

라틴 하이퍼큐브 기반 신경망모델을 적용한 풍력발전기 피치제어기 최적화[§]

이 광 기* · 한 승 호**†

* 브이피코리아 컨설팅팀, ** 동아대학교 기계공학과

Optimization of Wind Turbine Pitch Controller by Neural Network Model Based on Latin Hypercube

Kwangki Lee* and Seung Ho Han**†

* Consulting Team, VP Korea,

** Dept. of Mechanical Engineering, Dong-A Univ.

(Received April 19, 2012 ; Revised July 10, 2012 ; Accepted July 10, 2012)

Key Words: Optimization(최적화), Wind Turbine(풍력발전기), Pitch Controller(피치제어기), Auto-tuning(자동동조), Ziegler-Nichols Step Response(지글러-니콜스 계단응답법), Latin Hypercube(라틴 하이퍼큐브), Neural Network(신경망), Genetic Algorithm(유전자 알고리즘)

초록: 풍력발전기의 안정적인 전력생산은 정격풍속 이상에서 피치제어와 스톱제어와 같은 일정속도제어로 이루어지고 있다. 최근, 효율적인 전력생산을 위하여 정격풍속 이하의 변동풍속 조건에서 최대 출력을 얻기 위한 가변 속도제어가 적용되고 있는 추세이다. 기존의 피치제어기에서는 지글러-니콜스 계단응답법에 의한 제어기 최적화가 이루어지고 있으나, 가변 속도제어의 요구로 보다 정확한 최적화가 필요하게 되었다. 본 연구에서는 기존의 지글러-니콜스 계단응답법을 개선하기 위하여 라틴 하이퍼큐브 샘플링을 통한 신경망모델을 구축하고, 구축된 PID 제어 계수 신경망모델에 유전자 알고리즘을 적용하여 피치제어기를 최적화하였다. 유전자 알고리즘으로 구한 최적해가 지글러-니콜스 계단응답법의 초기해 보다 평균제곱근 오차가 13.4% 향상되었고, 응답특성을 나타내는 상승속도와 정착시간은 각각 15.8% 및 15.3%으로 개선되었다.

Abstract: Wind energy is becoming one of the most preferable alternatives to conventional sources of electric power that rely on fossil fuels. For stable electric power generation, constant rotating speed control of a wind turbine is performed through pitch control and stall control of the turbine blades. Recently, variable pitch control has been implemented in modern wind turbines to harvest more energy at variable wind speeds that are even lower than the rated one. Although wind turbine pitch controllers are currently optimized using a step response via the Ziegler-Nichols auto-tuning process, this approach does not satisfy the requirements of variable pitch control. In this study, the variable pitch controller was optimized by a genetic algorithm using a neural network model that was constructed by the Latin Hypercube sampling method to improve the Ziegler-Nichols auto-tuning process. The optimized solution shows that the root mean square error, rise time, and settle time are respectively improved by more than 7.64%, 15.8%, and 15.3% compared with the corresponding initial solutions obtained by the Ziegler-Nichols auto-tuning process.

- 기호설명 -

L : 지연시간
 T : 시상수

K : 시스템 이득
 K_p : 비례이득
 T_i : 적분시간
 T_d : 미분시간
 $G_c(s)$: 피치 제어기 전달함수
 $G_p(s)$: 플랜트 전달함수

§ 이 논문은 2012년도 대한기계학회 신뢰성부문 춘계학술대회 (2012. 4. 5.-6., 영남대학교) 발표논문임.

† Corresponding Author, shhan85@dau.ac.kr

© 2012 The Korean Society of Mechanical Engineers

1. 서 론

풍력발전기의 안정적인 전력생산을 위하여, 일정속도제어라 불리는 스톨제어(Stall Control) 및 피치제어(Pitch Control)방식이 적용되고 있다.⁽¹⁾ 그중 피치제어방식은 정격풍속 이상에서 회전익의 피치각을 변화시켜 회전수를 일정하게 유지시키고, 아울러 제어성능이 양호하게 나타나므로 풍력발전시스템의 제어방식으로 널리 이용되고 있다.⁽²⁾ 외란에 의한 일정속도의 변동성을 제어하기 위하여, 피치제어기는 자동동조(Auto-tuning) 기능을 갖고 있다. 이는 제어 대상체의 과도응답 결과로부터 PID 제어기 계수를 정하는 방식을 따르고 있으며, 일반적으로 임계진동법에 의한 계수조정법과 지글러(Ziegler)와 니콜스(Nichols)가 제안한 계단응답법이 가장 많이 활용되고 있다.^(3,4)

최근, 효율적인 전력생산을 위하여 정격풍속 이하의 변동풍속 조건에서 최대출력을 얻기 위한 가변속도제어가 적용되고 있는 추세이다. 기존의 피치제어기에서는 상기한 지글러-니콜스 계단응답법에 의한 제어기 최적화가 이루어지고 있으나, 가변속도제어의 요구로 보다 정확한 최적화가 필요하게 되었다. 그러나, 제어 대상체의 응답특성 비선형성과 다양하게 나타나는 외란으로 정확한 시스템 모델을 예측할 수가 없기 때문에 기존의 방법으로는 최적의 제어기 계수를 찾을 수 없다.

본 연구에서는 기존의 불안전하게 예측될 수 밖에 없는 시스템 모델에 지글러-니콜스의 계단응답법을 적용하는 단점을 개선하기 위하여, PID 제어기의 제어기 계수에 실험계획법을 적용하여 최적의 제어기 계수를 찾을 수 있는 방법을 제시하였다. 특히, Space Filling 방법 중의 하나인 라틴 하이퍼큐브 샘플링⁽⁵⁾과 신경망모델⁽⁶⁾을 적용하여 제어기 계수 모델을 구축하여 최적해를 얻었으며, 이의 개선 정도를 정량적으로 평가하였다.

2. 피치제어기의 특성

2.1 풍력발전기 제어

풍력발전 시스템은 단독운전(Isolated Operation)과 기존 전력계통과 연계한 병렬운전(Grid Connected Operation)방식으로 나눌 수 있다. 단독운전방식은 계통선이 없는 격리된 지역에서 많이 사용하며 그 크기도 비교적 소형이다. 바람이 없을 경우를 대비하여 부하요구에 대응하고자 여분의 전기를 저장해야 하고, 이를 위하여 교류를 직

류로 또는 직류를 교류로 변환하는 장치가 필요하다. 따라서, 단독운전방식 시스템은 정류기, 축전지 및 인버터 등과 같은 부대설비가 필요하고, 이는 전체적인 효율을 떨어트린다. 한편, 계통선 연계가 필요한 병렬운전방식의 경우 단독운전방식에서 요구되는 부대설비가 필요 없고, 효율과 경제성 측면에서 유리하여 기존 계통선의 연료절감기로 활용되고 있다. 하지만 계통선 연계운전을 하기 위해서 풍력발전시스템은 일정한 전력을 생산해야 하기 때문에, 발전기의 회전익이 일정한 속도로 회전하도록 제어해야 한다. 풍력발전시스템 회전익의 회전수 제어는 스톨제어(Stall Control)방식과 피치제어(Pitch Control)방식으로 나누어진다.⁽¹⁾ 스톨제어는 회전익의 피치각을 고정하고 회전익의 공기역학적 특성으로 실속현상을 일으켜 출력을 제어하는 방식이고, 피치제어는 회전익의 피치각을 변화시켜 엄밀한 출력제어가 가능한 방식이다. 본 연구에서는 대부분의 풍력발전기에서 적용되고 있는 피치제어 방식에 대해서만 논한다.

2.2 풍력발전기 피치제어

피치제어방식은 Fig. 1 과 같이 정격풍속(V_{rated}) 이전

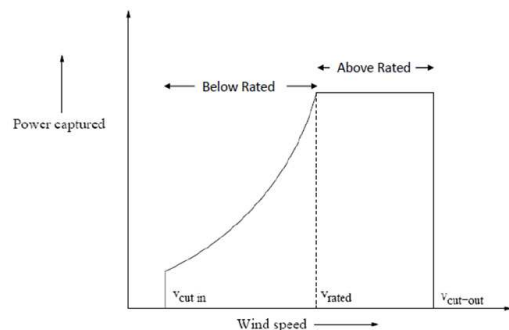


Fig. 1 Power control regions of wind turbines

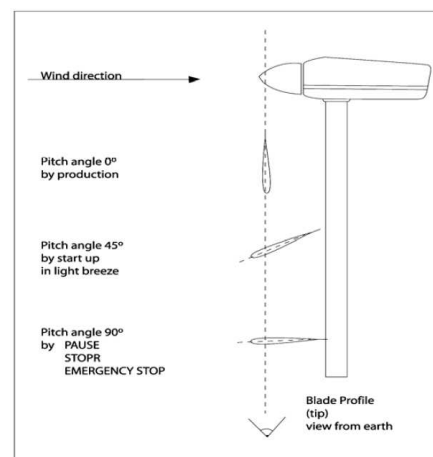


Fig. 2 Pitch control of wind turbines

의 풍속(V_{cut-in})일 때 최대양력이 발생하도록 회전익의 피치각을 일정하게 유지한다. 정격풍속 이상의 풍속 ($V_{cut-out}$)에 대해서는 회전익의 피치각을 변화시켜 일정 회전수를 유지한다. 기계적인 복잡성은 있으나 제어 성능이 양호하기 때문에 풍력발전시스템의 제어방식으로 널리 이용되고 있다.⁽²⁾ 피치제어기는 Fig. 2와 같이 정격풍속 이상의 풍속에 따라 회전익의 피치각을 조절하는 시스템이며, 운전효율을 높이기 위하여 Fig. 3의 5MW 급 풍력발전기와 같이 풍속에 대해서 출력을 최대화할 수 있는 피치각을 미리 계산하여 피치제어기에 저장하고 피치각을 자동적으로 제어하는 방법이 적용되고 있다.⁽⁷⁾

최근, 정격풍속 이상에서만 피치제어를 하는 것이 아니라 정격풍속 이하의 풍속에 대해서도 피치제어를 수행하여 풍력발전기의 출력향상은 물론 풍속변동에 의한 반복하중을 최소화하여 구조물의 수명을 연장시키려는 노력을 하고 있다.⁽⁸⁾

2.3 피치제어의 자동동조

자동동조(Auto-tuning)는 제어기의 계수를 자동적으로 조정하는 기능으로, 풍력발전기의 토크 및 회전속도의 과도응답 결과로부터 회전익의 피치각 제어에 필요한 PID 제어계수를 정하는 중요한 기능을 담당한다. 임계진동법에 의한 계수조정법과 지글러(Ziegler)와 니콜스(Nichols)가 제안한 계단응답법이 가장 많이 활용되고 있다.^(3,4) 계수조정법은 제어 대상체에 간단한 계단입력을 주고, 이 응답 결과로부터 제어기 계수를 식(1)을 이용하여 결정한다.

$$G_c(s) = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) \quad (1)$$

여기서, K_p 는 비례이득을 의미하며, T_i 는 적분시간을 의미하고 T_d 는 미분시간을 의미한다.

지글러-니콜스가 제안한 계단응답법은 우수한 PID 제어기 자동동조 결과를 보여주는 것으로 알려져 있다. 지글러-니콜스 계단응답법으로 얻어지는 응답결과는 Fig. 4와 같이 완만한 곡선의 특성을 보이며, 특히 제어대상이 복소 우세근을 갖지 않는 식(2)와 같은 안정한 시스템에 적합하다.

$$G_p(s) = \frac{Ke^{-Ls}}{T_s + 1} \quad (2)$$

여기서, L_s 은 지연시간(Delay Time), T_s 는 시상수(Time Constant), K 는 시스템 이득(System Gain)을

의미한다.

지글러-니콜스 계단응답법에 의한 자동동조 알고리즘은 다음과 같다.

- 1) 응답에서 최대 기울기인 변곡점(Inflection Point)에 접선을 그은 후 접선과 x 축과 만나는 점을 기준으로 L_s 와 T_s 를 결정한다.
- 2) 정상상태 출력을 수평선으로 그은 후 y 축과 만나는 점을 K 로 선정한다.
- 3) 피치제어기 PID 매개변수는 다음 Table 1에 의하여 자동적으로 선정된다.

그러나, 응답특성의 비선형성과 다양하게 나타나는 외란에 의하여 시스템 모델의 예측이 어려운 경우, 기존의 방법으로는 제어기 최적화가 불가능하다. 따라서, 본 연구에서는 기존의 불안정하게 예측될 수밖에 없는 시스템 모델에 지글러-니콜스의 계단응답법을 적용하는 단점을 개선하기 위하여 PID 제어기

Table 1 PID parameters from the Ziegler-Nichols step response

Parameters	K_p	T_i	T_d
P	T_s / L_s	∞	0
PI	$0.9 T_s / L_s$	$L_s / 0.3$	0
PID	$1.2 T_s / L_s$	$2 L_s$	$0.5 L_s$

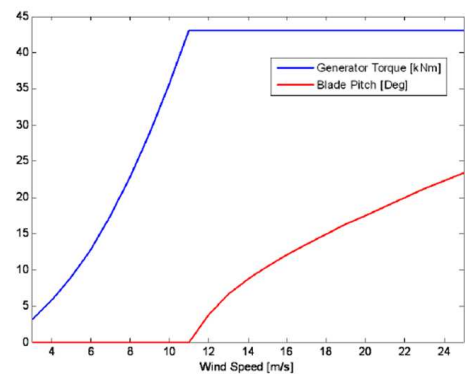


Fig. 3 Example of 5MW pitch control of wind turbine⁽⁵⁾

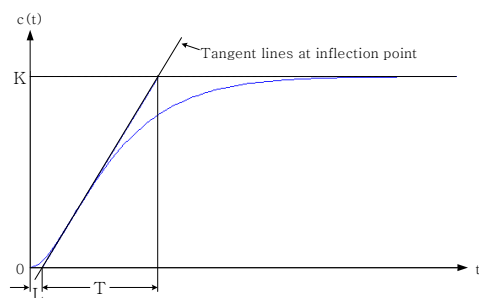


Fig. 4 Ziegler-Nichols step response

의 제어기계수에 실험계획법을 적용하여 시스템 모델의 예측이 불완전한 경우에도 최적의 제어기 계수를 찾을 수 있는 방법을 제시한다. 특히, 주어진 설계 공간에서 실험점을 균등하게 분포시켜주기 위하여 기존의 2 수준이나 3 수준의 실험계획법이 아닌 Space Filling 방법 중의 하나인 라틴 하이퍼큐브 샘플링⁽⁵⁾을 적용한다. 또한 설계 공간에 균등하게 분포된 실험점들을 정확히 모델링하기 위하여 기존의 반응표면모델이 아닌 신경망모델⁽⁶⁾을 적용하여 제어기 계수 모델을 구축하여 최적해를 얻었으며, 이의 개선 정도를 정량적으로 평가하였다.

3. 피치제어기 최적화

3.1 피치제어 출력장치 모델링

피치제어를 위한 출력장치 블록다이어그램은 Fig. 4 와 같으며 입력과 출력의 전달함수로 변환하면 식(3)과 같이 나타낼 수 있다.⁽⁹⁾ 여기서, $U_a(s)$ 는 피치입력값 그리고 $U_o(s)$ 는 피치출력값이다. k_A 는 비례상수값을 의미하며 본 연구에서는 5MW NREL FAST 풍력발전기 모델에서 도출된 비례상수값인 38 을 적용한다.⁽¹⁰⁾

$$\frac{U_o(s)}{U_a(s)} = \frac{\frac{k_A}{S}}{1 + \frac{k_A}{S}} = \frac{k_A}{s + k_A} = \frac{38}{s + 38} \quad (3)$$

3.2 지글러-니콜스 계단응답법 자동동조

지글러-니콜스 계단응답법을 적용하여 구한 피치 제어기의 PID 계수값은 $K_p = 1.2427$, $T_i = 0.0121$, $T_d = 0.0047$ 과 같으며 구한 PID 계수값을 적용한 계단응답에 대한 응답 특성은 Fig. 5 와 같이 상승시간은 0.0577 초, 정착시간은 0.0947 초, 오버슈트는 8.76%를 나타냈다.

3.3 라틴 하이퍼큐브 기반 신경망모델

지글러-니콜스 계단응답법을 적용하여 구한 피치 제어기 계수값을 초기값으로 하여 Fig. 6 과 같이 주어진 설계 공간에 실험점들이 균등하게 분포하도록 총 30 회의 라틴 하이퍼큐브 실험점을 생성하여 신경망모델을 구성하였다.

McKay 등⁽¹¹⁾에 소개된 라틴 하이퍼큐브 샘플링 (Latin Hypercube Sampling)은 관심 있는 표본공간 전체에서 표본이 추출되도록 각 확률 변수의 범위를 N 개의 범위로 나눈 다음 각 구간에서 하나씩

추출하되 중복되지 않게 N 개를 뽑는 방법이다. 반복이 없이 모든 실험 영역을 고려할 수 있을 뿐만 아니라 많은 비용과 시간이 드는 실험을 비교적 적게 할 수 있다. 본 연구에서는 최적의 라틴 하이퍼큐브 샘플링을 생성하기 위하여 Sacks 등⁽¹²⁾이 제안한 평균제곱 오차의 예측치를 적분한 값 (IMSE: Integrated Mean Square Error of Prediction)을 최소화하는 방법을 적용하며 전역 최적해를 구하기 위하여 랜덤하게 100 회의 초기값을 적용하여 30 회의 실험점을 생성하였다.⁽⁵⁾

지글러-니콜스 계단응답법 시뮬레이션을 수행한 후 피치제어기의 응답결과의 개선 정도의 분석을 위해 라틴 하이퍼큐브 샘플링 기반 신경망모델을 구축하였다. 응답결과의 개선 정도는 주어진 계단응답과 제어기 응답과의 오차를 고려한 평균제곱근

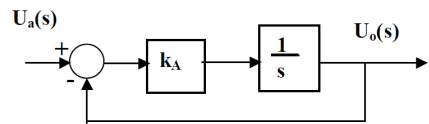


Fig. 4 Block diagram of the pitch actuator

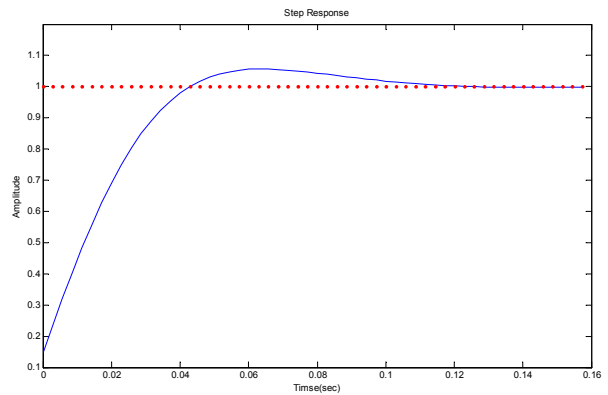


Fig. 5 Step response from Ziegler-Nichols auto-tuning

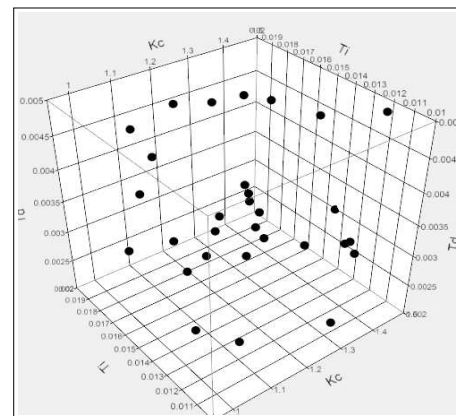


Fig. 6 Latin Hypercube sampling

오차(RMSE: Root Mean Square Error)로 고려하였다. 여기서, 신경망모델은 수많은 뉴런(Neuron)들이 서로 거미줄처럼 연결되어 있는 구조를 이루고 있다고 알려져 있는 인간의 두뇌가 정보를 처리하는 과정을 모델링한 것으로 인간의 신경체계와 유사한 성능특성을 가지도록 고안된 일종의 정보처리 시스템으로 정의할 수 있다.⁽⁶⁾ 본 연구에서는 신경망모델 중에서 다층 및 순환 신경망모델인 역전파(Back Propagation) 인공신경망모델을 사용한다. 역전파와 신경망모델의 학습 알고리즘은 첫 번째 단계에서 입력을 네트워크에 제시하면 이것이 네트워크의 순(Forward)방향으로 전파되어 출력을 내고, 이 출력과 목표와의 차이에 미분계수를 곱하여 출력 뉴런에 대한 오차를 계산한다. 두 번째 단계는 오차신호가 네트워크의 역방향으로 전파되면서 각 뉴런의 오차신호가 계산되고 이것을 바탕으로 연결강도를 지속적으로 수정해나가는 방법이다.

Fig. 7은 피치제어기의 계수인 비례득 K_p , 적분시간 T_i , 미분시간 T_d 의 3 개를 입력으로 하고 평균제곱근오차 Y_{rms} 를 응답으로 하여 총 30회의 라틴하이퍼큐브 샘플링을 적용하여 구현한 역전파 신경망모델을 도식적으로 나타낸 것이다. 인공 뉴런은 주어진 입력신호에 대해 연결강도(가중치, Weight)를 곱하여 모두 더한 후에 연결강도의 정도에 따라 활성화함수(Activation Function)로 불리는 비선형 함수를 거쳐 출력값을 도출한다. 따라서 어떤 활성화함수를 선택하느냐에 따라 뉴런의 출력이 달라질 수 있으며 활성화함수인 시그모이드 함수(Sigmoid Function)를 표현하기 위하여 쌍곡선 탄젠트(Hyperbolic Tangent) 함수인 TanH를 적용한다. 본 연구에서는 총 5 개의 노드를 적용하였기 때문에 아래 식과 같이 각각의 노드는 TanH 활성화함수로 표현되며 각각의 TanH 활성화함수는 3 가지 입력의 가중치들로 구성된다. 식 (4)는 이의 결과이다.

$$\begin{aligned}
 Y_{rms} = & 1.83172259382647 - 0.706730294850636 * \text{TanH} \\
 & (0.5 * (-1.12113891488316) + 1.1213719461347 * K_p - 44.7 \\
 & 6151904651 \cdot 14 * T_i + 175.962545457915 * T_d) - 0.018992 \\
 & 3878371199 * \text{TanH} (0.5 * (-13.4110767705343) + 13.46 \\
 & 75633839081 * K_p + 156.235 \cdot 891765032 * T_i - 1108.58899 \\
 & 389625 * T_d) + 0.040975438 \cdot 77329 \cdot 66 * \text{TanH} (0.5 * (-10. \\
 & 0445925311042) + 3.2563900781611 * K_p + 393.3448878 \\
 & 93832 * T_i + 420.495368424716 * T_d) + 0.0171816771821 \\
 & 134 * \text{TanH} (0.5 * (1.03693987631817 - 0.32899473658 * \\
 & K_p + 74.1735746689964 * T_i + -587.781675427767 * T_d)) - \\
 & 0.024 \cdot 6465 \cdot 243479719 * \text{TanH} (0.5 * (-2.2738068087940 \\
 & 4) - 4.3845954 \cdot 6553 \cdot 253 * K_p + 476.423976383556 * T_i + 72 \\
 & 7.662128476175 * T_d)
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

구축된 신경망모델의 정확도는 Fig. 8 과 같으며 학습(Training)된 신경망모델의 결정계수(RSquare)는 0.9999(99.99%)로서 주어진 학습데이터를 정확히 표현하고 있으며 검증(Validation) 데이터들도 결정계수가 0.9969(99.69%)로 구축된 신경망모델이 주어진 설계영역 범위 내에서는 출력값을 잘 예측한다는 것을 의미한다.

3.4 유전자 알고리즘을 적용한 최적화

유전자 알고리즘은 생물의 유전원리에서 착안하여 고안된 최적화 기법의 한 가지이며, 생물체가 교배와 돌연변이를 걸쳐 재생산 과정을 가지듯이 유전자 알고리즘도 같은 원리로 진화하며 최적해를 찾는다.⁽¹³⁾ 유전자 알고리즘은 문제를 최적화하기 위하여 부호화 및 역부호화 과정이 필요하다. 유전자 알고리즘은 진화알고리즘의 한 종류로 분류가 되며 진화알고리즘은 Table 2 와 같은 4 가지 종류가 있다.⁽¹³⁾ 여기서 GA (Genetic Algorithm)는 유전자 알고리즘, ES(Evolution Strategy)는 진화전략, EP(Evolution Programming)는 진화프로그래밍 그리고 GP (Genetic Programming)는 유전자프로그래밍을 의미한다.

유전자 알고리즘은 기존의 국소 최적화 기법과 비교하여 전역 최적해를 보장해줄 뿐만 아니라 특히 신경망모델 등과 같은 블랙박스 모델(Black Box Model)에 적용하여 전역 최적해를 구할 수 있

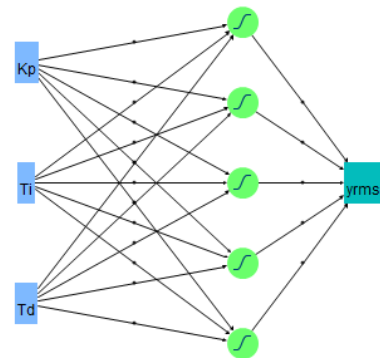


Fig. 7 Three layer neural network model of pitch PID controller

Training		Validation	
yrms	Measures	yrms	Measures
RSquare	0.9999626	RSquare	0.9969842
RMSE	0.0005717	RMSE	0.0046933
Mean Abs Dev	0.0004124	Mean Abs Dev	0.003789
-LogLikelihood	-120.9607	-LogLikelihood	-39.42672
SSE	6.5358e-6	SSE	0.0002203
Sum Freq	20	Sum Freq	10

Fig. 8 Modeling accuracy of PID controller neural network model

Table 2 4 kinds of evolution algorithm

Name	Type	Calculation	Beginning
GA	String	Crossover	Holland(1975)
ES	Vector	Mutation	Rechenberg(1963)
EP	Graph	Mutation	Fogel(1966)
GP	Tree	Crossover	Koza(1990)

Table 3 Comparison between Ziegler-Nichols and genetic algorithm

Name	ZN	GA	Diff.(%)
RMS	1.7335	1.50129	13.4%
Rise time	0.0577	0.0486	15.8%
Settle time	0.0947	0.0802	15.3%

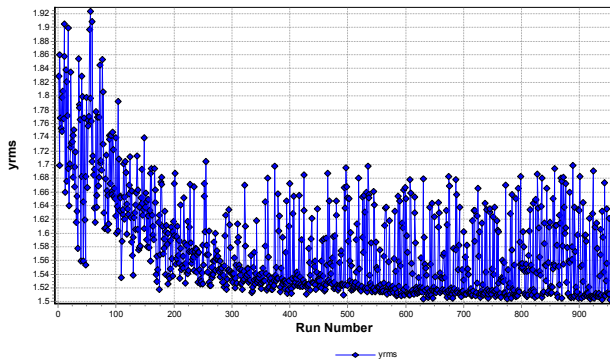


Fig. 9 Optimized solutions from genetic algorithm

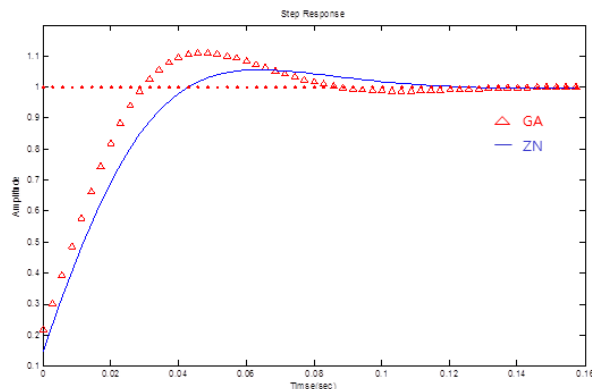


Fig. 10 Step response of initial and optimal solution

는 특징을 가지고 있다. 따라서, 본 연구에서 적용하는 라틴 하이퍼큐브 샘플링에 의한 제어기 신경망모델에 적용하여 전역 최적해를 찾는데 매우 적합하다고 판단된다.

피치 제어기 계수의 전역 최적해를 구하기 위하여 라틴 하이퍼큐브 샘플링을 통하여 구한 신경망모델에 유전자알고리즘을 적용한 결과 총 953 회 최적화를 수행하여 Fig. 9 와 같이 최적해를 구하였다.

지글러-니콜스 계단응답법에 의한 초기해와 라틴 하이퍼큐브 기반 유전자 알고리즘으로 구한 전역 최적해를 비교한 결과는 Table 3 과 같다. 여기서, ZN 은 지글러-니콜스 계단응답법을 그리고 GA 는 유전자 알고리즘을 나타낸다. 유전자 알고리즘으로 구한 최적해가 지글러-니콜스로 구한 초기해보다 평균제곱근 오차가 13.4% 향상되었으며 상승시간은 15.8%로 훨씬 빠르게 반응하며 정착시간은 15.3%로 정상 상태로 빠르게 수렴이 되는 것을 알 수 있다. 하지만 PID 제어기의 특징상 오버슈트는 26.7%로 악화되는 상충관계가 있음을 확인하였다. 만약에 상승시간과 정착시간뿐만 아니라 오버슈트도 최적화하려면 제어기 계수가 한가지인 기존의 PID 제어기 대신에 퍼지제어, 적응제어, 최적제어 등과 같이 PID 제어 계수가 변화하는 제어 방법론을 적용하여야 한다.⁽¹⁴⁾

유전자 알고리즘을 적용하여 구한 최적 계수값을 적용하여 구한 최적해와 지글러-니콜스 초기해를 계단응답법으로 비교한 결과는 Fig. 10 과 같다. 신경망 모델 기반 유전자알고리즘을 적용하여 구한 최적해는 Table 3 의 비교 결과와 같이 초기해보다 평균제곱근오차, 상승시간 및 정착시간과 같은 응답특성은 개선되었다.

4. 결 론

본 연구에서 지글러-니콜스 계단응답법을 적용한 피치제어기 계수 초기값을 기반으로 30 회 라틴 하이퍼큐브 실험점으로 신경망모델을 구성한 후 유전자 알고리즘에 의한 최적화를 수행하였다. 얻어진 결과는 다음과 같다.

(1) 유전자 알고리즘으로 구한 최적해의 평균제곱근오차가 지글러-니콜스 계단응답법으로 구한 초기해보다 13.4% 향상되었다.

(2) 수렴성의 척도인 상승속도와 정착시간은 유전자 알고리즘으로 구한 최적해가 초기해 대비 15.8% 및 15.3% 개선되었다.

(3) 지글러-니콜스로 구한 초기해에 실험계획법을 적용한 최적화 기법을 수행하면 최적 제어계수를 잘못 찾아줄 수 있는 기존 자동동조 시스템의 단점을 보완하여 보다 개선된 최적해 찾을 수 있음을 확인하였다.

후 기

본 논문은 동아대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었으며, 연구수행에 지원을 주신 관계자 여러분께 감사드립니다.

참고문헌

- (1) Kang, S. S., 1997, *Pitch Control Simulation of Wind Generator System*, Master's Thesis, Cheju National University.
- (2) Fernando, D. B., Hernan, D. B. and Ricardo, J. M., 2007, *Wind Turbine Control Systems*, Springer-Verlag, London.
- (3) Aidan O., 2009, *Handbook of PI and PID Controller Tuning Rules*, Imperial College Press, London.
- (4) Xue, D., Chen Y. Q. and Atherton, D. P., 2007, *Linear Feedback Control - Analysis and Design with MATLAB*, SIAM, Philadelphia
- (5) 2012, *JMP 10 Design of Experiments Guide*, SAS Institute Inc.
- (6) Arbib, M. A., 2003, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, THE MIT PRESS.
- (7) Jonkman, J. M., 2007, *Dynamics Modeling and Loads Analysis of an Offshore Floating Wind Turbine*, NREL/TP-500-41958, National Renewable Energy Laboratory
- (8) Furat, A. R. A. and Mohammed, A. A., 2010, "Simulation of Wind-Turbine Speed Control by MATLAB," *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, Vol. 2, No. 5, pp. 1793~8163.
- (9) Hand, M. M., 1999, "*Variable-Speed Wind Turbine Controller Systematic Design Methodology: A Comparison of Non-Linear and Linear Model-Based Designs*," NREL/TP-500-25540, National Renewable Energy Laboratory.
- (10) Aho, J., 2010, *Advanced Control of Large Scale Wind Turbines*, Master's Thesis, University of New Hampshire.
- (11) McKay, M. D., Beckman, R. J. and Conover, W. J., 1979, "A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in The Analysis of Output from a Computer Code," *Technometrics*, Vol. 21, pp. 239~245.
- (12) Sacks, J., Welch, W., Mitchell, T. and Wynn, H., 1989, "Design and Analysis of Computer Experiments," *Statistical Science*, Vol. 4, pp. 409~435.
- (13) Goldberg, D. E., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Co. Inc., N.Y.
- (13) Jin, K. I., 2001, *A Study on the Optimization Method of Architectural Design Using Genetic Algorithm*, Ph.D's Thesis, Yonsei University.
- (14) Henriksen, 2007, *Model Predictive Control of a Wind Turbine*, Master's Degree, Technical University of Denmark.