

태양전지의 파라미터 추정 및 NN 에뮬레이터를 이용한 MPP 예측

진강규† · 권봉재* · 김종화**

(원고접수일 : 2004년 4월 28일, 심사완료일 : 2004년 6월 30일)

Parameter Estimation of Solar Cells and MPP Prediction Using a NN-Emulator

Gang-Gyoo Jin† · Bong-Jae Kwon* · Jong-Hwa Kim**

Abstract : In this paper, a scheme for estimating the parameters of solar cells and a NN-based emulator for predicting the maximum power point are presented. The diode model with series and shunt resistors is used to estimate parameters highly affecting its V-I characteristic curve and both a real-coded genetic algorithm and the model adjustment technique are employed. For implementing the emulator, a multi-layered neural network incorporating with the BP algorithm is used. A set of simulation works using both field data and generated data are carried out to demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words : Solar Cell(태양전지), Parameter Estimation(파라미터 추정), RCGA(실수코딩 유전 알고리즘), MPP(최대출력점), NN-based Emulator(신경회로망 기반의 에뮬레이터)

1. 서 론

지구환경 문제가 국제사회의 새로운 쟁점으로 부각되고 있고, 부존자원의 고갈에 대한 경각심이 높아짐에 따라 태양광, 풍력과 같은 대체에너지 개발에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다^[1,2]. 태양 에너지를 직접 전기로 변환하는 태양광 발전시스템은 아직도 초기 설치비가 비싼 것이 단점이지만 친환경적이고, 무제한적으로 에너지를 얻을 수 있고, 유지보수가 용이한 장점이 있다. 또한 태양 전지 모듈의 직병렬수의 조정에 의해서 동작범위

를 광범위하게 변화시킬 수 있는 장점 때문에 기술 선진국에서는 태양광 발전시스템을 가정에서 설치하고 여분의 전력을 판매하는 계통 송전방식이 도입되고 있으며, 우리나라도 국가적인 차원에서 도서지방을 기점으로 서서히 보급을 확대하고 있다.

그러나 태양전지의 출력 전력은 일사량, 태양전지 판의 표면 온도 등과 같은 외부환경에 민감하게 응답할 뿐만 아니라 동일한 조건에서도 부하조건, 즉 운전되는 전압과 전류의 동작점에 따라 그 크기가 달라진다. 따라서 기상 변화에 따른 태양

† 책임저자(한국해양대학교 IT공학부), E-mail : ggjin@mail.hhu.ac.kr

* 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과, kwon2000@dreamwiz.com

** 한국해양대학교 IT공학부, kimjh@mail.hhu.ac.kr

광 발전시스템의 발전량을 예측하거나, 변환효율을 극대화해주는 최대출력점 추종(Maximum power point tracking: MPPT) 제어기법을 개발하고 그 성능을 비교분석할 수 있는 환경이 요구된다^[3-6]. 실제 환경에서는 기상조건과 부하조건이 불확실성 때문에 실험환경을 정확하게 반복하는 것이 용이하지 않지만, 태양전지의 정확한 모델을 알 수 있다면 가상의 태양광 발전시스템 구현을 통해 동일한 조건에서 반복적 실험이 가능하다. 또한 이를 바탕으로 MPPT 제어기법의 개발이나 발전량의 예측, 축전지의 용량선정, 전지의 직병렬 모듈 수를 결정하는데 필요한 전반적인 정보를 얻을 수 있다. 최근 Ikegami 등^[4]은 Levenberg-Marquardt법으로 모델의 파라미터를 얻고, MPPT 제어 문제를 다루었다. 여기서 이들은 일사량과 표면온도가 주어지는 환경에서만 다루었다.

따라서, 본 연구에서는 태양전지의 정확한 모델을 얻기 위해 파라미터를 추정하는 한 방법을 제시한다. 여기서 발생하는 최적화 문제는 실수코딩 유전알고리즘을 이용한다. 또한 모델을 기반으로 일사량과 온도가 변하는 환경에서 가상 발전시스템의 최대전력을 예측해주는 신경회로망(NN) 기반의 최대전력 추정 에뮬레이터를 설계한다. 제안하는 방법은 실험과 시뮬레이션을 통하여 그 유효성을 확인한다.

2. 태양전지 모델의 파라미터 추정

기상 변화에 따른 태양광 발전시스템의 발전량을 예측하거나, MPPT 제어기법을 개발하고 그 성능을 비교분석하기 위해서는 태양전지의 정확한 모델이 필요하다. 이 절에서는 태양전지의 매개변수를 추종하는 문제를 다룬다.

2.1 직병렬 저항 특성을 고려한 등가회로

태양광 발전은 빛의 광기전력 효과를 이용한 것으로서, 기전력을 일으키는 태양전지는 몇 가지 형태로 모델링할 수 있다^[1,2]. 그 중 하나가 직렬 저항 R_s 와 병렬저항 R_{sh} 특성을 고려한 모델인데,

Fig. 1은 이 모델의 등가회로이고 식 (1)은 이 모델의 회로 특성방정식이다.

$$I = N_p I_{PH} - N_p I_0 \left[\exp\left(\frac{q(V + IR_s)}{nkTN_s}\right) - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (1a)$$

$$I_{PH} = I_{SC} \cdot S + I_T(T - T_R) \quad (1b)$$

$$I_0 = I_{OR} \left(\frac{T}{T_R}\right)^3 \exp\left[\frac{qE_g}{k} \left(\frac{1}{T_R} - \frac{1}{T}\right)\right] \quad (1c)$$

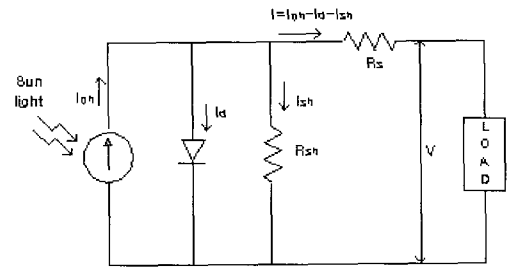


Fig. 1 Equivalent circuit including series and shunt resistor for solar cell

여기서 V 와 I 는 각각 태양전지의 출력 전압[V]과 전류[A], N_p 와 N_s 는 직병렬 연결 셀의 개수, n 는 다이오드 성능지수, k 는 볼츠만 상수[J/K], q 는 전자의 전하량[C], R_s 와 R_{sh} 는 직병렬 저항[Ω], I_{PH} 는 광기전력[A], I_{SC} 는 단락전류[A], S 는 기준 일사량[kW/m²], T 는 표면 온도[°C], T_R 는 동작기준 온도[°C], E_g 는 에너지 갭[eV], I_T 는 표면온도 상승 시(1K) 단락전류 변화량[A], I_0 는 역포화 전류[A], I_{OR} 는 다이오드의 역포화 전류[A]를 의미한다.

2.2 태양전지의 출력특성

태양전지의 특성을 결정하는데 있어 중요한 파라미터로는 내부적으로 직렬저항, 병렬저항 그리고 다이오드의 역포화 전류가 있고, 외부적으로는 일사량과 온도변화 등이 있다. 직렬저항은 태양전지의 광전류를 방해하는 요소로서 여기에는 전극 접촉저항, 전극 자체의 고유저항 등이 결합되어

있고, 고일사량, 고온도의 경우에 미치는 영향은 더 크다. 직렬저항이 증가함으로 인해 단락전류, 곡선의 기울기는 감소하지만, 개방전압에는 영향을 주지 않는다. 또한 병렬저항은 태양전지 내부의 누설에 의한 것으로 저항 값이 감소함에 따라 개방전압, 곡선의 기울기도 감소하지만 단락전류에는 영향을 덜 받는다.

외부적인 요소로서 일사량과 온도변화는 태양전지의 출력 전류와 전압에 영향을 주는데, 출력전류는 대개 일사량에 비례하여 결정되고 온도변화에 대해서는 거의 영향을 받지 않으며, 전압은 일사량 변화에 거의 영향을 받지 않지만 온도변화에 대해서는 전압과 반비례하는 성질을 가지고 있다.

2.3 RCGA를 이용한 파라미터 추정

식 (1)로 기술되는 조정모델이 주어지고 실험장치로부터 측정 데이터 $\{V, I_m\}$ 를 얻게 되면 파라미터 추정이 가능한데, 본 연구에서는 Fig. 2와 같은 구조의 추정법을 고려했다.

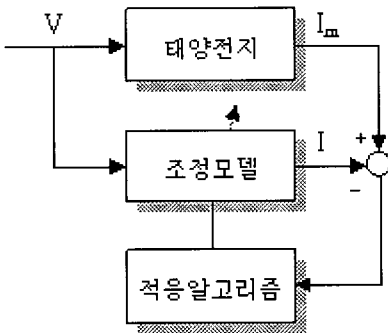


Fig. 2 Parameter estimation

적응 알고리즘으로 엘리트 전략과 스케일링 윈도우법을 결합한 실수코딩 유전알고리즘(Real-coded genetic algorithm: RCGA)을 이용한다^[7]. 실수코딩을 채용함으로써 만약 탐색될 파라미터가 I_{OR}, R_s, R_{sh} 이라면 염색체 $\mathbf{s} = (I_{OR} R_s R_{sh})$ 로 표현된다.

RCGA는 식 (2)의 목적함수 값이 최소가 되도록 모델의 파라미터를 연속적으로 조정하게 된다.

$$J(\boldsymbol{\varphi}) = \sum_{j=k-W+1}^k |I_m(j) - I(j)| \tag{2}$$

여기서 I 와 I_m 는 각각 계측 전류와 모델의 전류, $\boldsymbol{\varphi} \in R^n$ 는 조정되는 모델의 파라미터 벡터, W 는 데이터 윈도우의 크기이다. W 의 크기는 모델의 정확도와 연산시간 사이에서 적절히 타협되는 매개변수이다. RCGA는 진화도중 개체의 성능이 좋고 나쁨을 정량적으로 평가하고, 최소화 문제를 최대화 문제로 전환해주도록 다음 적합도 함수를 사용한다.

$$f = -J(\boldsymbol{\varphi}) + \delta \tag{3}$$

여기서 δ 는 전 세대 동안 $f \geq 0$ 의 관계가 만족되도록 선택되는 상수로서, 집단내에 선택압이 적절히 유지되도록 변경된다^[7].

한편 태양전지 모델로부터 전류를 구하기 위해서는 식 (1)의 비선형방정식의 해를 푸는 문제가 발생되는데, 여기에는 Ridder법^[8]을 이용한다.

3. MPP 예측 에뮬레이터

앞에서 언급하였듯이 태양전지의 출력 특성은 기상변화와 부하조건에 따라 시시각각으로 변하게 되므로, 전기를 안정적으로 공급하고 효율을 높이기 위해 독립된 태양광 발전시스템에는 일반적으로 인버터, 축전지, MPPT 제어기 등이 구성된다. Fig. 3은 태양광 발전시스템의 예를 보여준다.

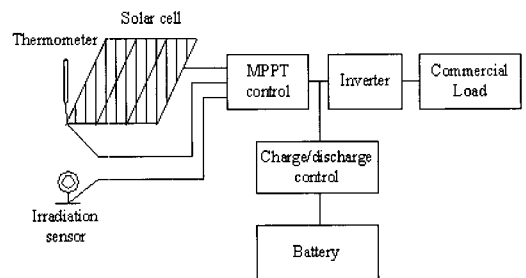


Fig. 3 A PV power generation system

특히 태양광 발전시스템을 운전함에 있어서 태양전지 어레이의 최대출력은 V-I 특성곡선 상의

어느 위치에서 운전하는가에 따라 그 크기가 달라지기 때문에 기상변화와 부하조건 하에서 최대출력을 얻기 위해서는 항상 최대출력점(Maximum power point: MPP)에서 동작시키는 제어가 필요하다. MPPT 제어는 태양전지 어레이에 연결된 부하를 제어하여 임피던스 매칭을 최적화 함으로써 에너지 변환효율을 극대화하는 방법이며, 하드웨어적으로는 아날로그 방식과 디지털 방식, 그리고 두 방식을 결합한 하이브리드 방식이 있고 소프트웨어적으로는 일정전압 제어법, P&O법, IncCond법 등이 있다^[1,2]. 개발된 MPPT 제어기법의 성능을 비교분석하고, 외부환경 변화에 따른 태양광 발전시스템의 발전량을 예측하기 위해서는 태양전지의 최대전력을 예측할 수 있는 메커니즘이 요구된다. 따라서 여기서는 모델과 신경회로망을 이용하여 환경변화에 대응되는 MPP를 예측할 수 있는 에뮬레이터를 개발한다.

3.1 MPP의 탐색

앞 절에서 태양전지 모델의 정확한 파라미터를 얻는 문제를 다루었다. 모델을 적절히 활용하면 특정 규모의 가상 태양광 발전시스템의 최대전력을 일사량과 온도의 함수로 계산하는 것이 가능하다. 모델로부터 MPP를 계산하기 위해 등반법^[8]을 사용한다.

3.2 NN 기반의 MPP 예측 에뮬레이터의 구조

실제 환경에서 일사량과 표면 온도는 순시적으로 변하는 요소이므로 대응되는 모든 최대전력을 계산하는 것이 불가능하다. 따라서 NN(neural network)의 학습 장점을 이용하기로 한다. Fig. 4는 MPP 예측 에뮬레이터로 사용할 NN으로서 입력층, 출력층과 두 개의 은닉층을 가지는 4층 구조를 가진다. 입력으로는 일사량과 태양전지의 표면 온도이고, 출력은 최대전력(P_{max})과 최대전압(V_{max})이며, 두 은닉층의 뉴런수는 각각 6개와 4개로 하였다. 활성화함수로 은닉층에는 하이퍼볼릭 탄젠트(Hyperbolic tangent) 함수를, 출력층에는 선형함수를 사용하였다.

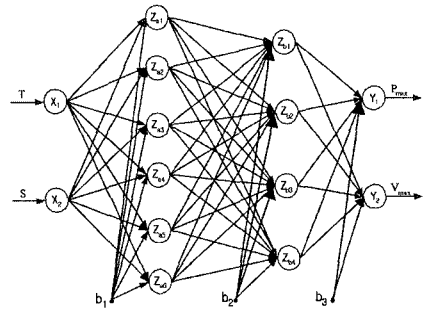


Fig. 4 Structure of the NN-based emulator

3.3 오차역전파법에 의한 학습

NN 기반 에뮬레이터의 학습규칙으로는 오차 역전파(BP) 알고리즘을 사용하였다. Fig. 5는 에뮬레이터를 학습하기 위한 블록선도를 보여준다.

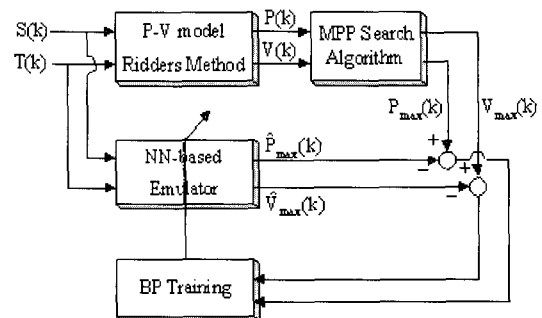


Fig. 5 Training of the NN-based emulator

BP 학습에는 유한개의 목표 값이 요구되므로 이를 위해 태양전지의 모델을 기반으로 일사량과 온도 변화에 대응되는 MPP에서의 데이터 $\{P_{max}, V_{max}\}$ 를 구하고 이용하였다. 일사량은 $S = 0 \sim 1$ [kW/m^2]에서 0.05 [kW/m^2]씩 변경하면서, 온도는 $T = 0 \sim 100$ [$^{\circ}\text{C}$]까지 5 [$^{\circ}\text{C}$]씩 변경하면서 총 441개의 MPP 데이터를 얻었다.

4. 시뮬레이션 및 결과검토

RCGA와 모델조정기법으로 태양전지 모델의 파라미터를 추정하고, 모델과 NN을 기반으로 MPP 예측 에뮬레이터를 구성하는 시뮬레이션을

실시하였다.

4.1 태양전지 모델의 파라미터 추정

파라미터 추정에 필요한 데이터는 50(W)급 태양전지 모듈(GMGO1530)을 사용하여 전압을 0(V)에서 25(V)까지 조절하며 얻었다. RCGA의 매개변수로는 집단크기 $N = 20$, 재생산 계수 $n_i = 1.7(1 \leq i \leq N)$, 교배 확률 $P_c = 0.9$, 돌연변이 확률 $P_m = 0.05$, 스케일링 원도우 $W_s = 1$ 을 선택하였다. 일반적으로 GA로부터 얻어지는 추정치의 정도는 초기집단의 선택에 좌우될 수 있으므로 이를 배제하기 위하여 독립된 씨드로 10회 실험을 행하고, 얻은 결과를 평균하였다.

조정모델은 식 (1)과 같고 $I_{SC} = 3.03(A)$, $n = 1.5$, $T_R = 300(K)$, $S = 1.0(kW/m^2)$, $E_g = 1.103(eV)$ 는 고정되고 I_{OR} , R_s , R_{sh} 만을 추정하도록 하였다. RCGA를 위해 탐색구간은 $0 \leq I_{OR} \leq 1.5 \times 10^{-6}$, $0.01 \leq R_s \leq 0.05$ 와 $500 \leq R_{sh} \leq 1500$ 으로 설정하였다. 10회의 실험을 실시하고 추정치의 평균과 표준편차를 구한 결과는 Table 1과 같다.

Table 1 Estimated parameters of the diode model with series and shunt resistors

Parameter	Value
	mean \pm deviation
I_{OR}	$(0.5475 \pm 0.005) \times 10^{-6}$
R_s	$(0.2799 \pm 0.001) \times 10^{-1}$
R_{sh}	$(1.0012 \pm 0.005) \times 10^3$

4.2 에뮬레이터의 학습

Fig. 6은 일사량과 태양전지의 표면 온도를 변경하면서 MPP에서의 최대전력과 최대전압을 구해 그린 분포곡선으로서 NN기반의 에뮬레이터를 학습하는데 목표 값으로 사용하였다. 일사량이 많을수록 그리고 표면온도가 낮을수록 출력이 커지는 특성을 확인할 수 있으며 MPP에서의 전압은 저일사량에서 크게 변화하며 전체적으로 표면온도에 반비례하는 것을 확인할 수 있다.

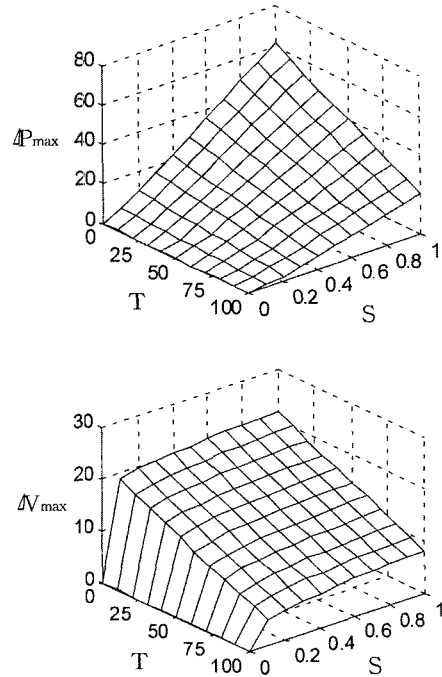


Fig. 6 Target for training the emulator

Fig. 7은 이 데이터를 이용하여 에뮬레이터를 학습하는 과정을 보여주고 있다.

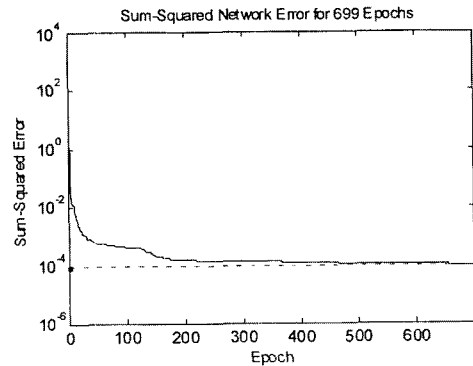


Fig. 7 Training of the emulator using BP

이 때 학습률은 0.01로, 모멘텀은 1.04로 하였고, RMS 학습오차가 목표치 1×10^{-4} 에 도달할 때 학습을 종료하였다.

Fig. 8은 학습 데이터와 에뮬레이터간의 오차를 3-D로 표시한 것이다.

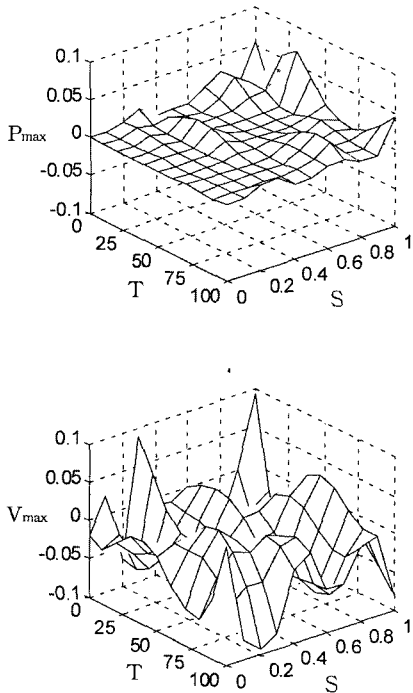


Fig. 8 Errors between the target output and the emulator output

4.3 가상 데이터를 이용한 검증

다음은 실제 환경과 유사한 가상의 데이터를 만들어 에뮬레이터의 성능을 확인하였다. 이를 위해 오전 8시부터 오후 18시까지 총 10시간에 걸쳐 6분 간격으로 온도와 일사량 데이터를 만들어 이용하였다. Fig. 9는 시뮬레이션에 사용된 일사량과 태양전지 표면의 온도 추이를 나타낸 것이다.

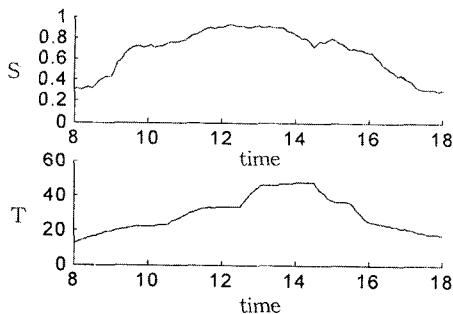


Fig. 9 Changes of irradiation and temperature for 10 hours

Fig. 10은 모델을 통해 계산된 출력과 에뮬레이터의 출력의 차를 나타낸 것이다. 그림에서 보면 오차의 추이도 적음을 알 수 있다.

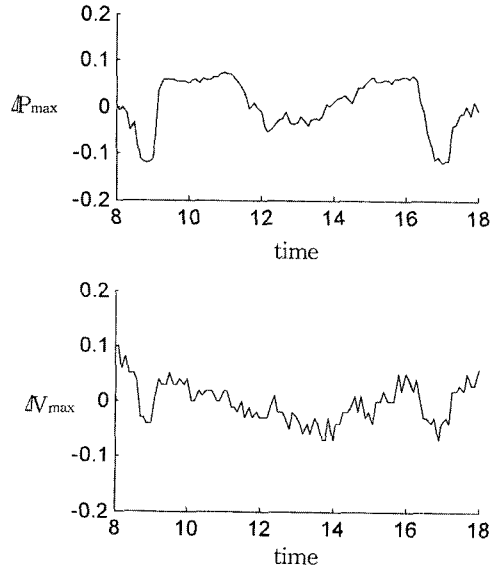


Fig. 10 Errors between the computed output and emulator output

5. 결 론

본 논문에서는 태양광 발전시스템의 가상 구현과 MPPT 제어기법 개발 시 성능 비교에 기초가 되는 태양전지의 정확한 모델을 얻기 위해 파라미터를 추정하고 이를 바탕으로 MPP를 예측하는 NN 기반의 에뮬레이터를 개발하였다. 파라미터 추정에는 RCGA와 모델조정기법을 이용하였고, 특성곡선에 크게 영향을 주면서 경험적으로 정하기가 어려운 내부 파라미터를 다루었다. 여기서 얻은 모델을 기반으로 하여 NN의 MPP 목표 값을 얻고, BP 알고리즘과 결합하여 에뮬레이터를 학습하였다. 파라미터 추정에는 50W급 태양전지의 V-I신호를 사용하였고, 에뮬레이터의 성능을 확인하기 위해서는 일사량과 온도 추이를 현실성 있게 만들어 이용하였다. 시뮬레이션을 실시한 결과 유효성을 확인할 수 있었다.

참고문헌

- [1] R. Messenger and J. Ventre, Photovoltaic System Engineering, CRC Presss, 2000
- [2] M. R. Patel, Wind and Solar Power Systems, CRC Presss, 1999
- [3] Min-Won Park and In-Keun Yu, "Photovoltaic Generation System Simulation Using Real Field Weather Conditions", Journal of IKEE, Vol. 5, No. 2, pp. 121-127, 2001
- [4] T. Ikegami et al., "Estimation of Equivalent Circuit Parameters of PV Module and Its Application to Optimal Operation of PV System," Solar Energy Materials & Solar Cells, Vol. 67, pp. 389-395, 2001
- [5] 박민원, 김봉태, "EMTDC를 이용한 태양전지의 새로운 시뮬레이션 모델", 대한전기학회 추계학술대회 논문집, A편, pp. 113-115, 2000
- [6] 한정만, "50W급 태양전지의 가상 구현을 위한 모듈의 직 병렬 연결 특성 해석 및 제어", 전력전자학회 하계부문 학술대회 논문집, pp. 53-57, 2002
- [7] 진강규, 유진알고리즘과 그 응용, 교우사, 2000
- [8] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling and B. P. Flannery, Numerical Recipes in C, Cambridge University Press, 1992

저 자 소 개



진강규 (陳康奎)

1953년 10월 12일생, 1977년 한국해양대학교 기관학과 졸업(공학사), 1985년 6월 FIT 전기전자컴퓨터공학과 졸업(공학석사), 1996년 6월 Univ. of Wales, Cardiff 전기전자시스템공학과 졸업(공학박사), 현재 한국해양대학교 IT공학부 교수, 당 학회 종신회원



권봉재 (權峯載)

1976년 1월 22일생, 2002년 2월 한국해양대학교 제어계측공학과 졸업(공학사), 2004년 2월 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사)



김종화 (金鍾和)

1958년 11월 14일생, 1981년 2월 부산대학교 기계공학과 졸업(공학사), 1985년 8월 부산대학교 대학원 기계공학과 석사과정 수료(공학석사), 1989년 8월 부산대학교 대학원 기계공학과 박사과정 수료(공학박사), 현재 한국해양대학교 IT공학부 교수, 당 학회 종신회원