

# 확률 및 통계이론 기반 태양광 발전 시스템의 동적 모델링에 관한 연구

## A Study on Dynamic Modeling of Photovoltaic Power Generator Systems using Probability and Statistics Theories

조 현 철\*  
(Hyun Cheol Cho)

**Abstract** - Modeling of photovoltaic power systems is significant to analytically predict its dynamics in practical applications. This paper presents a novel modeling algorithm of such system by using probability and statistic theories. We first establish a linear model basically composed of Fourier parameter sets for mapping the input/output variable of photovoltaic systems. The proposed model includes solar irradiation and ambient temperature of photovoltaic modules as an input vector and the inverter power output is estimated sequentially. We deal with these measurements as random variables and derive a parameter learning algorithm of the model in terms of statistics. Our learning algorithm requires computation of an expectation and joint expectation against solar irradiation and ambient temperature, which are analytically solved from the integral calculus. For testing the proposed modeling algorithm, we utilize realistic measurement data sets obtained from the Seokwang Solar power plant in Youngcheon, Korea. We demonstrate reliability and superiority of the proposed photovoltaic system model by observing error signals between a practical system output and its estimation.

**Key Words** : Photovoltaic system, Stochastic modeling, Probability, Statistic theory

### 1. 서 론

태양광 발전 시스템의 모델링은 다양한 수학적 도구를 이용하여 주어진 시스템 환경에 대한 발전기의 입출력 특성을 매핑(mapping) 하는 해석적 모델을 구현하는 것이다. 이러한 태양광 시스템 모델은 실제 태양광 시스템을 운영하기 전에 해석적으로 그 동특성을 미리 예측할 수 있으며 이를 이용하여 고장검출 및 시스템 진단 등과 같은 모니터링 기술에 적용할 수 있다[1][2]. 일반적으로 시스템 모델링의 고전적인 방법으로는 미분이나 차분 방정식과 같은 고전 수학을 적용하여 태양광 동특성을 모델링하며 최근에는 비선형 이론이나 신경회로망, 퍼지 이론 등과 같은 소프트 연산기법을 통한 태양광 시스템의 모델링 기법들이 발표되고 있다.

Mellit와 Kalogirou는 뉴턴-퍼지 추론 기법을 이용하여 태양광 시스템 모델을 제안하였으며, 태양광 일사량, 온도 및 습도에 대하여 태양광 축전지의 전압 및 전류 특성을 분석하였다[3]. Chin 등은 잘 알려진 Matlab 소프트웨어를 이용하여 수치 해석적 방법론을 통해 독립형(stand-alone) 태양광 시스템의 모델링을 실시하여 최대전력추종(MPPT) 기술에 적용하였다[4]. Chao 등은 PSIM 소프트웨어를 이용하여 3kW 태양광 모듈의 I-V특성을 모델링하였으며 태양

광 시스템의 고장진단 기술에 적용하였다[5].

현재까지 태양광 시스템의 해석적 모델링에 대한 논문이 그다지 많이 발표되지는 않았지만 위와 같은 연구결과들을 살펴보면 태양광 시스템의 동특성을 대부분 결정론적인(deterministic) 관점에서만 다루었다는 것을 알 수 있다. 일반적으로 태양광 발전 시스템은 태양의 일사량이나 모듈의 표면 온도 등과 같은 환경적 요소가 출력 특성에 직접적인 영향을 미치며 이러한 요소들은 불확실성이나 시변 특성 그리고 랜덤변수로 간주되어야 실제 시스템 적용 시 바람직한 모델링 성능을 기대할 수 있다.

본 논문은 이러한 문제점을 해결하기 위하여 확률 및 통계 이론을 이용하여 태양광 시스템의 모델링 기법을 제안한다. 태양광 시스템의 입출력 매핑을 위하여 푸리에 함수를 조합한 선형 시스템 모델을 구성하며 입력변수로는 태양광의 일사량과 모듈의 표면 온도로 하였으며 출력변수는 태양광의 출력(power)로 결정하였다. 이러한 모델의 두 입력변수는 가우시안 신호와 섭동(perturbation) 신호를 포함하는 랜덤 신호로 가정하였다. 모델링의 학습 알고리즘을 도출하기 위하여 평균 오차신호를 구성하여 평가함수를 정의하였으며 기존에 잘 알려진 확률 및 통계 이론을 적용하여 파라미터 수정 규칙을 산출하였다. 제안한 모델링 알고리즘의 타당성 검증을 위하여 현재 설치 및 운영 중에 있는 1MW 용량의 태양광 발전 단지에서 측정한 데이터를 이용하여 모델링을 실시하였으며 실제 시스템 출력과 비교 검토하여 성능의 우수성을 입증하였다.

\* 정 회 원 : 울산과학기술대학교 전기전자학부 조교수

E-mail : hcjo@uc.ac.kr

접수일자 : 2012년 4월 10일

최종완료 : 2012년 6월 25일

## 2. 태양광 발전 시스템

태양광 발전 시스템은 여러 개의 태양광 셀이 직병렬 회로로 구성되어 태양으로부터 빛 에너지를 전류로 변환하는 전기기기의 일종이다. 일반적으로 태양광 발전시스템의 수학적 모델은 출력전류에 대한 방정식으로 나타내며 다음과 같다[6].

$$I_{pv} = I_{ph} - I_o \left[ \exp\left(\frac{q(V_{pv} + I_{pv}R_s)}{ekT}\right) - 1 \right] - \left( \frac{V_{pv} + I_{pv}R_s}{R_p} \right) \quad (1)$$

여기서  $R_s$ 와  $R_p$ 는 태양광 셀의 직렬 및 바이패스 저항값을 나타내며,  $I_{ph}$ 와  $I_o$ 는 태양광 셀로부터의 광전류와 다이오드의 포화전류,  $V_{pv}$ 와  $I_{pv}$ 는 태양광 발전시스템의 출력 전압 및 전류,  $e$ 는 다이오드 특성 상수,  $k$ 는 볼츠만 상수,  $q$ 는 기본 전하량,  $T$ 는 켈빈 온도를 각각 나타낸다. 식 (1)에서 광전류  $I_{ph}$ 는 태양으로부터의 일사량  $G$ 와 태양광 시스템의 주위온도  $T$ 의 함수로서 다음과 같이 주어진다.

$$I_{ph} = I_{ph, stc} \frac{G}{G_{stc}} (1 + a_0(T - T_{stc})) \quad (2)$$

여기서  $I_{ph, stc}$ 는 상온(일반적으로 25°C)에서의 태양광 셀의 단락전류,  $G_{stc}$ 는 상온에서의 태양광 일사량,  $a_0$ 는 온도계수, 그리고  $T_{stc}$ 는 상온을 나타낸다. 한편, 식 (1)에서 포화전류  $I_o$ 에 대한 방정식은

$$I_o = C_o T^3 \exp\left(-\frac{E_{gap}}{kT}\right) \quad (3)$$

와 같으며 여기서  $C_o$ 는 포화전류 계수,  $E_{gap}$ 은 태양광 소자의 band-gap 에너지를 각각 나타낸다.

이러한 태양광 발전 시스템의 해석적 모델을 통해 태양광 셀의 여러 가지 물리적 변수에 따라 그 출력 특성이 결정된다는 것을 알 수 있다. 또한 외부의 환경적 요소로서 일사량  $G$ 와 온도  $T$ 에 따라 태양광 시스템의 출력이 크게 좌우되므로 그림 1과 같은 함수관계로 나타낼 수 있다. 여기서  $x$ 는 태양광 시스템의 출력으로서 전류, 전압 또는 이 두 변수의 곱의 형태로 주어지는 전력으로 주어진다.

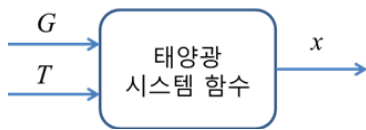


그림 1 태양광 발전 시스템의 입출력 관계  
Fig. 1 Input-output relationship of the PV systems

## 3. 태양광 시스템의 해석적 모델

일반적으로 태양광 발전 시스템의 모델링은 그림 1의 입출력 변수에 대하여 동일한 출력 특성을 갖도록 해석적 모델을 통해 시스템 함수를 매핑(mapping)하는 것을 의미한다. 즉, 태양광 시스템의 주어진 입력 데이터 집합에 대하여 실제 시스템의 출력과 동일한 신호가 산출되도록 모델을 구성하여야 한다. 이러한 목적을 달성하기 위하여 우선 태양광 발전 시스템의 동특성에 적합한 해석적 모델을 구성한 후 적합한 최적화 기법을 통해 모델에서 주어지는 파라미터 값을 결정하여야 한다. 본 논문에서 제안하는 태양광 발전

시스템의 모델은 그림 2와 같은 푸리에 구조를 갖는 선형모델로 하였으며 출력 방정식은 다음과 같다.

$$\hat{x}(G, T) = w'_g \alpha_g + v'_g \beta_g + w'_t \alpha_t + v'_t \beta_t \quad (4)$$

여기서 윗 첨자 ' '는 전치(transpose) 연산자를 나타내며  $\hat{x}$ 는 모델의 출력변수로서 태양광 시스템 출력의 추정변수를 나타내며,  $\alpha_g, \beta_g, \alpha_t, \beta_t$ 는 태양광 일사량 변수  $G$ 와 태양광 모듈의 표면 온도 변수  $T$ 를 포함하는 입력 벡터로 주어지며 다음과 같다.

$$\alpha_g = [\cos(\omega_0 G), \dots, \cos(n_g \omega_0 G)]' \in R^{n_g} \quad (5-1)$$

$$\beta_g = [\sin(\omega_0 G), \dots, \sin(n_g \omega_0 G)]' \in R^{n_g} \quad (5-2)$$

$$\alpha_t = [\cos(\omega_0 T), \dots, \cos(n_t \omega_0 T)]' \in R^{n_t} \quad (5-3)$$

$$\beta_t = [\sin(\omega_0 T), \dots, \sin(n_t \omega_0 T)]' \in R^{n_t} \quad (5-4)$$

여기서  $\omega_0$ 는 상수,  $n_g$ 와  $n_t$ 는 자연수를 나타내며, 두 입력 변수  $G$ 와  $T$ 는 sin 및 cos 함수에 각각 적용되는 것을 알 수 있다. 또한 식 (5)에서  $w_g, v_g, w_t, v_t$ 는 모델의 파라미터 벡터로서 다음과 같다.

$$w'_g = [w_{g,1}, \dots, w_{g,n_g}] \in R^{1 \times n_g} \quad (6-1)$$

$$v'_g = [v_{g,1}, \dots, v_{g,n_g}] \in R^{1 \times n_g} \quad (6-2)$$

$$w'_t = [w_{t,1}, \dots, w_{t,n_t}] \in R^{1 \times n_t} \quad (6-3)$$

$$v'_t = [v_{t,1}, \dots, v_{t,n_t}] \in R^{1 \times n_t} \quad (6-4)$$

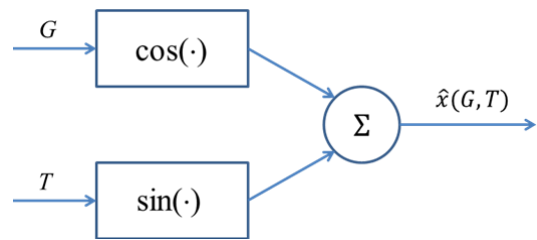


그림 2 태양광 발전 시스템의 모델링  
Fig. 2 Modeling of photovoltaic power systems

## 4. 파라미터 추정

앞서 언급한 바와 같이 식 (6)의 파라미터는 주어진 목적 함수를 만족하기 위하여 최적의 값으로 결정되어야 한다. 본 절은 식 (6)의 최적의 파라미터 해(solution)를 도출하기 위하여 최적화 기법을 통한 태양광 모델의 파라미터 추정 알고리즘을 서술한다.

이러한 추정 알고리즘을 도출하기 위하여 우선 목적함수를 결정하여야 하며 그림 1의 실제 시스템의 출력  $x$ 와 그림 2의 시스템 모델의 출력  $\hat{x}$ 와의 오차함수  $e = x - \hat{x}$ 로 구성한다. 한편, 태양광 시스템의 외부 입력 변수인 일사량  $G$ 와 온도  $T$ 는 시변(time-varying) 확률 변수로 간주하므로 확률 시스템 이론[7]에 근거하여 출력변수  $x$ 를 또한 확률변수로 정의된다. 따라서 태양광 시스템의 출력 변수  $x$ 와 추정변수  $\hat{x}$ 는 모두 확률변수가 되며 평균(expectation) 연산자  $E$ 를 적용하여 목적함수를 정의하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
J &= E(e^2) \\
&= E[(x - \hat{x})^2] \\
&= E(x^2 - 2x\hat{x} + \hat{x}^2) \\
&= E(x^2) - 2E(x\hat{x}) + E(\hat{x}^2)
\end{aligned} \quad (7)$$

여기서  $x$ 와  $\hat{x}$ 는 서로 독립변수이므로 평균값 이론에 의해  $E(x\hat{x}) = E(x)E(\hat{x})$ 가 되며 이 두 확률변수의 분산 값은 각각  $\sigma_x^2 = E(x^2) - m_x^2$  및  $\sigma_{\hat{x}}^2 = E(\hat{x}^2) - \hat{m}_x^2$ 이므로 식 (7)의 네 번째 항에 적용하면 최종적으로 목적함수는 다음과 같이 전개된다.

$$J = \sigma_x^2 + m_x^2 - 2m_x\hat{m}_x + \sigma_{\hat{x}}^2 + \hat{m}_x^2 \quad (8)$$

여기서  $m_x := E(x)$  및  $\hat{m}_x := E(\hat{x})$ 이다. 한편, 식 (4)를 간략하게 벡터 형태로 표현하면

$$\hat{x} = \theta' f(G, T) \quad (9)$$

와 같으며 여기서  $\theta$ 는 식 (6)의 모든 파라미터 요소를 포함하고 있는 벡터로서

$$\theta' = [w'_g \ v'_g \ w'_t \ v'_t] \in R^{1 \times 2(n_g + n_t)} \quad (10)$$

와 같으며 또한 입력 항을 포함하고 있는 벡터  $f$ 는 다음과 같이 다시 표현된다.

$$f(G, T) = [\alpha_g \ \beta_g \ \alpha_t \ \beta_t]' \in R^{2(n_g + n_t)} \quad (11)$$

따라서 시스템 모델의 파라미터 추정은 식 (8)에 정의한 목적함수를 최소화하기 위한 최적의 파라미터 벡터  $\theta$ 를 도출하는 것이므로, 식 (8)을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$J = \min_{\theta} (\sigma_x^2 + m_x^2 - 2m_x\hat{m}_x + \sigma_{\hat{x}}^2 + \hat{m}_x^2) \quad (12)$$

여기서 식 (9)를 식 (12)의 평균 및 분산 추정식에 대입하면 각각 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned}
\hat{m}_x &= E(\hat{x}) \\
&= E[\theta' f(G, T)] \\
&= \theta' E[f(G, T)]
\end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned}
\sigma_x^2 &= E(\hat{x}_2) - \hat{m}_x^2 \\
&= \theta' E[f(G, T)f'(G, T)]\theta \\
&\quad - \theta' E[f(G, T)]E[f(G, T)]'\theta
\end{aligned} \quad (14)$$

식 (12)의 최적화 조건을 만족하는 파라미터 벡터  $\theta$ 는 식 (12)를  $\theta$ 에 대하여 미분을 실시하여 구할 수 있으며 수학적으로

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = \frac{\partial (\sigma_x^2 + m_x^2 - 2m_x\hat{m}_x + \sigma_{\hat{x}}^2 + \hat{m}_x^2)}{\partial \theta} \quad (15)$$

와 같다. 식 (15)에서  $\sigma_x^2$ 와  $m_x$ 는  $\theta$ 에 상호 독립변수이므로  $\sigma_x^2/\partial\theta = 0$ ,  $m_x^2/\partial\theta = 0$ 가 되며 식 (15)를 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$\begin{aligned}
\frac{\partial J}{\partial \theta} &= \frac{\partial (-2m_x\hat{m}_x + \sigma_{\hat{x}}^2 + \hat{m}_x^2)}{\partial \theta} \\
&= \frac{\partial (-2m_x\theta' E[f(G, T)] + \theta' E[f(G, T)f'(G, T)]\theta)}{\partial \theta} \\
&= 2(m_x E[f(G, T)] + E[f(G, T)f'(G, T)]\theta)
\end{aligned} \quad (16)$$

최종적으로 식 (16)의 마지막 식에 0을 대입하여 벡터  $\theta$ 에 대한 최적의 해를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\theta^* = m_x \{E[f(G, T)f'(G, T)]\}^{-1} E[f(G, T)] \quad (17)$$

## 5. 평균값 연산

식 (17)의 방정식은 실제 시스템 출력  $x$ 에 대한 평균값

$m_x$ 와 벡터  $f$ 의 1차 및 2차 모멘트(moment) 벡터로 구성되어 있으며 이러한 세 항목들을 모두 연산하여야 벡터  $\theta^*$ 를 구할 수 있다. 우선, 평균값  $m_x$ 는 평균값 이론에 의하여 다음과 같이 간략하게 구할 수 있으며

$$m_x = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x(i) \quad (18)$$

벡터  $f$ 의 1차 및 2차 모멘트 값은 두 확률변수  $G$ 와  $T$ 의 확률분포함수에 대한 정보를 통해 그 결과 값을 연산할 수 있다. 식 (17)에서 평균값 연산에 앞서 확률변수  $G$ 와  $T$ 에 대한 섭동변수를 고려한다. 즉, 변수  $G$ 와  $T$ 는 결정론적 변수와 섭동 변수의 조합으로 나타낼 수 있으며 수학적 표현으로  $G = \tilde{G} + \delta G$  및  $T = \tilde{T} + \delta T$ 와 같이 주어진다. 여기서  $\tilde{G}$ ,  $\tilde{T}$ 는 결정론적 변수를 나타내며,  $\delta G$ 와  $\delta T$ 는 평균값이 0이며 분산이 각각  $\sigma_g$ 와  $\sigma_t$ 인 가우시안 확률변수로서  $\delta G \sim N(0, \sigma_g)$ ,  $\delta T \sim N(0, \sigma_t)$ 와 같이 각각 표현된다. 또한 식 (17)의  $E(f(G, T))$ 에서 벡터  $f$ 의 요소들을 삼각함수 이론에 의하여 전개하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \cos(iw_0 G) &= \cos(iw_0(\tilde{G} + \delta G)) \quad , i = 1, \dots, n_g \\ &= \cos(iw_0 \tilde{G}) \cos(iw_0 \delta G) \\ &\quad - \sin(iw_0 \tilde{G}) \sin(iw_0 \delta G) \end{aligned} \quad (19-1)$$

$$\begin{aligned} \sin(iw_0 G) &= \sin(iw_0(\tilde{G} + \delta G)) \quad , i = 1, \dots, n_g \\ &= \sin(iw_0 \tilde{G}) \cos(iw_0 \delta G) \\ &\quad + \cos(iw_0 \tilde{G}) \sin(iw_0 \delta G) \end{aligned} \quad (19-2)$$

$$\begin{aligned} \cos(iw_0 T) &= \cos(iw_0(\tilde{T} + \delta T)) \quad , i = 1, \dots, n_t \\ &= \cos(iw_0 \tilde{T}) \cos(iw_0 \delta T) \\ &\quad - \sin(iw_0 \tilde{T}) \sin(iw_0 \delta T) \end{aligned} \quad (19-3)$$

$$\begin{aligned} \sin(iw_0 T) &= \sin(iw_0(\tilde{T} + \delta T)) \quad , i = 1, \dots, n_t \\ &= \sin(iw_0 \tilde{T}) \cos(iw_0 \delta T) \\ &\quad + \cos(iw_0 \tilde{T}) \sin(iw_0 \delta T) \end{aligned} \quad (19-4)$$

여기서 결정론적 변수  $\tilde{G}$ 와  $\tilde{T}$ 를 포함하는 삼각함수는 그 결과 또한 결정론적 상수이므로 식 (19)에 평균값 연산자  $E$ 를 적용하면 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} E(\cos(iw_0 G)) &= \cos(iw_0 \tilde{G}) E(\cos(iw_0 \delta G)) \\ &\quad - \sin(iw_0 \tilde{G}) E(\sin(iw_0 \delta G)) \end{aligned} \quad (20-1)$$

$$\begin{aligned} E(\sin(iw_0 G)) &= \sin(iw_0 \tilde{G}) E(\cos(iw_0 \delta G)) \\ &\quad + \cos(iw_0 \tilde{G}) E(\sin(iw_0 \delta G)) \end{aligned} \quad (20-2)$$

$$\begin{aligned} E(\cos(iw_0 T)) &= \cos(iw_0 \tilde{T}) E(\cos(iw_0 \delta T)) \\ &\quad - \sin(iw_0 \tilde{T}) E(\sin(iw_0 \delta T)) \end{aligned} \quad (20-3)$$

$$\begin{aligned} E(\sin(iw_0 T)) &= \sin(iw_0 \tilde{T}) E(\cos(iw_0 \delta T)) \\ &\quad + \cos(iw_0 \tilde{T}) E(\sin(iw_0 \delta T)) \end{aligned} \quad (20-4)$$

여기서  $\cos$  및  $\sin$  함수의 평균값은 확률분포함수의 평균값 이론에 의해 다음과 같이 각각 전개된다.

$$E(\cos(iw_0 \delta G)) = (2\pi\sigma_{\delta_g}^2)^{-\frac{1}{2}} \times \quad (21-1)$$

$$\begin{aligned} &\int_{-\infty}^{\infty} \cos(iw_0 \delta G) \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\delta G}{\sigma_{\delta_g}}\right)^2\right) d\delta G \\ &= \exp\left(-\frac{i^2 w_0^2 \sigma_{\delta_g}^2}{2}\right) \end{aligned}$$

$$E(\sin(iw_0 \delta G)) = (2\pi\sigma_{\delta_g}^2)^{-\frac{1}{2}} \times \quad (21-2)$$

$$\begin{aligned} &\int_{-\infty}^{\infty} \sin(iw_0 \delta G) \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\delta G}{\sigma_{\delta_g}}\right)^2\right) d\delta G \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$E(\cos(iw_0\delta T)) = (2\pi\sigma_{\delta}^2)^{-\frac{1}{2}} \times \int_{-\infty}^{\infty} \cos(iw_0\delta T) \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\delta T}{\sigma_{\delta_i}}\right)^2\right) d\delta T \quad (21-3)$$

$$= \exp\left(-\frac{i^2 w_0^2 \sigma_{\delta_i}^2}{2}\right)$$

$$E(\sin(iw_0\delta T)) = (2\pi\sigma_{\delta}^2)^{-\frac{1}{2}} \times \int_{-\infty}^{\infty} \sin(iw_0\delta T) \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\delta T}{\sigma_{\delta_i}}\right)^2\right) d\delta T \quad (21-4)$$

$$= 0$$

식 (21)의 결과 식을 식 (20)에 대입하면 최종적으로 다음과 같이 주어진다.

$$E(\cos(iw_0 G)) = \cos(iw_0 \tilde{G}) \exp\left(-\frac{i^2 w_0^2 \sigma_{\delta_i}^2}{2}\right) \quad (22-1)$$

$$E(\sin(iw_0 G)) = \sin(iw_0 \tilde{G}) \exp\left(-\frac{i^2 w_0^2 \sigma_{\delta_i}^2}{2}\right) \quad (22-2)$$

$$E(\cos(iw_0 T)) = \cos(iw_0 \tilde{T}) \exp\left(-\frac{i^2 w_0^2 \sigma_{\delta_i}^2}{2}\right) \quad (22-3)$$

$$E(\sin(iw_0 T)) = \sin(iw_0 \tilde{T}) \exp\left(-\frac{i^2 w_0^2 \sigma_{\delta_i}^2}{2}\right) \quad (22-4)$$

다음으로, 식 (17)에서  $E(f(G, T)f(G, T))$ 을 연산하기 위하여 변수  $G$ 와  $T$ 의  $\cos$  함수와  $\sin$  함수의 곱에 대한 평균 식을 구하여야 한다. 먼저, 동일한 변수를 포함하는 식에 대하여 삼각함수 공식을 이용하여 전개하면 다음과 같다.

$$E(\cos(iw_0 \odot) \cos(lw_0 \odot)) \quad (23-1)$$

$$= \frac{1}{2} [E(\cos((i+l)w_0 \odot)) + E(\cos((i-l)w_0 \odot))]$$

$$E(\sin(iw_0 \odot) \cos(lw_0 \odot)) \quad (23-2)$$

$$= \frac{1}{2} [E(\sin((i+l)w_0 \odot)) + E(\sin((i-l)w_0 \odot))]$$

$$E(\sin(iw_0 \odot) \sin(lw_0 \odot)) \quad (23-3)$$

$$= \frac{1}{2} [E(\cos((i-l)w_0 \odot)) - E(\cos((i+l)w_0 \odot))]$$

여기서  $\odot := G$  또는  $T$ 를 나타내며, 만약  $\odot := G$ 일 경우  $i, l = 1, \dots, n_g$ 가 되며  $\odot := T$ 이면  $i, l = 1, \dots, n_t$ 가 된다. 식 (23)에서  $\odot := G$  또는  $T$ 의 동일한 변수를 포함하는 경우 식 (21)과 같은 유사한 방식으로 평균값을 전개할 수 있다. 하지만 식 (23)에서 기호  $\odot$ 가 서로 다른 변수를 나타내는 경우 삼각함수의 곱에 대한 방정식을 우선 전개한 후 평균값에 대한 식을 구하여야 한다. 따라서 이러한 경우 삼각함수 이론을 적용하여 다음과 같은 네 가지 평균 식으로 정리할 수 있다.

$$E(\cos(iw_0 G) \cos(lw_0 T)) \quad (24-1)$$

$$= \frac{1}{2} [E(\cos(w_0(iG+lT))) + E(\cos(w_0(iG-lT)))]$$

$$E(\sin(iw_0 G) \cos(lw_0 T)) \quad (24-2)$$

$$= \frac{1}{2} [E(\sin(w_0(iG+lT))) + E(\sin(w_0(iG-lT)))]$$

$$E(\sin(iw_0 T) \cos(lw_0 G)) \quad (24-3)$$

$$= \frac{1}{2} [E(\sin(w_0(lG+iT))) - E(\sin(w_0(lG-iT)))]$$

$$E(\sin(iw_0 G) \sin(lw_0 T)) \quad (24-4)$$

$$= \frac{1}{2} [E(\cos(w_0(iG-lT))) - E(\cos(w_0(iG+lT)))]$$

앞서 정의한 두 확률변수  $G$ 와  $T$ 의 섭동변수에 의하여 식 (24)의 각 항목에 대한 평균 식은

$$E(\cos(w_0(iG \pm lT))) \quad (25-1)$$

$$= E\{\cos(w_0(i(\tilde{G} + \delta G) \pm l(\tilde{T} + \delta T)))\}$$

$$= \cos(w_0(i\tilde{G} \pm l\tilde{T})) E\{\cos(w_0(i\delta G + l\delta T))\}$$

$$\mp \sin(w_0(i\tilde{G} \pm l\tilde{T})) E\{\sin(w_0(i\delta G \pm l\delta T))\}$$

$$E(\sin(w_0(iG \pm lT))) \quad (25-2)$$

$$= E\{\sin(w_0(i(\tilde{G} + \delta G) \pm l(\tilde{T} + \delta T)))\}$$

$$= \sin(w_0(i\tilde{G} \pm l\tilde{T})) E\{\cos(w_0(i\delta G + l\delta T))\}$$

$$\pm \cos(w_0(i\tilde{G} \pm l\tilde{T})) E\{\sin(w_0(i\delta G \pm l\delta T))\}$$

와 같이 전개되며 여기서 섭동 확률변수  $\delta G$ 와  $\delta T$ 의 결합(joint) 확률분포함수에 대한 평균 식을 전개하면 각각 다음과 같다.

$$E\{\cos[w_0(i\delta G + l\delta T)]\}$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \cos[(i\delta G + l\delta T)w_0] f_{\delta G, \delta T}(\delta G, \delta T) d\delta G d\delta T$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \cos(iw_0\delta G) \cos(lw_0\delta T) f_{\delta G, \delta T}(\delta G, \delta T) d\delta G d\delta T$$

$$- \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \sin(iw_0\delta G) \sin(lw_0\delta T) f_{\delta G, \delta T}(\delta G, \delta T) d\delta G d\delta T$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \cos(lw_0\delta T) \left( \int_{-\infty}^{\infty} \cos(iw_0\delta G) f_{\delta G} d\delta G \right) f_{\delta T} d\delta T$$

$$- \int_{-\infty}^{\infty} \sin(lw_0\delta T) \left( \int_{-\infty}^{\infty} \sin(iw_0\delta G) f_{\delta G} d\delta G \right) f_{\delta T} d\delta T$$

$$= \left( \int_{-\infty}^{\infty} \cos(iw_0\delta G) f_{\delta G} d\delta G \right) \times \left( \int_{-\infty}^{\infty} \cos(lw_0\delta T) f_{\delta T} d\delta T \right) \quad (26-1)$$

$$= \exp\left(-\frac{i^2 w_0^2 \sigma_{\delta G}^2}{2}\right) \times \exp\left(-\frac{l^2 w_0^2 \sigma_{\delta T}^2}{2}\right)$$

$$= \exp\left(-\frac{i^2 w_0^2 \sigma_{\delta G}^2 + l^2 w_0^2 \sigma_{\delta T}^2}{2}\right)$$

$$E\{\sin[w_0(i\delta G + l\delta T)]\}$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \sin[(i\delta G + l\delta T)w_0] f_{\delta G, \delta T}(\delta G, \delta T) d\delta G d\delta T$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \sin(iw_0\delta G) \cos(lw_0\delta T) f_{\delta G, \delta T}(\delta G, \delta T) d\delta G d\delta T$$

$$+ \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \cos(iw_0\delta G) \sin(lw_0\delta T) f_{\delta G, \delta T}(\delta G, \delta T) d\delta G d\delta T$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \cos(lw_0\delta T) \left( \int_{-\infty}^{\infty} \sin(iw_0\delta G) f_{\delta G} d\delta G \right) f_{\delta T} d\delta T \quad (26-2)$$

$$- \int_{-\infty}^{\infty} \cos(iw_0\delta G) \left( \int_{-\infty}^{\infty} \sin(lw_0\delta T) f_{\delta T} d\delta T \right) f_{\delta G} d\delta G$$

$$= 0$$

여기서  $f_{\delta G, \delta T}(\delta G, \delta T)$ 는 두 섭동변수  $\delta G$ 와  $\delta T$ 에 대한 결합 확률분포함수로서 본 논문은  $\delta G$ 의 분산  $\sigma_{\delta G}$ 와  $\delta T$ 의 분산  $\sigma_{\delta T}$  그리고 이 두 확률변수의 공분산  $\rho$ 를 갖는 결합 가우시안(jointly Gaussian) 함수로 정의하며 다음과 같다.

$$f_{\delta G, \delta T}(\delta G, \delta T) = \frac{1}{2\pi\sigma_{\delta G}\sigma_{\delta T}\sqrt{1-\rho^2}} \quad (27)$$

$$\times \exp\left\{ -\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[ \begin{aligned} &\left(\frac{\delta G - \bar{\delta G}}{\sigma_{\delta G}}\right)^2 \\ &- 2\rho \frac{(\delta G - \bar{\delta G})(\delta T - \bar{\delta T})}{\sigma_{\delta G}\sigma_{\delta T}} \\ &+ \left(\frac{\delta T - \bar{\delta T}}{\sigma_{\delta T}}\right)^2 \end{aligned} \right] \right\}$$

여기서 섭동 변수  $\delta G$ 와  $\delta T$ 는 서로 독립변수로 간주하였다. 마지막으로 식 (26)의 결과 식을 식 (25)에 대입하면 각각

다음과 같다.

$$E(\cos(w_0(iG \pm lT))) = \cos(w_0(i\tilde{G} \pm l\tilde{T})) \exp\left(-\frac{l^2 w_0^2 \sigma_G^2 + l^2 w_0^2 \sigma_T^2}{2}\right) \quad (28-1)$$

$$E(\sin(w_0(iG \pm lT))) = \sin(w_0(i\tilde{G} \pm l\tilde{T})) \exp\left(-\frac{l^2 w_0^2 \sigma_G^2 + l^2 w_0^2 \sigma_T^2}{2}\right) \quad (28-2)$$

최종적으로 식 (22)와 식 (28)을 식 (17)에 대입하여 태양광 시스템 모델에 대한 최적의 파라미터 값을 구할 수 있다.

### 6. 모델링 평가

본 논문에서 제안한 태양광 발전 시스템의 동적 모델링 알고리즘 평가를 위하여 경북 영천시에 설치되어 실제 운영 중인 서광 솔라 발전소에서 관측한 태양광 시스템 데이터를 이용하였다. 이 발전소의 최대 용량은 약 1[MW] 이며 발전소 전경은 그림 3과 같다. 제안한 모델링 알고리즘에 적용한 실험 데이터는 2012년 1월 동안 측정된 태양광 일사량, 태양광 모듈의 표면온도 그리고 인버터의 출력으로 하였으며, 그림 4는 1월1일에서 1월3일까지의 샘플링 데이터 파형을 각각 보여준다. 이 파형으로부터 오전 10시부터 오후 4시까지 비교적 많은 발전량을 출력하며 그 외의 시간대에서는 상대적으로 적은 양의 전력이 발생하는 것을 알 수 있다. 모델링에 사용한 입력 데이터 패턴은 태양광 일사량과 표면온도로서 그림 5와 그림 6과 같으며 출력 패턴은 인버터 출력으로서 그림 7과 같다. 이 학습 데이터에 대하여 최대의 학습 성능을 도출하기 위하여 그림 2의 모델 구조를 조정하면서 파라미터 학습을 실시하였다. 학습결과로부터 식 (5)에서  $w_0 = 10^{-3}$ ,  $n_y = n_t = 90$ 로 결정하였으며 파라미터의 초기값은 -1과 1사이의 항등분포의 랜덤 값으로 하였다. 반복 학습을 통해 실제 태양광 시스템과 제안한 모델과의 출력을 서로 비교하여 가장 작은 오차 값을 갖는 모델 구조로 선정하였으며, 이때 오차의 제곱 값에 대한 파형을 그림 8에 도시하였다. 이 파형으로부터 최대 오차 값이 약 0.015이며 평균적으로 약 0.003임을 알 수 있다. 그림 9는 학습동안의 일부 파라미터의 수정 값을 파형으로 보여주며 파라미터의 값들이 패턴 수에 대하여 그 값들이 계속적으로 수정되고 있음을 알 수 있다.

다음으로, 앞서 구성한 태양광 시스템 모델에 대한 일반화(generalization) 성능을 검증하였다. 이 실험은 학습하지 않은 입력 데이터에 대하여 제안한 시스템 모델이 실제 시스템의 출력을 얼마나 잘 추정하는 지를 평가하는 신뢰성 검증이라 할 수 있다. 이 실험을 위하여 2012년 2월 한 달 동안의 일사량(그림 10)과 표면온도(그림 11)에 대하여 실제 인버터 출력(그림 12)과 제안한 모델과의 출력에 대한 오차를 분석하였으며 그 결과 파형을 그림 13에 도시하였다. 이 오차파형으로부터 초기 데이터 수에는 상대적으로 큰 오차 발생하였지만 데이터의 수가 증가할수록 오차 값이 점점 감소하는 것을 볼 수 있다. 그리고 전체 데이터 수에 대하여 평균적으로 약 5 정도의 오차 값을 가지며 이 값은 실제 시스템 출력에 비하여 10% 오차율을 의미하며 반대로 약 90% 정도의 모델링 성능을 갖는 것으로 해석할 수 있다. 이러한 실험을 통해 제안한 시스템 모델링 알고리즘의 타당성을 검증하였으며 성능의 우수성을 입증하였다.



그림 3 서광 솔라 태양광 발전소  
Fig. 3 Seokwang Solar photovoltaic power plant

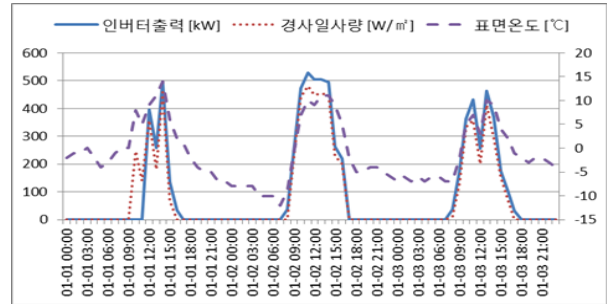


그림 4 태양광 발전 시스템의 일사량, 온도 및 출력파형  
Fig. 4 Irradiation, temperature, and power of the photovoltaic power plant

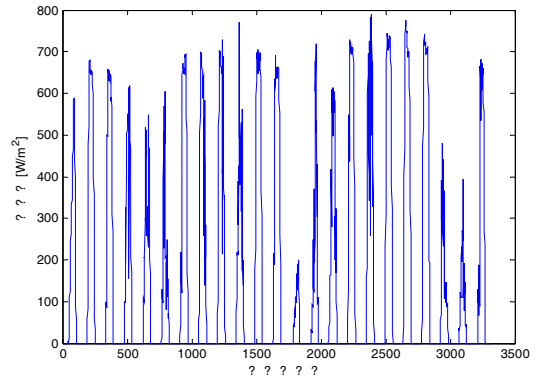


그림 5 태양광 일사량(2012.1.1 ~ 2012.1.31)  
Fig. 5 Solar irradiance((2012.1.1 ~ 2012.1.31)

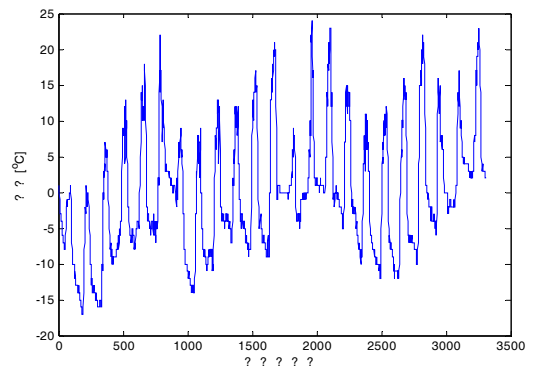


그림 6 태양광 모듈의 표면온도(2012.1.1 ~ 2012.1.31)  
Fig. 6 Surface temperature of the photovoltaic module (2012.1.1 ~ 2012.1.31)

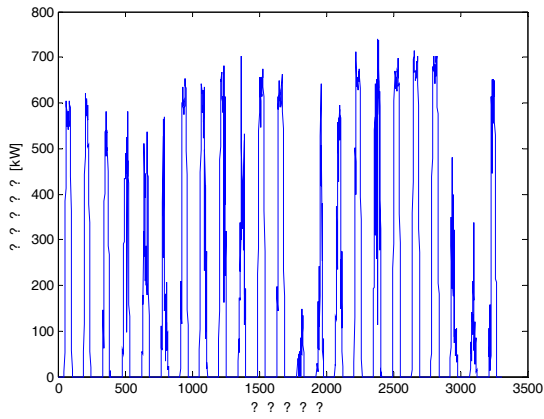


그림 7 인버터 출력(2012.1.1 ~ 2012.1.31)  
Fig. 7 Inverter output power(2012.1.1 ~ 2012.1.31)

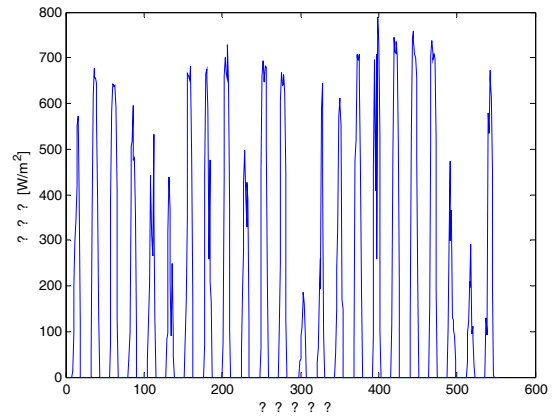


그림 10 태양광 일사량(2012.2.1 ~ 2012.2.29)  
Fig. 10 Solar irradiation(2012.2.1 ~ 2012.2.29)

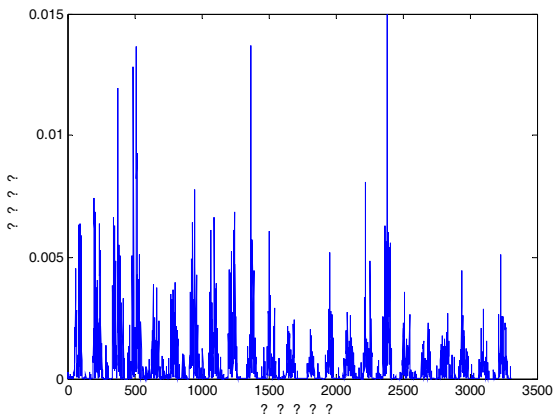


그림 8 모델링 오차파형(파라미터 학습)  
Fig. 8 Modeling error waveform(parameter learning)

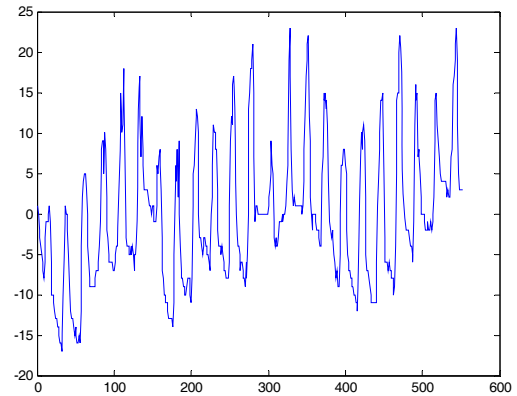


그림 11 태양광 모듈의 표면온도(2012.2.1 ~ 2012.2.29)  
Fig. 11 Surface temperature of the photovoltaic module (2012.2.1 ~ 2012.2.29)

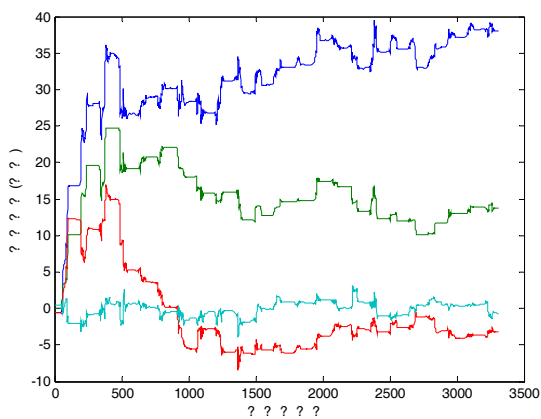


그림 9 모델 파라미터(샘플)  
Fig. 9 Parameters of the model(sampled)

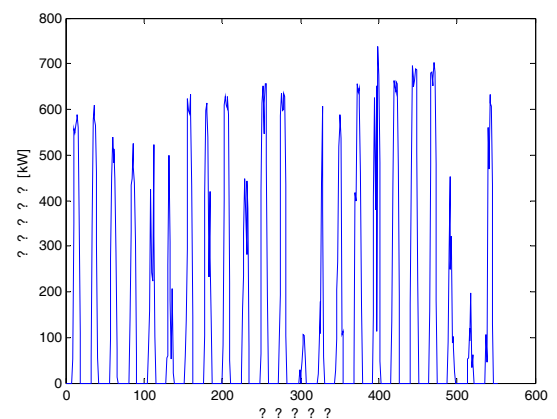


그림 12 인버터 출력(2012.2.1 ~ 2012.2.29)  
Fig. 12 Inverter output power(2012.2.1 ~ 2012.2.29)

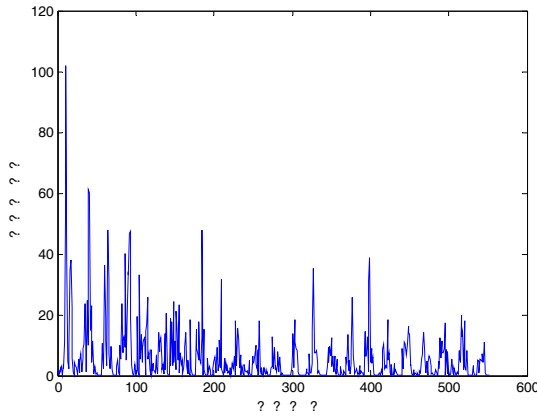


그림 13 모델링 오차파형(일반화 테스트)  
 Fig. 13 Modeling error waveform(generalization test)

### 7. 결 론

본 논문은 확률 및 통계이론을 적용하여 태양광 시스템의 모델링 알고리즘을 제안하였다. 기존의 모델링 방식은 시스템의 입력력 변수를 결정론적 변수로 간주하여 파라미터 학습 알고리즘을 도출하지만 이러한 기법은 실제로 랜덤성분을 포함하고 있는 실시간 시스템에 대한 실적용성 면에서 많은 오차를 발생시켰다. 본 논문은 이러한 문제점을 해결하기 위하여 새로운 모델링 기법을 개발하였으며 실제 태양광 시스템의 데이터를 적용하여 알고리즘의 신뢰성 및 성능의 우수성을 입증하였다. 향후 연구로는 랜덤성분을 포함한 동적 시스템의 고장검출 및 진단기술개발에 본 논문에서 제안한 모델링 알고리즘을 적용하고자 한다.

### 감사의 글

본 연구는 교육과학기술부의 교육역량강화사업비 지원에 의해 수행됨.

### 참 고 문 헌

[1] D. Sera, R. Teodorescu, "Photovoltaic module diagnostics by series resistance monitoring and temperature and rated power estimation," *Annual Conference of IEEE*, pp. 2195-2199, 2008.

[2] 조현철, 이관호, "확률론적 의사결정기법을 이용한 태양광 발전 시스템의 고장검출 알고리즘," *한국 신호처리 시스템학회 논문지*, vol. 12, no. 3, pp. 212-216, 2011.

[3] A. Mellit, S. Kalogirou, "ANFIS-based modelling for photovoltaic power supply system: A case study," *Renewable Energy*, vol. 36, no. 1, pp. 250-258, 2011.

[4] C. S. Chin, A. Babu, W. McBride, "Design, modeling and testing of a standalone single axis active solar tracker using MATLAB/Simulink," *Renewable Energy*, vol. 36, no. 11, pp. 3075-3090, 2011.

[5] K.-H. Chaoa, S.-H. Hob, M.-H. Wanga, "Modeling

and fault diagnosis of a photovoltaic system," *Electric Power Systems Research*, vol. 78, no. 1, pp. 97 - 105, 2008.

[6] R. A. Messenger, J. Ventre, *Photovoltaic systems engineering*, CRC Press, 2010.

[7] R. G. Brown, P. Y. C. Hwang, *Introduction to random signals and applied Kalman filtering*, Wiley, 1996.

## 저 자 소 개



### 조 현 철 (曹賢哲)

1997년 2월 부경대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 1999년 2월 동아대학교 전기공학과 졸업(공학석사). 2006년 8월 미국 네바다 주립 대학교 전기공학과 졸업(Ph.D.). 2006년 8월~2009년 2월 동아대학교 NRL 포닥연구원. 2009년 3월~현재 울산과학기술대학교 전기전자학부 조교수  
 Tel : 052) 279-3166  
 Fax : 052) 277-1538  
 E-mail : hcjo@uc.ac.kr