

퍼지-뉴로 제어에 의한 PV 시스템의 MPPT 알고리즘 개발

정철호*, 고재섭**, 최정식**, 김도연**, 정병진**, 박기태**, 정동화**
 순천대학교 정보통신공학부*, 순천대학교 정보통신공학부**

Maximum Power Point Tracking Algorithm Development of Photovoltaic System by Fuzzy -Neuro Control

Chul-Ho Jung*, Jae-Sub Ko**, Jung-Sik Choi**, Do-Yeon Kim**, Byung-Jin Jung**, Ki-Tae Park**, Dong-Hwa Chung**
 Suncheon University*, Suncheon University**

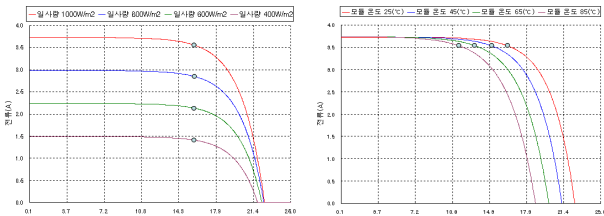
Abstract - The paper proposes a novel control algorithm for tracking maximum power of PV generation system. The maximum power of PV array is determined by a insolation and temperature. Prior considered the term in PV generation system is how maximum power point is accurately tracked. The paper proposes a Fuzzy-Neuro control algorithm so as to accurately track those maximum power points. The proposed control algorithm comprises the antecedence part of fuzzy rule and clustering method, multi-layer neural network in the consequent part. Fuzzy-Neuro has the advantages which are depicted both high performance and robustness in Fuzzy control and high adaptive control in Neural Network. Specially, it can show the outstanding control performance for parameter variations applying to non-linear character of PV array. In paper, the tracking speed and the accuracy prove the validity through comparing a proposed algorithm with a conventional one.

1. 서 론

태양전지 모듈이 아직까지는 고가이고 일사량, 소자온도, 부하와 같은 외부환경 등에 따라 최대출력점(Maximum Power Point)이 변하는 특성을 가지고 있다. 또한 변환효율이 수 십 %정도 밖에 되지 않기 때문에 가능한 많은 에너지를 태양전지에서 얻을 수 있도록 해야 하며, 항상 최대 전력점에서 동작하도록 제어해야 할 필요가 있다.[1] 태양전지 어레이는 비선형적 특성 때문에 파라미터 변동 등에 대한 강인성 제어가 요구된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 최근 퍼지제어를 이용한 MPPT 기술이 제시되고 있다.[2][3] 퍼지 추론의 장점은 불충분한 센서정보의 시스템을 다루기 위한 계산을 할 수 있게 한다. 하지만 퍼지기반 시스템은 일사량과 온도 등의 다양하게 변하는 파라미터들에 대한 적응 제어는 여전히 부족하다. 그러므로 퍼지제어에 적응성을 혼합한 제어 기법은 시스템의 동작을 더욱 향상시킬 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 퍼지제어와 신경회로망을 혼합한 퍼지-뉴로 제어를 적용한 MPPT알고리즘을 제시하고 종래의 MPPT 알고리즘과 비교하여 본 논문의 타당성을 입증한다.

2. 태양전지의 최대전력점

태양전지셀의 특성은 V-I 특성곡선의 동작에 따라 이해할 수 있다. 이러한 특성 곡선은 태양전지 셀의 현재 동작에 따라 생성된다. 그림 1의 (a)는 다양한 일사량에 대한 V-I 관계를 나타내고 (b)는 온도변화에 따른 V-I 특성곡선을 나타낸다. 그림1에서와 같이 특정 일사량과 온도에서 V-I 곡선의 하강 지점에 특징적인 점 즉, 최대전력점이 나타난다. 최대전력점 추적 알고리즘은 이러한 점들을 추적하여 얻어지므로 전체 시스템의 최적 동작점을 얻을 수 있다.



(a) 일사량 변화 (b) 온도 변화
 <그림 1> 태양전지의 V-I 특성곡선.

3. 퍼지-뉴로 제어기의 설계

일반적으로 퍼지 논리제어기의 동작 동작은 전문가의 지식에 기초한 언어

제어 룰의 집합에 의해 특성화된다. 언어 제어룰을 다음과 같이 가정한다.

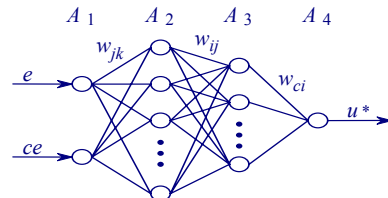
If E is A_{11} and CE is A_{12} , then U is B_1 (1)

여기서 E, CE 및 U는 각각 오차, 오차의 변화 및 제어변수를 나타낸다. A_{1n} 은 퍼지의 멤버십 함수 $\mu_{A_{1n}}(x_j)$ 에 의해 특성화된 퍼지변수를 나타낸다. B_1 은 실제 일정한 값을 나타낸다. E, CE 및 U의 퍼지집합은 {PB, PM, PS, ZR, NS, NM, NB}이다. 여기서 P, N, B, M, S, 및 ZR는 각각 Positive, Negative, Big, Medium, Small 및 Zero를 나타낸다. 퍼지의 멤버십 함수는 $\mu_{A_{1n}}(x_j) = \exp\left[-\left[\frac{x_j - a}{b}\right]^2\right]$, ($b > 0$)이다. 요구되는 제어출력을 추론하기 위하여 다음과 같은 간단한 추론방법을 이용한다.

$$U^* = \frac{\sum_{i=0}^m \alpha_i B_i}{\sum_{i=0}^m \alpha_i} \quad (2)$$

$$\alpha_i = \prod_{j=0}^n \mu_{A_{1n}}(x_j) \quad (3)$$

여기서 α_i 는 퍼지 동작과 일치하는 i 번째 룰의 조건의 진리값을 포함한다. B_i 는 퍼지 집합이 아니고 실수이다. 위 추론과정은 연산 NN 구조에 의해 구체화할 수 있다. 또한 if-then 룰의 조건부과 결과부는 비선형성과 학습함수에 의한 다층 NN에 의해 설계된다. 그림 2는 제시한 퍼지-뉴로의 구조를 나타낸다. 여기서 두 개의 입력변수는 오차 e와 오차의 변화 ce를 나타내고 하나의 출력은 제어변수 u이다.



<그림 2> 퍼지-뉴로 제어기의 구조.

3.1 퍼지-뉴로 제어기의 조건부의 구현

그림 2에서 층 A_1 과 A_3 사이에 NN은 퍼지룰의 조건부의 구현을 나타낸다. 조건부의 멤버십 함수를 효과적으로 설계하기 위하여 NN 구조를 간단하게 하고 수렴속도를 개선하기 위하여 클러스터링(clustering) 방법을 적용한다. 퍼지룰 베이스에서 입력공간은 49개의 퍼지 부공간으로 나뉜다. 룰이 동일한 제어동작을 나타내면 동일한 입력공간으로 군집할 수 있다. 그런 다음 새로운 클러스터(cluster)와 일치하는 룰은 전문가에 의해 재설계하고 NN에 의해 구현한다. 퍼지 제어 룰의 수는 클러스터링 방법에 의해 매우 감소시킬 수 있다. 그리고 이러한 구현은 비선형 멤버십 함수를 설계할 수 있으며 신경세포의 sigmoid 특성에 의해 퍼지에 의해 입력공간을 분할할 수 있다.

A 층에서 각 신경세포의 출력은 각 부공간에서 퍼지룰의 진리값이며 식(3)에서 룰 조건부의 진리값 α_i 와 일치한다. 퍼지 클러스터링을 실현하고 첫 오차함수에서 이전 49 룰과 같은 효과를 얻기 위한 퍼지-뉴로 제어기의 훈련이 필요하다. 오차함수는 다음 식과 같이 정의한다. 이 함수는 입력 데이터의 유무에 대하여 요구되는 분할을 얻을 수 있는 퍼지-뉴로제어기를 결정할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^r (T_i - O_i)^2 \quad (4)$$

$$T_i = \begin{cases} 1, & (x_1, x_2) \in R' \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서 r 는 클러스터의 수이며 ($r=7$) T_i 는 어떠한 입력 데이터가 요구되는 클러스터에 속하는지 여부를 결정하는 함수이고 O_i 는 A 층에서 신경세포의 출력이다. 오차함수를 정의한 후, 다음 단계에서 오차를 최소화하기 위하여 오차 BP를 이용하여 A_1 과 A_3 층 사이에 가중치 W_{jk} 와 W_{ij} 를 조절한다. 가중치 조절을 통하여 NN은 클러스터된 퍼지의 조건부를 완전하게 구현할 수 있다.

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -\eta \delta_i O_j \quad (6)$$

$$\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = -\eta \delta_j X_k \quad (7)$$

여기서, $\delta_i = (T_i - O_i) f'(U_i)$
 $\delta_j = f'(U_j) \sum \delta W_{ij}$

O_j 는 A_2 층에서 신경세포의 출력이고 η 는 학습률이며 $f'(\cdot)$ 는 sigmoid 함수의 미분이다. 그리고 U_i 와 U_j 는 각각 A_2 와 A_3 층에서 각 신경세포의 전 입력을 나타낸다. 마지막으로 학습과정 동안 진동을 방지하고 수렴속도를 개선하기 위하여 모멘텀 항에 의한 새로운 조절은 다음과 같이 가정한다.

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij} + \alpha [W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)] \quad (8)$$

$$W_{jk}(t+1) = W_{jk}(t) + \Delta W_{jk} + \alpha [W_{jk}(t) - W_{jk}(t-1)] \quad (9)$$

여기서 $\alpha (0 < \alpha < 1)$ 는 모멘텀 항이다.

3.2 퍼지-뉴로 제어기의 결과부 구현

그림 2에서 A_3 와 A_4 사이에 NN은 퍼지룰의 결과부 구현을 나타내며 가중치 W_{ci} 는 식(2)의 B_i 과 일치한다. 학습동안 가중치 W_{ci} 는 다음 오차함수를 최소화하기 위하여 조절한다.

$$E^* = \frac{1}{2} \sum (U^* - U)^2 \quad (10)$$

여기서 U^* 와 U 는 퍼지-뉴로 제어기의 요구출력과 실제출력을 나타낸다. 일반화 델타 룰을 이용하여 가중치 W_{ci} 의 변화분 ΔW_{ci} 는 오차함수의 식(8)을 최소화할 수 있으며 퍼지룰의 결과부를 재정의하여 다음과 같이 결정할 수 있다.

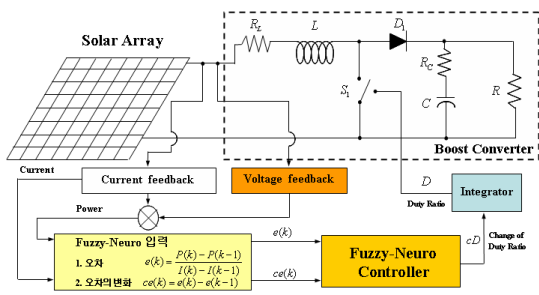
$$\Delta W_{ci} = -\eta \frac{\partial E^*}{\partial W_{ci}} = -\eta \delta_c O_i \quad (11)$$

$$W_{ci}(t+1) = W_{ci}(t) + \Delta W_{ci} + \alpha [W_{ci}(t) - W_{ci}(t-1)] \quad (12)$$

여기서 δ_c 는 퍼지-뉴로 제어기의 출력에서 오차신호이다.

4. 시스템 설계

그림 3은 본 논문에서 제시한 퍼지-뉴로 제어에 의한 태양광 발전의 MPPT 제어기를 나타낸다.



<그림 3> 퍼지-뉴로제어를 이용한 MPPT 제어기

제어기의 주목적은 태양 전지 어레이의 동작점을 V-I 하강 부분, 즉 최대 전력점에 가깝게 이동하기 위해서다. 제시한 알고리즘에 의한 설계에서 동작점의 이동은 승압 컨버터(Boost Converter)의 스위치 S1의 듀티비를 수정하여 얻을 수 있다. 먼저, 태양전지 어레이의 전류와 전압은 오차 함수의 형태로 측정되어 퍼지-뉴로 제어의 입력인 오차와 오차변화분으로 나타낼 수 있다. 오차와 오차변화분은 다음 식(13)과 식(14)로 나타낸다.

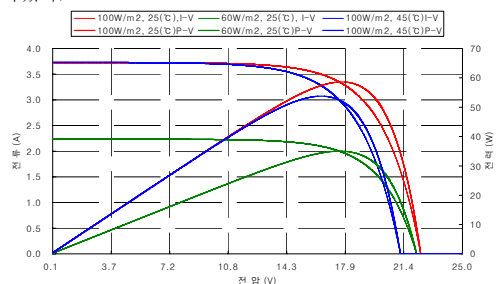
$$e(k) = \frac{P(k) - P(k-1)}{I(k) - I(k-1)} \quad (13)$$

$$ce(k) = e(k) - e(k-1) \quad (14)$$

퍼지-뉴로 제어기의 출력은 듀티비 변화 cD 를 나타내고 이는 적분기를 통해 최종적으로 승압 컨버터의 듀티비를 수정한다. 이와 같이 수정된 듀티비에 의해 부하 R 양단의 전압을 최적의 값으로 얻을 수 있다.

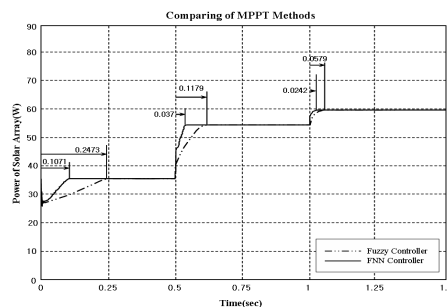
5. 실험 및 결과

그림 4는 일사량과 온도에 변화에 대한 태양전지 어레이의 V-I 특성 곡선을 나타낸다. 정상상태에서 최대전력은 35W, 54W, 59W를 출력하고 있다. 본 논문에서는 이러한 최대전력점에서 동작하도록 하는 추적 성능을 퍼지제어와 퍼지-뉴로제어기를 속도와 안정화 시간을 고려하여 대해 비교하였다.



<그림 4> 다양한 운전조건에서의 태양전지 출력

그림 5는 종래의 퍼지제어와 제시한 퍼지-뉴로 제어기의 최대전력점 추적에 대한 성능을 비교한 것이다. 0초에서 0.5초 구간에서는 일사량 60W/m², 외기온도 25°C일 경우이고 0.5초에서 1.0초 구간에서는 일사량 100W/m², 외기온도 45°C일 경우이며, 1초에서 1.5초 구간에서는 100W/m², 외기온도 25°C일 경우의 조건에서 실험결과를 나타낸다. 퍼지제어는 각 조건의 경우 0.24초, 0.61초, 1.05초에 최대전력점에 도달하였으나 논문에서 제시한 퍼지-뉴로 제어기는 각 조건에서 0.1초, 0.5초, 1.02초에 최대전력점에 도달하는 것을 알 수 있다.



<그림 5> 퍼지제어와 퍼지-뉴로제어의 최대전력점 추적성능 비교.

6. 결론

본 논문에서는 태양광 발전시스템의 MPPT 제어를 위하여 퍼지-뉴로 제어 알고리즘을 제시하였다. 제시한 퍼지-뉴로 제어는 퍼지제어와 신경회로망을 혼합한 알고리즘으로 구성된다. 이러한 알고리즘은 태양전지 어레이의 비선형적 특성에 적용하여 파라미터 변동에 대한 우수한 제어 성능을 나타낼 수 있다. 특히, 퍼지제어에서 나타나는 장점인 고정성 및 강인성 제어를 얻을 수 있었으며, 신경회로망에서 나타나는 장점인 고도의 적응제어의 능력을 나타낼 수 있었다.

본 논문에서는 태양전지 어레이의 파라미터인 온도와 일사량이 변화할 경우 최대전력점 추적 성능에 대해 퍼지제어와 제시한 퍼지-뉴로 제어를 비교하였다. 또한 실시간 제어를 통해 추적 속도 및 안정화 시간을 분석하였다. 본 논문에서 제시한 퍼지-뉴로 제어 알고리즘은 종래의 퍼지제어에 비해 추적속도가 매우 빠르며 안정화 시간도 짧게 나타남으로써 만족할만한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 본 논문에서 제시한 퍼지-뉴로 제어 알고리즘의 타당성을 입증할 수 있었다.

본 과제(결과물)는 교육인적자원부·산업자원의 출연금으로 수행한 산학협력중심대학육성사업의 연구 결과입니다

[참고 문헌]

- [1] H. Chihchiang and S. Chihming, "Study of Maximum Power Tracking Techniques and Control of DC/DC Converter for Photovoltaic Power System," in IEEE PESC Power Electronics Specialists Conf., Vol.1, 1998
- [2] C-Y Won, et. al. "A new maximum power point tracker of photovoltaic arrays using fuzzy controller," IEEE-PESC Power Electronics Specialists Conf., Vol.1, pp. 396 -403, 1994.
- [3] M. G. Simoes, N. N. Franceschetti and M. Friedhofer, "A fuzzy logic based photovoltaic peak power tracking control." Proceedings of the ISIE International Symposium on Industrial Electronics , Vol. I, pp. 300 -305. 1998,