

하이브리드시스템 모델링 기반 전력시스템안정기 최적화

백승묵 박정욱
연세대학교

Optimization of Power System Stabilizer Based on Hybrid System Modeling

Seung-Mook Baek Jung-Wook Park
YONSEI University

Abstract - 전력시스템안정기는 전력시스템의 저주파 댐핑을 효율적으로 향상시키기 위해 사용되는 제어기이다. 전력시스템안정기의 동적 특성은 위상 보상기의 이득과 시정수와 같은 선형 파라미터와 출력 리미터와 같이 비평형, 비선형 특성을 나타내는 비선형 파라미터에 영향을 받는다. 기존의 선형 제어 방법인 고유치 분석을 통한 선형 파라미터의 최적화 방법은 소신호 동작 범위에 대한 최적화 기법이기에 때문에 큰 상정사고 시 효과적인 댐핑 향상을 보장할 수 없게 된다. 이를 극복하기 위하여 하이브리드 시스템에 신경회로망을 임베디드화하여 체계적인 방법으로 비선형 파라미터를 최적화한 후, 고유치 분석을 통해 선형 파라미터를 최적화함으로써 전력시스템안정기의 성능 향상을 도모할 수 있다.

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} x \\ z \\ \lambda \end{bmatrix}, \quad \underline{f} = \begin{bmatrix} f \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \underline{h}_j = \begin{bmatrix} h_j \\ \lambda \end{bmatrix}$$

$$x \in X \subseteq \mathcal{R}^n, y \in Y \subseteq \mathcal{R}^m, z \in Z \subseteq \mathcal{R}^l, \lambda \in L \subseteq \mathcal{R}^p,$$

x 는 전력각, 각속도, 자속과 같은 연속 변수; z 는 변압기 탭의 위치와 같은 이산 변수; y 는 단자전압, 단자각과 같은 대수적 변수; λ 는 변압기 리액턴스, 제어기 이득값, 스위칭 시간, 리미터와 같은 파라미터.

1. 서 론

실제 전력시스템에서는 연속적 변수, 이산적 변수 그리고 이산사건에 의한 동적 다이내믹 현상 등이 복합적으로 나타난다. 따라서, 하이브리드 시스템은 최근 들어 많은 물리적 시스템의 연구에서 주목을 받고 있다 [1], [2]. 특히, 전력시스템이 정상상태를 유지하다가 큰 상정사고가 발생했을 경우, 전력시스템안정기의 동적 특성은 연속적인 다이내믹과 이산적인 다이내믹 등이 복합적으로 나타나므로 하이브리드 시스템의 범주에 속하게 된다. 전력시스템안정기는 소신호에 대한 댐핑 향상에는 경제적이면서 효율적인 제어기이지만, 실제 전력시스템은 기본적으로 넓은 영역의 운전 범위와 복잡성을 갖고 있으므로, 큰 상정사고 시 효과적인 댐핑 제어를 보장할 수 없게된다.

본 논문에서 체계적인 접근을 통한 전력시스템안정기의 선형, 비선형 파라미터들의 최적 튜닝을 위해서 두 가지 최적화 기법이 적용된다. 우선, 출력 리미터와 같은 비선형 파라미터의 최적화를 위해 differential-algebraic-impulsive-switched (DAIS) 구조에 기반한 하이브리드시스템 모델링에 신경회로망을 임베디드화 시킨다. 신경회로망은 하이브리드시스템의 동적 특성을 트래킹하므로써 1차 도함수 값을 예측한 후, 이 도함수를 수치적 최적화 기법 [3]에 적용하여 비선형 파라미터의 최적화를 도모하게 된다. 특히, DAIS 구조로 시스템의 모델링을 구현하면 전체 시스템에 대한 정확한 모델링을 기반으로 케도민감도 분석을 통해 1차 도함수를 계산할 수 있지만, 위와 같은 방법을 통해 신경회로망을 이용하면 시스템에 대한 정확한 모델링 없이도 1차 도함수를 예측할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이와 같이 비선형 파라미터를 최적화한 후에, 하이브리드시스템 모델링에 기반하여 시스템 전체에 대한 고유치를 분석함으로써 선형 파라미터를 최적화한다.

2. 본 론

2.1 하이브리드시스템 소개

앞서 언급한 하이브리드시스템은 다음과 같은 특징을 가지고 있다.

- 연속적인, 이산적인 상태변수
- 연속적인 동적 특성
- 이산사건과 트리거
- 사건에 따른 이산적인 상태변수의 변화에 대한 도식화

다시말해서, 하이브리드시스템은 연속적인 사건과 이산적인 사건의 상호작용으로 구성된 물리적 시스템의 수학적 모델이다. 이러한 특성을 갖는 하이브리드시스템을 모델링하고 수치적 최적화 기법에 적용하기 위해서는 다음 수식과 같이 DAIS 구조로 전력시스템을 모델링하는 것이 적합하다.

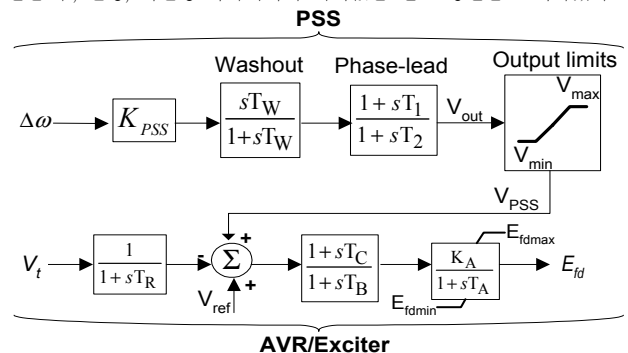
$$\dot{\underline{x}} = \underline{f}(\underline{x}, y), \quad 0 = \underline{g}(\underline{x}, y) \tag{1}$$

$$0 = \begin{cases} \underline{g}^{(i-)}(\underline{x}, y) & y_{d,i} < 0, \\ \underline{g}^{(i+)}(\underline{x}, y) & y_{d,i} > 0, \end{cases} \quad i = 1, \dots, d \tag{2}$$

$$\underline{x}^+ = \underline{h}_j(\underline{x}^-, y^-) \quad y_{e,j} = 0, \quad j \in \{1, \dots, e\} \tag{3}$$

2.2 신경회로망을 통한 비선형 파라미터의 최적화

전력시스템과 같은 비선형, 다중 변수가 포함되어 있는 문제의 최적화를 위해서는 목적함수 J 를 정의한 후, 그 목적함수를 최대, 최소값을 갖게 하는 파라미터를 찾기 위해 수치적 최적화 기법을 적용할 수 있다. 본 논문은 [4]에서와 같이 6차로 구현된 발전기가 1기 무한모선 시스템에 그림 1과 같은 전력시스템안정기를 적용하였다. 우선적으로 전력시스템안정기의 모델을 식 (1)~(3)을 이용하여 하이브리드시스템 모델링을 구현한 후, 선형, 비선형 파라미터의 최적값을 얻는 방안을 모색하였다.



〈그림 1〉 전력시스템안정기와 전압조정기의 다이어그램

2.2.1 목적함수의 정의

전력시스템안정기 파라미터의 최적화 목적은 외란이 가해진 후, 가능한 빠른 시간 내에 안정화를 얻는 것이다. 따라서 저주파 댐핑에 대표적인 각속도 차이 ($\Delta\omega$)와 단자전압 차이 (ΔV_i)에 대한 분석은 전력시스템의 감쇠와 안정도 보장의 좋은 지표가 된다 [5]. 그러므로, 목적함수 J 를 어떤 특정한 최종시간 (t_f)에 대해서 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$J(\lambda) = \int_{t_0}^{t_f} \left[\begin{matrix} \omega(\lambda, t) - \omega^s \\ V_i(\lambda, t) - V_i^s \end{matrix} \right]^T \mathbf{V} \left[\begin{matrix} \omega(\lambda, t) - \omega^s \\ V_i(\lambda, t) - V_i^s \end{matrix} \right] dt, \tag{4}$$

여기서 행렬 \mathbf{V} 의 대각 요소에 해당하는 값은 각속도와 단자전압의 차이에 대한 균형을 맞추기 위해서 정의된다.

2.2.2 신경회로망을 통한 Hessian 행렬 예측

신경회로망은 입력 계층 (input layer), 중간 계층 (hidden layer), 출력 계층 (output layer)의 단계를 거쳐 출력값을 트래킹하게 된다. 즉, 입력 신호는 초기에 계층간에 임의로 정의된 행렬을 거쳐 출력값을 트래킹하게 되는데, 중간 계층에서 sigmoidal 함수로 대표되는 활성화 함수를 지나게 된다. 계층간의 행렬은 임의로 선택되기 때문에 초기에는 출력값을 정확히 트래킹할 수 없으나, 실제 출력과 신경회로망의 출력간의 오차를 줄이기 위해, 후방향 경로 알고리즘을 통해서 계층간의 행렬을 업데이트하게 된다. 이러한 과정을 거쳐, 충분히 업데이트된 행렬은 실제 출력을 거의 오차 없이 트래킹할 수 있게된다. 이에 대한 자세한 과정은 [6]에 제시되어 있다. 즉, 신경회로망을 1기 무한모선 시스템과 같은 하이브리

드시스템에 적용하므로 식 (4)에서 정의된 목적함수에 대한 비선형 파라미터의 1차 도함수를 연쇄적 상쇄 방법을 통하여 계산할 수 있게된다.

$$\nabla \tilde{\mathbf{J}}(\lambda) = \frac{\partial \tilde{\mathbf{J}}}{\partial \lambda} = \frac{\partial \tilde{\mathbf{J}}}{\partial p_L} \frac{\partial p_L}{\partial q_L} \frac{\partial q_L}{\partial p_i} \frac{\partial p_i}{\partial q_i} \frac{\partial q_i}{\partial \lambda}$$

$$= \{s(q_i)(1-s(q_i))\mathbf{W}_i(\lambda)\} \sum_{j=1}^{m_i} \tilde{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{W}_i \quad (5)$$

여기서 m_i 은 중간 계층의 신경의 수; p 는 신경의 활성화 함수의 출력; q 는 역방향 신경 활성화 벡터; \mathbf{W} 는 입력 계층과 중간 계층 사이의 행렬; L 과 l 은 계층간의 사이 단계를 대표하는 문자; s 는 $s(x) = 1/[1 + \exp(-x)]$ 로써 대표되는 중간 계층의 sigmoidal 함수.

신경회로망을 통해 예측한 1차 도함수 (5)는 다음과 같은 수치적 최적화 기법에 적용할 수 있다.

$$\lambda_{k+1} = \lambda_k + \alpha \cdot \nabla \tilde{\mathbf{J}}(\lambda) \quad (6)$$

여기서 λ 는 전력시스템안정기의 출력 리미터 벡터; $\nabla \tilde{\mathbf{J}}(\lambda)$ 는 신경회로망을 통해 예측된 1차 도함수; α 는 비선형 파라미터의 업데이트 결과가 목적함수를 최소화하는 방향임을 보장하기 위한 상수.

매번 파라미터가 업데이트될 때마다 목적함수의 수렴 정도가 정해진 수렴범위에 해당하는지 평가하며 이 값이 수렴범위에 해당할 때까지 비선형 파라미터의 최적화를 위해서 반복을 계속하게된다. 본 논문에서 사용된 수렴범위에 대한 척도는 다음 식 (7)과 같다.

$$f_{r-gradient} = \left\| \frac{\text{relative rate of change in } \mathbf{J}}{\text{relative rate of change in } \underline{x}} \right\|_{\infty}$$

$$= \left\| \frac{\nabla \mathbf{J}(\underline{x}_k) \cdot \underline{x}_k}{\mathbf{J}(\underline{x}_k)} \right\|_{\infty} \quad (7)$$

2.3 고유치 분석을 통한 선형 파라미터 최적화

DAIS 구조를 통한 하이브리드시스템 모델링은 시스템 전체의 변수에 대한 고유치를 구하는데 효과적이다. 식 (1)~(3)을 통해 구현된 전력시스템 모델링은 f, g 함수에 대한 시스템 변수의 1차 편미분을 제공해 줌으로서 다음 식 (8)을 통해 시스템 전반에 대한 고유치를 구할 수 있다.

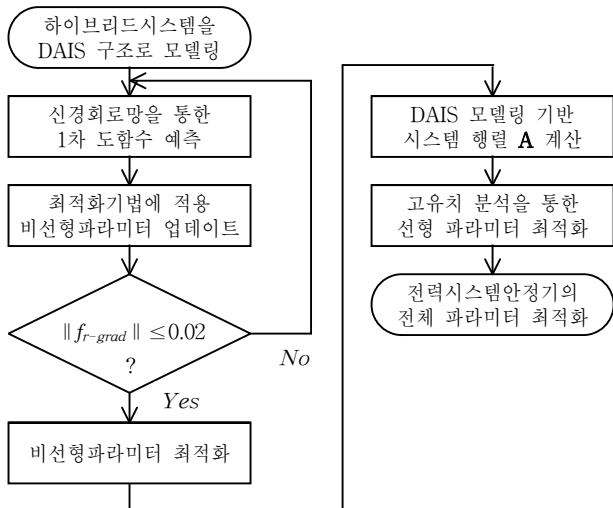
$$\Delta \dot{\underline{x}} = \underline{f}_{\underline{x}} \cdot \Delta \underline{x} + \underline{f}_{\underline{y}} \cdot \Delta \underline{y},$$

$$0 = \underline{g}_{\underline{x}} \cdot \Delta \underline{x} + \underline{g}_{\underline{y}} \cdot \Delta \underline{y},$$

$$\Delta \underline{y} = -\underline{g}_{\underline{y}}^{-1} \cdot \underline{g}_{\underline{x}} \cdot \Delta \underline{x}, \Delta \dot{\underline{x}} = (\underline{f}_{\underline{x}} - \underline{f}_{\underline{y}} \cdot \underline{g}_{\underline{y}}^{-1} \cdot \underline{g}_{\underline{x}}) \cdot \Delta \underline{x} = \mathbf{A} \cdot \Delta \underline{x} \quad (8)$$

여기서, \mathbf{A} 는 변수벡터 \underline{x} 에 대한 전체 시스템을 나타내는 행렬로서, 그 행렬의 고유치가 실제 시스템에 대한 고유치를 대표하게 된다.

위와 같이, 각기 다른 두가지 최적화 방법을 적용한 전력시스템안정기의 선형, 비선형 파라미터를 최적화를 보다 쉽게 설명하는 위한 알고리즘은 그림 2와 같다.



<그림 2> 전력시스템안정기의 선형, 비선형 파라미터 최적화 알고리즘

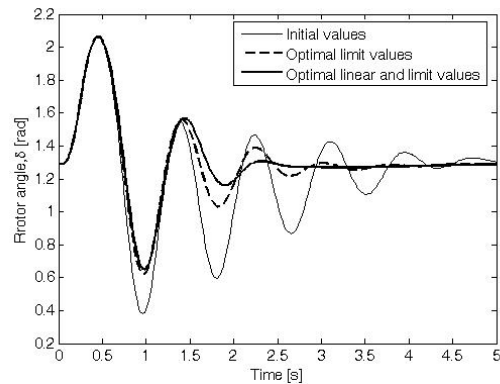
2.4 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 전력시스템안정기의 파라미터 최적화 기법을 적용하기 위해서, 정상상태에서 동작하는 1기 무한모션 시스템의 단자전압에 0.05초 이후에 0.1초간 3상 단락을 가하였다. 단락 임피던스는 0.003pu로 가정하였으며, 5초 (=t) 동안 시뮬레이션을 하였다. 그 결과, 전력시스템안정기의 최적화된 파라미터 값은 표 1에 주어졌다.

<표 1> 전력시스템안정기 (PSS) 의 초기값과 최적값의 비교

PSS의 파라미터	비선형 파라미터		선형 파라미터				고유치 분석
	V _{max}	V _{min}	K _{pss}	T _w	T ₁	T ₂	
초기값	0.1	-0.1	2	10	5	0.05	-2.3365±j8.281
최적값	0.1105	-0.3365	4.2	6.21	3.9	0.01	-4.3200±j8.960

표 1에서 확인할 수 있는 것처럼 출력리미터의 V_{max}값은 0.1에서 0.1105로 변화량이 크지 않지만, V_{min}값은 -0.1에서 -0.3365로 크게 변화하는 것을 확인할 수 있다. 이러한 리미터의 최적화 효과는 전력 계통에 큰 상정사고가 발생했을 때 더욱 크게 나타난다. 또한, 전력시스템안정기의 선형 파라미터는 시스템의 저주파 댐핑에 해당하는 고유치를 결정하는 중요한 요소가 되는데 특히, 그 고유치의 실수부분은 댐핑의 정도를 가늠할 수 있는 척도가 된다. 표 1에서 알 수 있듯이, 선형 파라미터가 초기값을 갖을 때는 시스템의 저주파 댐핑에 영향을 주는 고유치의 실수부분은 -2.3365를 갖으며, 고유치 분석을 통해 파라미터가 최적화되었을 경우, 실수부분은 -4.3200으로 초기값에 비해 댐핑이 향상되었다는 것을 보여주고 있다. 그림 3은 시스템의 저주파 댐핑에 대표적인 전력각의 변화를 나타낸다. 그림에서 보듯이, 초기값을 적용했을 때보다 신경회로망을 통한 최적화 기법과 고유치 분석을 통한 최적화 기법을 단계적으로 적용했을 때, 그 댐핑이 월등하게 향상되는 것을 확인할 수 있다.



<그림 3> 발전기의 전력각 응답 [rad]

3. 결 론

본 논문은 DAIS 구조를 이용한 하이브리드시스템 모델링을 통하여 전력시스템의 저주파 댐핑을 향상시키기 위하여 전력시스템안정기의 파라미터를 고려하였다. 특히, 실제 전력시스템의 정확한 모델링을 하지 않고서는 구하기 힘든 비선형 파라미터에 대한 1차 도함수를 신경회로망을 통해 예측하므로써 큰 상정사고 시에도 댐핑을 효과적으로 향상시키는 방법을 기술하였다. 또한, 하이브리드시스템에 기반하여 전반적인 시스템에 대한 고유치를 계산하므로써 선형 파라미터에 대한 최적화도 도모하였다. 결과적으로, 각기 다른 특성을 갖는 파라미터에 대한 적절한 체계적인 최적화 기법으로 접근하여 전력시스템의 안정도를 향상시켰다. 따라서, 본 논문은 선형, 비선형 파라미터가 상호작용을 하는 제어 시스템 분야에서도 가능한 새로운 최적화 방안을 모색하였다.

[감사의 글]

본 연구는 서울시정개발연구원 2006년도 신기술연구개발 지원사업(과제번호:10988)으로 수행되었습니다.

[참고 문헌]

- [1] A. van der Schaft and H. Schumacher, An Introduction to Hybrid Dynamical Systems, Springer-Verlag, London, 2000.
- [2] D. Liberzon, Switching in Systems and Control, Birkhauser, Boston, 2003.
- [3] J. Nocedal and S. J. Wright, ed., Numerical Optimization, Springer-Verlag, New York, 1999.
- [4] P. W. Sauer and M. A. Pai, Power System Dynamics and Stability. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1998.
- [5] Prabha Kundur, "Power system stability and Control," EPRI Editors, McGraw-Hill, Inc. 1993, ISBN 0-07-035958-X.
- [6] Jung-Wook Park, G.K. Venayagamoorthy, and R.G. Harley, "MLP/RBF Neural-Networks-Based Online global model identification of synchronous generator", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol.52, No. 6. pp. 1685-1695, December 2005.