

칼만필터 및 인공신경망에 기반한 가변속 풍력발전 시스템을 위한 비선형 제어기 설계

Design of Nonlinear Controller for Variable Speed Wind Turbines based on Kalman Filter and Artificial Neural Network

문대선 · 김성호

Dae-Sun Moon and Sung-Ho Kim

군산대학교 전자정보공학부

요 약

최근 풍력발전 시스템은 가장 빨리 발전하고 있는 신재생 에너지원중 하나로 각광을 받고 있으며, 풍력발전 시스템의 주된 관심사는 어떻게 광범위한 풍속의 변화에서도 효율적으로 시스템을 동작시키는 가에 있다. 가변속 풍력발전 시스템은 고정속 풍력발전 시스템에 비해 더 높은 에너지 효율, 낮은 컴포넌트 스트레스를 달성할 수 있다는 장점을 갖는다. 일반적으로 가변속 풍력발전 시스템의 제어를 위해서는 풍속정보의 취득이 필수적으로 요구된다. 하지만 풍속계 등에 의해 측정된 풍속은 여러 요인에 의해 정확하지 않다는 문제점을 갖는다. 이에 본 연구에서는 풍속의 추정을 위한 칼만 필터와 칼만 필터에 의해 추정된 정보를 사용하여 학습된 인공신경망으로부터 최적의 로터 회전 속도를 유추할 수 있는 새로운 형태의 가변속 풍력발전 시스템을 위한 제어 알고리즘을 제안하고자 한다. 또한 Matlab의 시뮬링크를 사용하여 다양한 시뮬레이션 수행하여 제안된 기법의 유용성을 확인하고자 한다.

키워드 : 풍력발전 시스템, 가변속 풍력발전, 고정속 풍력발전, 풍속 추정, 칼만 필터, 인공 신경망

Abstract

As the wind has become one of the fastest growing renewable energy sources, the key issue of wind energy conversion systems is how to efficiently operate the wind turbines in a wide range of wind speeds. Compared to fixed speed turbines, variable speed wind turbines feature higher energy yields, lower component stress and fewer grid connection power peaks. Generally, measurement of wind speed is required for the control of variable speed wind turbine system. However, wind speed measured by anemometers is not accurate owing to various reasons. In this work, a new control algorithm for variable speed wind turbine system based on Kalman filter which can be used for the estimation of wind speed and artificial neural network which can generate optimum rotor speed is proposed. Also, to verify the feasibility of the proposed scheme, various simulation studies are carried out by using Simulink in Matlab.

Key Words : Wind turbine generating system, Variable speed wind turbine system, Fixed speed wind turbine system, Estimation of wind speed, Kalman filter, Artificial Neural Network

1. 서 론

최근 화석에너지의 고갈에 대비한 친환경적인 대체 에너지원으로 풍력발전이 주목을 받고 있다. 독일, 네덜란드 및 덴마크를 중심으로 서유럽 여러 나라에서는 1970년대부터 풍력발전에 대한 많은 연구가 있어 왔고, 그 결과 최근에는 수 MW급 풍력발전 시스템을 상용화하기에 이르렀다[1-3]. 국내에서도 다수의 연구기관을 중심으로 풍력발전 시스템의 국산화 연구개발이 활발히 진행되고 있으며 또한 정부 지원의 지역 에너지 사업을 통해 제주도 등 다수의 지역에

중대형 국내외 시스템이 도입되어 설치 운전되면서 국내 풍력 자원 개발의 가능성을 검토하고 있는 실정이다.

풍력발전 시스템은 운전방식에 따라 고정속 운전 및 가변속 운전 등으로 구분되며, 운전 효율적 측면에서 고정속 보다는 가변속 제어 시스템이 유리하다. 가변속 시스템은 cut-in 풍속이상부터 정격 풍속까지의 풍속 범위내에서 블레이드가 바람으로부터 얻을 수 있는 에너지를 최대한 얻고자 하는 제어 방식으로 이를 위해서는 블레이드 허브단에서의 정확한 풍속의 계측이 필수적으로 요구된다. 그러나 수평축 풍력발전기의 경우, 허브단에 풍속계의 직접적인 설치는 어려운 상태이며 또한 설치한다 하더라도 블레이드의 회전으로 인해 계측된 풍속값은 정확하지 않게 된다. 이러한 풍속 측정의 문제점을 해결하기 위해 Ekelund와 Ma 등은 칼만 필터를 이용하여 블레이드의 회전속도와 토오크를 추정 한 후, 이를 기반으로 실효 풍속을 추정하고자 한 바 있

접수일자 : 2010년 2월 16일

완료일자 : 2010년 4월 1일

본 연구는 지식경제부 신재생에너지 기술개발사업의 일환(2009T100100576)으로 수행되었습니다.

다[4-5].

일반적으로 가변속 풍력발전 시스템의 경우, 풍속에 따른 최대 전력점 추종(Maximum Power Point Tracking)을 가능케 하는 블레이드의 회전 속도는 발전기로부터의 인출되는 토크를 조절함으로써 제어될 수 있다. 발전기로부터 인출되는 토크는 발전기 출력단에 연결된 인버터 및 컨버터의 도통각을 제어함으로써 쉽게 제어가 가능하며 발전기의 토크 제어와 관련된 다양한 제어 기법이 여러 연구자들에 의해 수행된 바 있다[6-8]. 이에 본 연구에서는 풍속계를 사용하지 않고 cut-in 풍속 및 정격 풍속 구간내에서 최대전력점 추종을 가능케 하는 칼만 필터 및 인공신경망에 기반한 비선형 제어 알고리즘을 제안하고자 한다. 본 연구에서 도입된 칼만 필터는 터빈 블레이드에서 발생하는 토크의 추정을 위해 사용되며 인공신경망은 해당 풍속에서 최대 전력점 추종을 가능케 하는 기준 풍속의 발생을 위해 사용되었다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 풍력발전 시스템의 터빈 블레이드의 출력 특성 및 칼만 필터에 의한 토크 추정 기법에 대해 고찰하며, 3장에서는 본 연구에서 제안된 칼만 필터 및 인공신경망 기반의 비선형 제어기 설계에 대해 살펴본 후, 4장에서는 Matlab의 시뮬링크를 이용한 다양한 시뮬레이션을 수행하고 마지막으로 결론을 기술하고자 한다.

2. 풍력발전 시스템의 구성

2.1 시스템 모델링

풍력발전 시스템에서 전력 인출은 다음과 같은 세 가지 요소 즉, 유효한 풍력 에너지, 터빈의 파워곡선 및 풍속의 변화에 대한 전력 변환장치의 적응 능력 등에 의해 결정된다. 터빈과 기어박스(Drive-trains) 및 발전기로 구성된 가변속 고정피치(Variable-Speed Fixed-Pitch) 풍력발전 시스템의 전체 구성을 나타내면 그림 1과 같다.

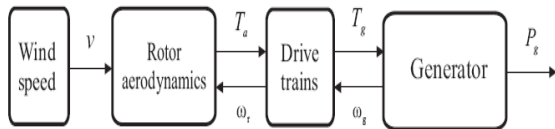


그림 1. 가변속 고정피치 풍력 발전 시스템의 구성
Fig. 1. Configuration of variable-speed fixed-pitch wind turbine system

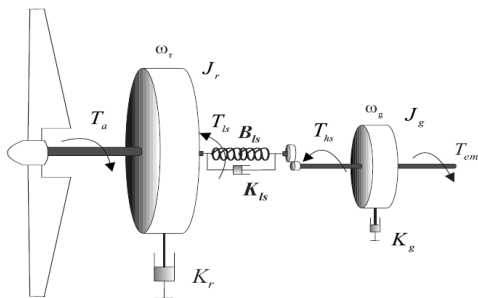


그림 2. Drive-train의 동력학
Fig. 2. Dynamics of Drive-train

풍력 에너지로부터 터빈에 의해 흡수되는 에너지는 식(1)과 같은 비선형 함수에 의해 표현이 가능하다.

$$P_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 V_{wind}^3 C_p(\lambda, \beta) \quad [W] \quad (1)$$

여기서 R 는 회전자의 반경[m], ρ 는 공기의 밀도로 약 $1.25 [Kg/m^3]$ 이며 λ 는 주속비(tip speed ratio)로 다음과 같이 표현된다.

$$\lambda = \frac{\omega_r R}{V_{wind}} \quad (2)$$

따라서 풍속 또는 터빈의 회전속도(ω_r)의 변화는 λ 의 변화를 가져오며 이는 전력 계수 $C_p(\lambda, \beta)$ 에 영향을 미쳐 궁극적으로 바람으로부터 터빈이 인출하는 전력의 변화를 초래하게 된다. 전형적인 전력 계수 $C_p(\lambda, \beta)$ 곡선은 그림 3과 같다. 그림에서와 같이 터빈이 회전을 개시하여, 주속비가 점점 커지면 출력계수가 증가하다가 어느 속도 이상으로 회전하게 되면 효율이 오히려 떨어진다는 것을 알 수 있다. 이러한 출력 계수는 블레이드의 설계에 따라 달라지며 Betz의 연구결과 및 Rankine-Froude 모델에 따르면 이론적 최대값이 0.59로 알려져 있다.

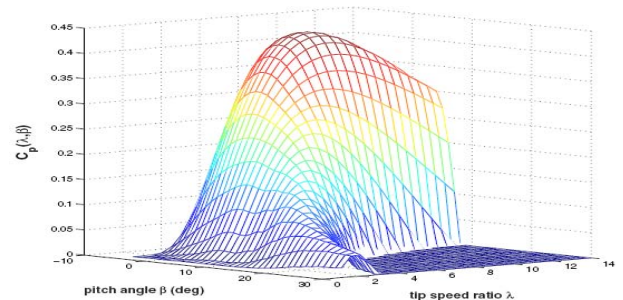


그림 3. 풍속 및 피치각 변화에 따른 전력계수
Fig. 3. Power coefficient according to variation of wind speed and pitch angle

식(1)의 P_a 는 $T_a \omega_r$ 이므로 터빈이 발생시키는 토크는 식(2)을 이용하면 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$T_a = \frac{P_a}{\omega_r} = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 V_{wind}^2 C_q(\lambda, \beta) \quad [Nm] \quad (3)$$

여기서 $C_q(\lambda, \beta)$ 는 토크 계수로 다음과 같이 표현된다.

$$C_q(\lambda, \beta) = \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda} \quad (4)$$

식(3)으로 표현되는 터빈의 토크는 그림 2에서와 같이 터빈 샤프트를 ω_r 의 속도로 회전시킨다. Drive-train의 저속 축 토크 T_{ls} 와 T_a 는 다음과 같은 미분방정식을 만족하게 되며

$$T_a = J_r \dot{\omega}_r + K_r \omega_r + T_{ls} \quad (5)$$

여기서 T_{ls} 는 다음과 같이 표현되는 ω_r 과 ω_{ls} 간의 속도 차에 기인하여 발생하는 정지 토크이다.

$$T_{ls} = B_{ls}(\theta_r - \theta_{ls}) + K_{ls}(\omega_r - \omega_{ls}) \quad (6)$$

또한 그림 2로부터 Drive-train의 고속부에 연결된 고속 축 토크 T_{hs} 는 발전기의 회전과 발전기로부터 출력되는 토크 T_{em} 의 발생을 위해 사용되며 이들 간에 만족되는 미분방정식을 나타내면 다음과 같다.

$$T_{hs} = J_g \dot{\omega}_g + K_g \omega_g + T_{em} \quad (7)$$

일반적으로 Drive-train을 거치게 되면, 저속축 속도 ω_{ls} 는 기어비 n_g 에 의해 증가되어 ω_g 로 되고 반면에 저속축 토크는 감소된다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$n_g = \frac{T_{ls}}{T_{hs}} = \frac{\omega_g}{\omega_{ls}} \quad (8)$$

따라서 Drive-train에 의한 뒤틀림 현상이 없다고 가정한다면 즉, $\omega_r = \omega_{ls}$ 이면 터빈의 동적 모델은 다음과 같이 간단하게 표현될 수 있다.

$$T_a = J_t \dot{\omega}_r + K_t \omega_r + T_g \quad (9)$$

여기서

$$J_t = J_r + n_g^2 J_g$$

$$K_t = K_r + n_g^2 K_g$$

$$T_g = n_g T_{em}$$

이다.

2.2 가변속-고정 피치 제어시스템에서의 속도제어

가변속-고정피치 풍력 발전시스템의 경우 그림 4에서와 같이 정격 풍속이상에서는 스톱제어에 의해 발생 전력을 강제적으로 제한하며 cut-in 풍속 (V_{cutin})과 정격 풍속 (V_{rated}) 사이에서는 현재의 풍속에서 최대의 전력을 인출하도록 제어된다.

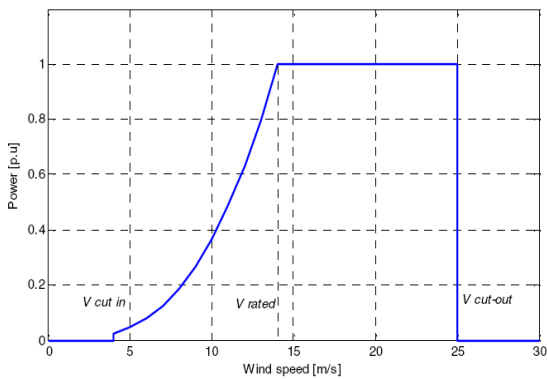


그림 4. 풍속에 따른 전력 곡선

Fig. 4. Power curve for variation of wind speed

가변속 제어구간에서는 풍력발전기로부터 최대의 전력을 인출하기 위해 식(1)의 $C_p(\lambda, \beta)$ 가 최대가 되도록 블레이드를 회전시켜야 하며 전형적인 가변속 시스템에 대한 속도 제어 루프를 나타내면 그림 5와 같다.

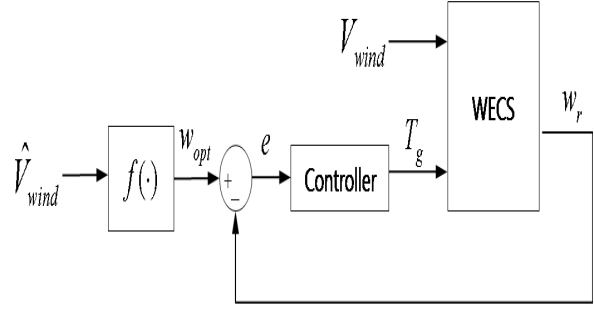


그림 5. 가변속 제어 시스템의 속도 제어 루프

Fig. 5. Speed control loop for variable speed operation

그림에서 \widehat{V}_{wind} 는 속도제어 루프의 기준 풍속(ω_{opt})을 발생시키기 위해 여러 가지 풍속 추정기법에 의해 추정된 풍속을 나타내며 V_{wind} 는 풍력발전기에 인가되는 실효 풍속을 의미한다. 일반적으로 풍속변화에 따른 기준 풍속 ω_{opt} 는 다음과 같이 결정된다.

$$\omega_{opt} = f(\widehat{V}_{wind}) = \begin{cases} \lambda_{opt} \widehat{V}_{wind} / R & \text{if } \widehat{V}_{wind} < V_{rated} \\ \omega_{rated} & \text{if } V_{rated} \leq \widehat{V}_{wind} < V_N \end{cases} \quad (10)$$

식(10)은 추정된 풍속이 정격풍속보다 작다면, 기준 풍속은 블레이드 설계시 결정되는 λ_{opt} 및 \widehat{V}_{wind} 에 의해 결정되며 만일 추정된 풍속이 V_{rated} 보다 크고 V_N 보다 작은 범위에 있다면 일의적으로 ω_{rated} 로 결정됨을 의미한다. 따라서 가변속 풍력발전 시스템의 경우, cut-in 풍속 (V_{cutin})과 정격 풍속 (V_{rated})의 사이에서 최대의 전력인출을 위해서는 반드시 현재의 풍속을 알아야 한다. 그러나 풍력발전 시스템 설계시 발생하는 큰 문제 중 하나는 정확한 풍속의 측정이 힘들다는 것이다. 일반적으로 풍력발전기 블레이드 부근의 풍속은 블레이드의 자체 회전에 의해 영향을 받게 되어 풍속계를 설치한다 하더라도 정확한 풍속의 측정이 불가능하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 풍력발전기 부근에 기상타워를 설치하여 이로부터 계측된 풍속을 제어에 사용하는 방법과 좀 더 현실적인 대안으로 실효 풍속을 추정하기 위해 Kalman 필터 등과 같은 추정기를 사용하는 방법 등이 있다.

2.3 Kalman 필터에 의한 풍속 추정 기법

본 절에서는 Kalman 필터에 의한 풍속 추정기법에 대해 고찰하고자 한다. 이 기법은 토크 T_a 와 ω_r 을 Kalman 필터를 사용하여 추정한 후, 이를 기반으로 현재의 풍속을 추정하는 기법으로 구체적인 설명은 다음과 같다.

풍력발전에서 풍속은 블레이드에 의해 접촉되는 디스크 상에서의 속도로 하나의 추정방법만으로 정확히 측정하는 것은 거의 불가능하다. 따라서 풍속계에 의해 측정되는 풍속은 토크 식(1)에 사용되는 풍속에 대한 근사치로 간주될 수 있으며 이를 실효풍속(effective wind speed)라 한다. 이러한 실효 풍속 v 를 구할 수 있다면 풍속계 없이도 풍력발전 시스템을 효율적으로 제어하는 것이 가능하게 된다. 이를 위해 풍력발전기 자체를 실효 풍속의 측정을 위한 센서로 고려하는 것이 가능하게 된다. 풍력발전기를 이용한 풍속의 추정과정은 두 단계이며 구성되며 첫째는 블레이드로부터 발생된 토크의 추정이고 둘째는 이로부터 실효 풍속의 유추과정이다.

블레이드로부터 발생된 토크를 Kalman 필터를 사용하여 추정하기 위해서는 식(9)의 블레이드 동적 모델을 기반으로 ω_r 뿐만 아니라 T_a 도 추정될 상태변수로 식(11)과 같이 선정해야 한다.

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_r \\ \dot{T}_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{K_t}{J_t} & \frac{1}{J_t} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_r \\ T_a \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{1}{J_t} \\ 0 \end{bmatrix} T_g + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \xi$$

$$y = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} \omega_r \\ T_a \end{bmatrix} + w \quad (11)$$

여기서 ξ 는 프로세스 노이즈이며 w 는 측정 노이즈이다.

식(11)의 K_t, J_t 는 시스템과 관련된 기지의 파라미터로 식(11)에 대한 Kalman 필터를 설계하면 ω_r, T_a 에 대한 추정치 $\hat{\omega}_r$ 및 \hat{T}_a 를 구하는 것이 가능하게 된다.

임의의 블레이드에 대한 식(3)의 토크 계수 $C_q(\lambda, \beta)$ 는 일반적으로 look-up 테이블의 형태로 주어지며 이는 다음과 같은 다항식으로 표현하는 것이 가능하다.

$$C_q(\lambda) = \sum_{i=0}^n a_i \lambda^i \quad (12)$$

따라서 칼만 필터로부터 속도 및 블레이드의 토크에 대한 추정값 $\hat{\omega}_r, \hat{T}_a$ 및 식(3), (12)를 이용한다면 다음과 같은 대수 방정식을 얻을 수 있다.

$$\hat{T}_a - \frac{1}{2} \rho \pi R^3 C_q \left(\frac{\hat{\omega}_r R}{V_{wind}} \right) V_{w=0 \in d}^2 = 0 \quad (13)$$

식 (13)의 다항식으로부터 뉴턴-랩슨방법을 이용하여 V_{wind} 를 구할 수 있으며 최종적으로 임의의 풍속에서 최대의 토크를 발생시킬 수 있는 블레이드의 속도 $\hat{\omega}_{opt}$ 는 다음과 같이 결정될 수 있다.

$$\hat{\omega}_{opt} = \frac{\lambda_{opt} V_{opt}}{R} \quad (14)$$

3. 제안된 칼만 필터 및 신경망 기반의 비선형 제어기

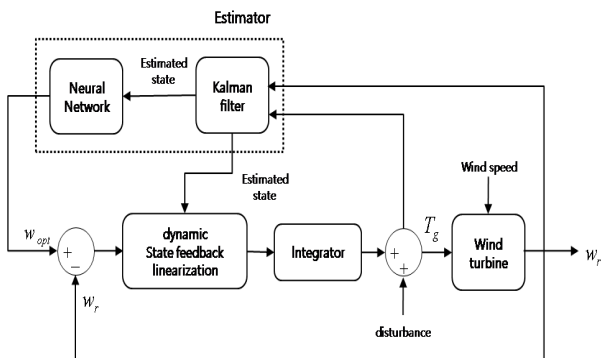


그림 6. 제안된 비선형 상태 궤환 제어 기법

Fig. 6. Proposed nonlinear state feedback control scheme

본 절에서는 앞서 고찰한 Kalman 필터에 의해 추정된 블레이드의 속도 및 토크를 기반으로 현재의 풍속을 추정하여 이를 제어에 사용하는 기법을 대신할 수 있는 그림 6과 같은 Kalman 필터 및 신경망에 기반한 비선형 상태 궤환 제어 기법을 제안하고자 한다.

제안된 방법은 블레이드의 속도 및 토크 추정을 위한 Kalman 필터, 해당 블레이드의 속도-토크 특성을 기억시킨 인공 신경망 및 비선형 상태 궤환 제어기로 구성된다. 각 부분에 대한 설명은 다음과 같다.

3.1 풍속에 따른 최적 회전속도의 학습을 위한 인공 신경망

제안된 시스템은 해당 블레이드의 속도-토크 특성을 학습이 가능한 인공신경망에 학습시킨 후, 학습이 완료된 인공신경망에 Kalman 필터로부터 추정된 속도, 토크를 입력시켜 최적의 $\hat{\omega}_{opt}$ 를 구하고자 하였다.

학습에 사용된 신경망의 구조 및 학습데이터는 그림 7과 같다. 그림에서와 같이 학습입력데이터는 해당 블레이드의 속도-토크 곡선으로부터 얻었고, 학습출력데이터는 속도-전력곡선으로부터 얻었으며, 신경망은 일반적인 3층 구조의 신경망을 사용하였다.

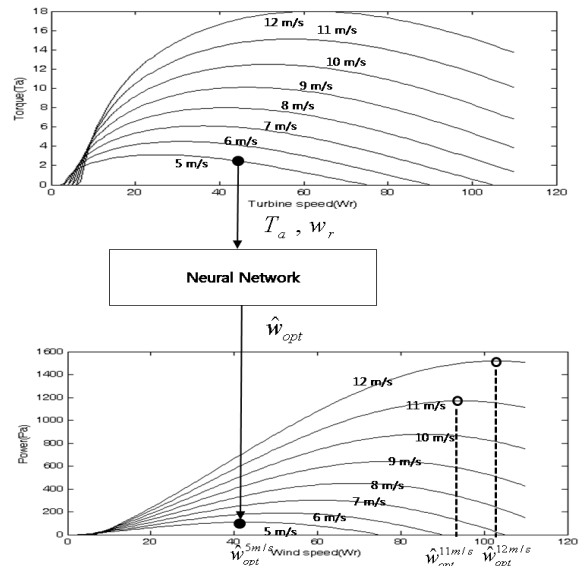


그림 7. 신경망에 의해 학습된 풍속에 따른 속도-토크 특성

Fig. 7. Speed-Torque characteristic trained by artificial neural network

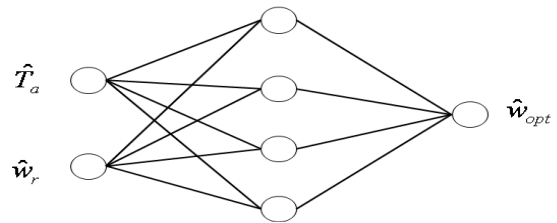


그림 8. 학습된 신경망에 입력력 특성

Fig. 8. Input-output characteristic of trained neural network

학습이 완료된 신경망의 입력으로 그림 8과 같이 Kalman 필터에 의해 추정된 \hat{T}_a 및 $\hat{\omega}_r$ 이 입력되고 신경망으로부터 현 상태에서의 최적의 $\hat{\omega}_{opt}$ 가 출력된다.

3.2 칼만 필터를 갖는 비선형 상태 궤환 제어기

풍력발전시스템에서의 MPPT 기법은 해당 풍속에서 출력을 최대로 얻을 수 있도록 최적 포인트를 추적하는 기법이다. 일반적으로 풍력발전시스템에 적용 가능한 MPPT 기법은 그림 9와 같이 풍속계의 사용여부에 따라 여러 형태로 분류될 수 있다.

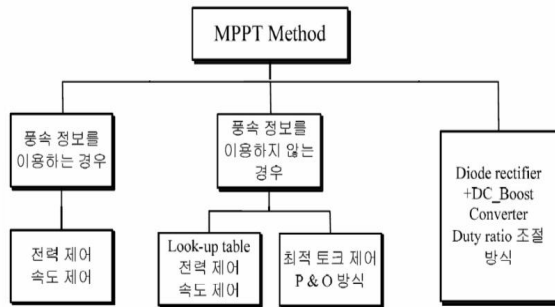


그림 9. 일반적인 풍력발전 시스템에 적용가능한 각종 MPPT 알고리즘의 종류

Fig. 9. Various MPPT algorithms which can be applied to general wind turbine system

본 연구에서는 다양한 형태의 MPPT 알고리즘 중, 풍속 정보를 이용하지 않는 MPPT 기법에 대해 고찰하고자 하며, 전절에서 설명한 바와 같이 학습된 신경망으로부터 현재 풍속에서의 최적 $\hat{\omega}_{opt}$ 를 계산한 후, 현재 회전속도(ω_r)가 $\hat{\omega}_{opt}$ 를 추적하도록 비선형 상태궤환 제어기(MPPT 제어기)를 설계하였다. 비선형 상태궤환 제어기는 칼만필터에 의해 추정된 토크 및 속도, 그리고 신경망 출력인 최적 $\hat{\omega}_{opt}$ 값을 입력으로 하여 발전기의 출력토크를 결정하게 되고 이를 통해 현재의 속도가 최적 $\hat{\omega}_{opt}$ 를 추종하도록 한다.

블레이드의 회전속도와 관련된 동적 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\dot{\hat{\epsilon}} + a_0 \hat{\epsilon} = 0 \tag{15}$$

여기서 $\hat{\epsilon} = \hat{\omega}_{opt} - \hat{\omega}_r$ 이다.

따라서 식(9) 및 식(15)을 이용한다면 다음과 같이 표현되는 발전기로부터 인출되어야 할 토크를 구하는 것이 가능하게 된다.

$$T_g = \hat{T}_a - K_t \hat{\omega}_r - J_t a_0 \hat{\epsilon} - J_t \hat{\omega}_{opt} \tag{16}$$

그러나 상기와 같은 상태 궤환 제어기는 정상 상태 추종 및 외부 외란에 대해 강인하지 못하다는 문제점을 갖게 되며 따라서 본 연구에서는 다음과 같은 동적 상태 궤환 제어기(Dynamic state feedback controller)를 도입하고자 한다.

동적 상태 궤환 제어기는 식(15)로 표현되는 오차 방정식을 식(17)과 같이 확장한 것으로

$$\ddot{\hat{\epsilon}} + b_1 \dot{\hat{\epsilon}} + b_0 \hat{\epsilon} = 0 \tag{17}$$

식(9) 및 식(17)을 이용한다면 발전기로부터 인출되어야 할 토크는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$\dot{T}_g = \dot{\hat{T}}_a - K_t \dot{\hat{\omega}}_r - J_t \dot{\hat{\omega}}_{opt} - J_t b_1 \dot{\hat{\epsilon}} - J_t b_0 \hat{\epsilon} \tag{18}$$

4. 시뮬레이션 고찰

본 절에서는 제안된 기법의 유용성 검증을 위해 그림10과 같은 시뮬링크 블록을 구성하였다.

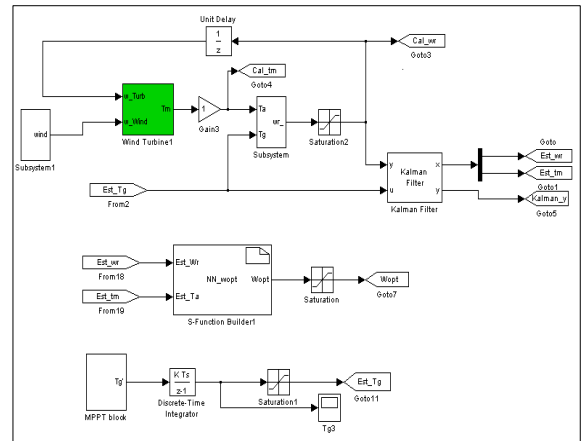


그림 10. 제안된 칼만필터와 신경망을 이용한 비선형 제어기의 시뮬레이션을 위한 시뮬링크의 블록

Fig. 10. Simulink block for simulation of proposed non-linear controller using kalman filter and neural network.

그림 10의 시뮬링크 블록은 터빈 블레이드의 토크 특성곡선을 look-up 테이블로 표현한 wind turbine 블록과 식(9)의 상태공간 미분방정식 및 발전기로부터의 인출 토크 T_g 및 ω_r 을 입력으로 하여 \hat{T}_a 및 $\hat{\omega}_r$ 을 추정하는 칼만 필터 블록으로 구성된다. 또한 칼만필터 블록으로부터 추정된 \hat{T}_a 및 $\hat{\omega}_r$ 을 통해 최적의 $\hat{\omega}_{opt}$ 를 추정하기 위해 사용되는 인공신경망 블록과 칼만필터에서 출력된 추정값 및 인공신경망의 추정값을 이용하여 블레이드의 회전속도가 최적의 $\hat{\omega}_{opt}$ 값을 추종하도록 하는 MPPT(Maximum Power Point Tracking) 블록으로 구성되며 이들의 블록과 시뮬레이션 결과를 설명하면 다음과 같다.

4.1 터빈 블레이드 블록

설계된 터빈 블레이드 블록은 그림 11과 같이 현재의 풍속 및 블레이드의 회전수를 입력받아 블레이드로부터 출력되는 토크를 모사하는 기능을 수행한다.

그림 11의 look-up 테이블에는 그림 12와 같이 표현되는 전력 특성 곡선이 저장되었다.

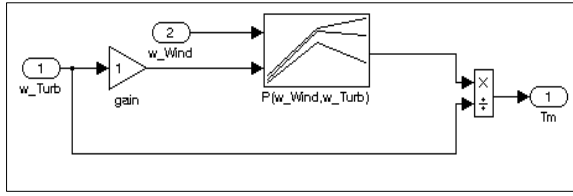


그림 11. 토오크 발생을 위한 시뮬링크 블록
Fig. 11. Simulink block for torque generation

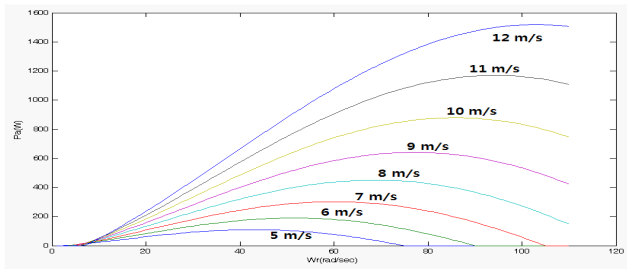


그림 12. Look-up 테이블에 사용된 전력특성곡선
Fig. 12. Power coefficient curve for look-up table

4.2 토오크 추정을 위한 칼만 필터 블록

현재 풍속에서 발생하는 토오크의 추정을 위한 칼만 필터는 발전기로부터의 인출 토오크 T_g 및 ω_r 을 입력으로 하여 \hat{T}_a 및 $\hat{\omega}_r$ 을 추정하는 기능을 수행하며 블록의 내부 구조는 다음과 같다.

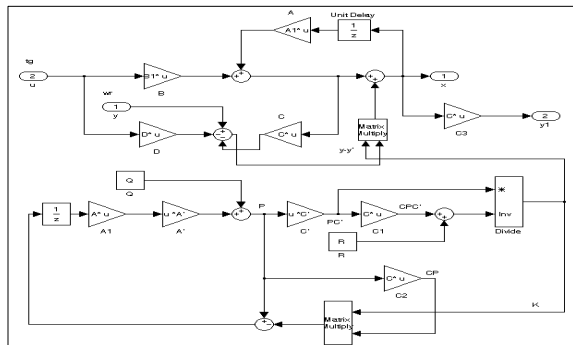


그림 13. Kalman filter의 구현을 위한 시뮬링크 블록
Fig. 13. Simulink block for kalman filter

4.3 칼만필터에 의한 토오크 추정 특성

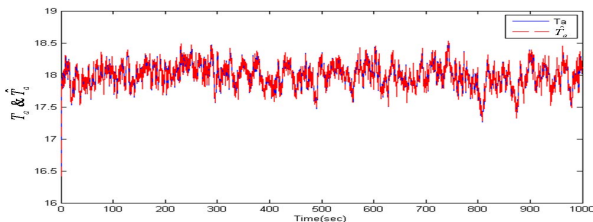


그림 14. 풍력터빈의 T_a 와 칼만필터에 의해 추정된 \hat{T}_a 의 비교
Fig. 14. Comparison between T_a from wind turbine and \hat{T}_a estimated by kalman filter

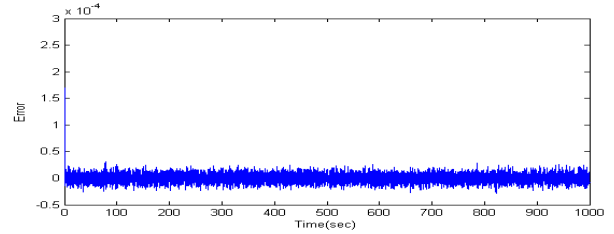


그림 15. T_a 와 추정된 \hat{T}_a 간의 추정 오차
Fig. 15. Estimation error between T_a and \hat{T}_a estimated by kalman filter

4.4 신경망을 이용한 최적의 $\hat{\omega}_{opt}$ 추정 특성

학습된 신경망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며, 각 층은 2개, 10개, 1개로 구성된다. 그림 16은 풍속 7 m/s에서 칼만필터로부터 추정된 \hat{T}_a 과 $\hat{\omega}_r$ 을 신경망 입력으로 사용하였을 경우와 터빈블레이드 모델로부터의 T_a 및 ω_r 를 신경망의 입력으로 사용하였을 경우에 출력되는 $\hat{\omega}_{opt}$ 의 특성을 나타낸 것이며 그림 17은 두 출력간의 추정 오차를 나타낸 것이다.

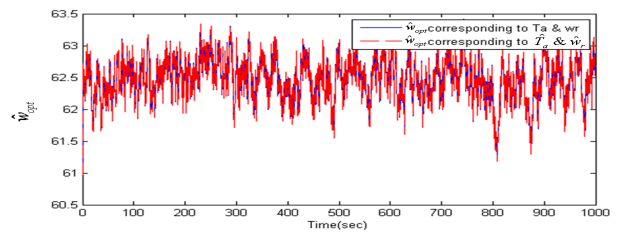


그림 16. 풍력터빈의 T_a , ω_r 및 칼만필터로부터의 \hat{T}_a , $\hat{\omega}_r$ 에 의한 최적 $\hat{\omega}_{opt}$ 추정 특성

Fig. 16. Comparison of neural network output corresponding to T_a , ω_r of wind turbine and \hat{T}_a , $\hat{\omega}_r$ estimated by kalman filter

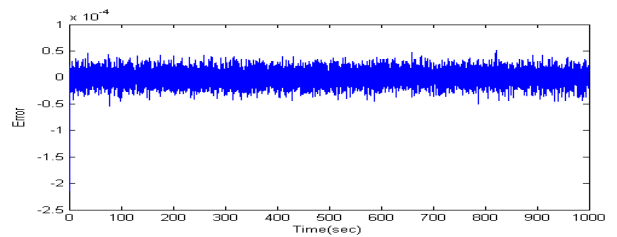


그림 17. 풍력터빈의 T_a , ω_r 과 칼만필터에 의해 추정된 \hat{T}_a , $\hat{\omega}_r$ 에 대한 신경망의 추정 오차

Fig. 17. Output error of neural network corresponding to T_a , ω_r of wind turbine and \hat{T}_a , $\hat{\omega}_r$ estimated by kalman filter

4.5 비선형 상태계환 제어기의 출력 특성

신경망으로부터 출력된 최적 $\hat{\omega}_{opt}$ 를 추종하기 위해 구현된 동적 상태 계환 제어기를 나타내면 그림 18과 같다.

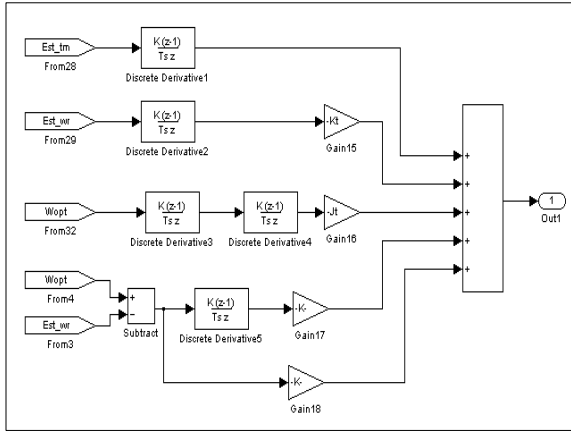


그림 18. 동적 상태 궤환 제어기를 위한 시뮬링크 블록
Fig. 18. Simulink block for dynamic state feedback controller

식(17)의 b_1 b_0 를 1과 25로 선정하였을 경우, 풍속을 4 m/s에서 10.5 m/s로 변화시켰을 때의 MPPT 추종 특성을 나타내면 그림 19와 같다. 또한 비선형 제어기의 이득 b_1 b_0 를 10과 10으로 변경하였을 경우의 응답 특성은 그림 20과 같으며 이들 그림으로부터 비선형 상태궤환 제어기에 의한 효율적인 MPPT의 추종이 가능함을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 풍속계를 사용하지 않고 cut-in 풍속 및 정격 풍속 구간내에서 최대전력점 추종을 가능케 하는 칼만 필터 및 인공신경망에 기반한 비선형 제어 알고리즘을 제안 하였으며 제안된 제어 기법의 유용성 확인을 위해 Matlab의 시뮬링크를 이용하여 다양한 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션 결과 칼만 필터의 우수한 토크 추정 특성으로 인해 풍속이 변화하는 상황에서도 효율적인 최대 전력점 추종을 할 수 있음을 확인하였다.

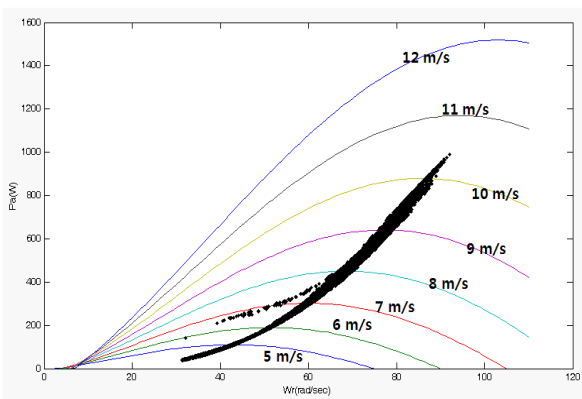


그림 19. 비선형 상태궤환 제어기의 MPPT 특성($b_1 = 1$, $b_0 = 25$)

Fig. 19. MPPT characteristic of dynamic non-linear state feedback controller($b_1 = 1$, $b_0 = 25$)

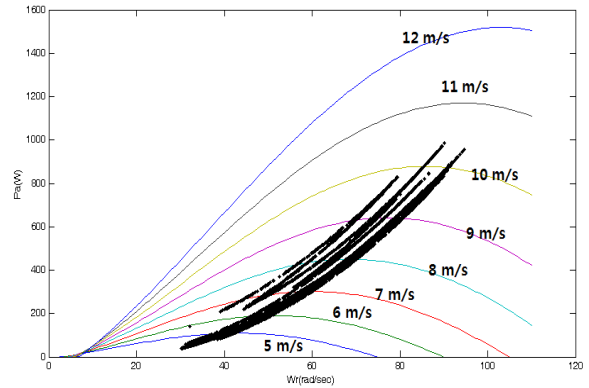


그림 20. 비선형 상태궤환 제어기의 MPPT 특성($b_1 = 1$, $b_0 = 10$)

Fig. 20. MPPT characteristic of dynamic non-linear state feedback controller

참고 문헌

- [1] R. Hoffmann, P. Mutschler, "The Influence of Control Strategies on the Energy Capture of Wind Turbine", *2000 IAS Conference Record*, pp.886-893, 2000
- [2] Anders Grauers, "Efficiency of three wind energy generator system", *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 11, no. 3, pp.650-657, 1996
- [3] Shibashis Bhowmik, Rene Spee, Hohan H.R. Enslin, "Performance Optimization for Doubly Fed Wind Power Generation Systems", *IEEE Trans. Industry Application*, vol. 35, no. 4, pp.949-958, 1999
- [4] Ekelund, T. Modelling and linear quadratic optimal control of wind turbines, Ph.D. thesis, Chalmers University of Technology, Goteborg, Sweden, 1997
- [5] Ma, X. Adaptive extremum control and wind turbine control, Ph.D. thesis, Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark, 1997
- [6] Tapia, A, Tapia, G, "Modelling and control of a wind turbine driven doubly fed induction generator," *IEEE Transactions on energy conversion*, vol.18, no.2, pp.194-204, 2003
- [7] Pena, R, Clare, J.C., "A doubly fed induction generator using back-to-back pwm converters supplying an isolated load from a variable wind turbine," *IEE Proc., Electr. Power Appl*, vol.143, no.5, pp.380-387, 1996
- [8] Amalte, S, Bodrigues, J.C, "Direct torque control of a doubly-fed induction generator for variable speed wind turbines," *Electric Power Comonents and system*, vol.30, no.2, pp.199-216, 2002

저 자 소 개

문대선 (Dae-Sun Moon)

2010년 : 군산대학교 전자정보공학부 학사졸업
2010년~현재 : 동 대학원 전자정보공학부 석사과정

관심분야 : 뉴럴 네트워크, DSP, 마이크로컨트롤러,
하드웨어 설계 및 개발

김성호 (Sung-ho Kim)

1984년 : 고려대학교 공과대학 학사졸업
1986년 : 고려대학교 대학원 석사졸업
1991년 : 고려대학교 대학원 박사 졸업
1988~1990년 : 고려대 생산기술연구소 연구원
1995~1996년 : JAPAN HIROSHIMA UNIVERSITY
POST-DOC.
1991년~현재 : 군산대학교 제어로봇시스템학과 교수

관심분야 : 뉴럴 네트워크, 퍼지, 센서 네트워크,
공장 자동화 및 오류검출

E-mail : shkim@kunsan.ac.kr