 여러 조건들을 종합적으로 고려하여 결정하되 의사결정권자의 뜻에 의해 최종결정되어야 하는데, 여기에서는 경제적운용과 안정적운용을 위한 각각의 최적치에 대해서 각각에 해당하는 값으로 나눈 값이 경제적 운용으로는 최적치의 90%, 안정적운용으로는 최적치의 50%로 정하여 이 기준을 넘으면 만족하는 쪽으로 되도록 시그모이드 함수를 도입하였다. 그리고 부하는 표준오차 3%의 가우스 정규분포로서 랜덤하게 변한다고 가정하였으며, 각모선의 부하변화율은 같고 부하역률은 일정하게 유지된다고 가정하였다. 발전기2의 경제적운용 최적치와 안정적운용 최적치 사이의 간격을 등간격으로 10등분하여 양단의 경제적운용 최적치와 안정적운용 최적치를 포함한 11개의 실행들(actions)을 선택하였다. 11개의 실행들의  $P_{QE}$  값은 표 1에 보여져 있다. 문제는 이들 실행들 중에서 주어진 기준을 가장 높게 만족하는 보상에, 곧 발전기2의 발전량을 구하는 것이 된다.

확률 경신 가중 상수 a의 값은 trial and error방식으로 적절한 값을 선택하게 된다.  $SL_{R-P}$  스킴으로서 가중 상수  $a=0.02$ 일 때의 시뮬레이션결과로서 가장 높은 확률로 수렴하는 해( $p_1$ )와 그렇지 않은 다른 해( $p_3$ ), ( $p_{10}$ )의 400회의 시도횟수(n)에 따른 확률계수가 그림 2와 그림 3, 4에 보여져 있다. 이때의 평균 페널티의 양  $M(n)$ 이 그림 4에 보여져 있다. 실행7( $P_{QE}=0.279$ p.u.)이 가장 높은 확률로 수렴하는 해로서 이의 확률이 1가까이로 수렴해 감을 알 수 있다. 이에 반해 다른 실행들의 확률은 서로 비슷한 모양으로 0 가가이로 수렴해 감을 그림3, 4에서 보여준다. 그림 5에서 평균페널티의 양  $M(n)$ 은 0.018의 값으로 수렴해 감을 알 수 있는데 순전한 우연에 의한 값인  $M_0=0.25$ 에 비해 만족한 성능을 보인다. 위의 수행결과로부터  $P_{QE}=0.279$ p.u. 일 때가 주어진 기준을 가장 높게 만족시키는 해임을 알 수 있다. Threshold의 값이 약간의 유동적인 것을 감안하면, 실계통 적용시에 이 정도의 해로서도 충분한 정도의 만족스러운 해라고 볼 수 있다.

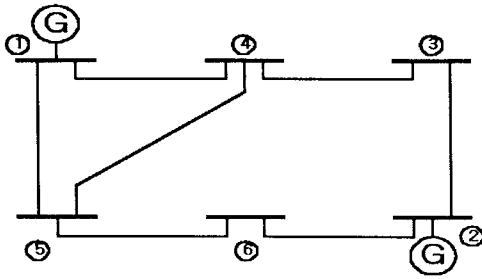


그림 1. 6모선 전력 시스템

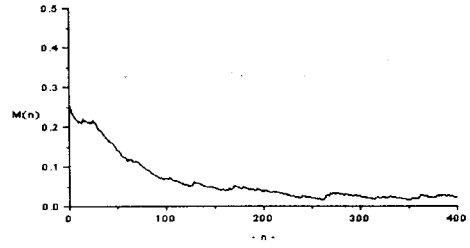


그림 5. 시도횟수에 따른 평균 페널티의 양

표 1. 실행들의  $P_{G2}$  값(단위 p.u.)

실행	실행1	실행2	실행3	실행4	실행5	실행6
$P_{G2}$	0.0912	0.123	0.154	0.185	0.216	0.248
실행	실행7	실행8	실행9	실행10	실행11	
$P_{G2}$	0.279	0.310	0.342	0.373	0.404	

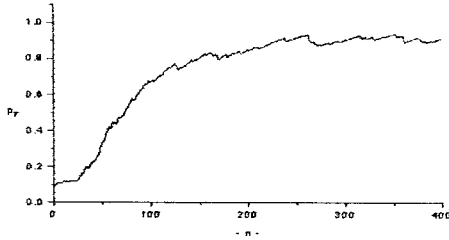


그림 2. 시도횟수에 따른 실행7을 수행할 확률

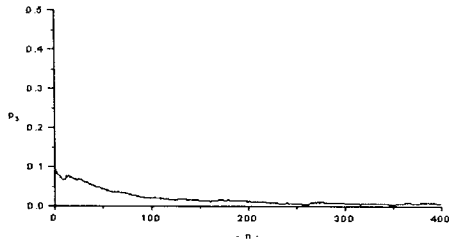


그림 3. 시도횟수에 따른 실행3을 수행할 확률

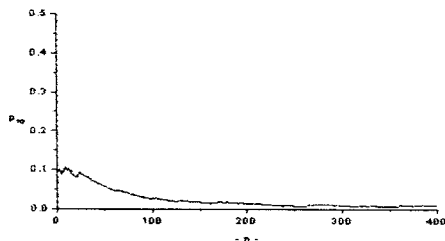


그림 4. 시도횟수에 따른 실행10을 수행할 확률

## 6. 결 론

전력시스템의 부하가 수시로 랜덤하게 변하는 환경하에서 전력시스템의 경제적응 최적점과 안정적응 최적점의 최선의 보상해를 구하기 위해 S model Learning Automata 기법을 적용하였다. 6모선 계통을 사용하였고, 경제적응 최적치와 안정적응 최적치 사이의 간격을 등간격으로 10등분한 실행들 중에서 주어진 기준을 가장 높게 만족하는 보상해를 구하였다. 시뮬레이션 결과 400회의 시도횟수에 대한 실행7( $P_{G2} = 0.279$  p.u.)의 확률이 1 가가이로 잘 수렴해 감을 알 수 있다. 랜덤하게 변화하는 환경에서 서로 상반되는 목적함수를 동시에 고려하여 결정해야 하는 경우에, 이 Learning Automata 기법이 임의로 변화하는 환경에서 스스로 학습해 가며, 주어진 기준을 확률적으로 가장 높게 만족하는 보상해를 제시하여 증을 보여준다.

### (참 고 문 헌)

- [1] H.Merrill, F.Schwepe, "Multiple Objective Tradeoff Analysis in Power System Planning," *The Ninth Power Systems Computation Conference*, 1987
- [2] T.M.Cover, M.E.Hellman, "The Two-Armed Bandit Problem with Time Invariant Finite Memory," *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol.16, no.2, pp. 185-195, 1970.
- [4] H.Aso, M. Kimura, "The Structures of Automata to Adapt to an Unknown Environment," *IEEE Trans. Syst., Man and Cybern.*, SMC-6, pp. 494-504, 1976.
- [3] M.A.L.Thathachar, P.S.Sastry, "A New Approach to the Design of Reinforcement Schemes for Learning Automata," *IEEE Trans. Syst., Man and Cybern.*, SMC-15, pp. 168-175, 1985.
- [4] K.S.Narendra, M.A.L.Thathachar, "Learning Automata", Prentice Hall, New Jersey, 1989.
- [5] B.H.Lee, J.K.Park, "Multiple objective optimal operation of power system using learning algorithm", *1998 International Conference on EMPD*, Vol.1, pp.247-252, 1998.
- [6] Byung Ha Lee, Kwang Y. LEE, "Dynamic and static voltage stability enhancement of power systems", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.8, No.1, pp.231-238, 1993.
- [7] P.M.Anderson, A.A.Fouad, *Power System Control and Stability*, Ames, IA, The Iowa State University Press, 1977.