출력편차의 통계학적 신호처리를 통한 태양광 발전 시스템의 고장 위치 진단 기술

Fault Location Diagnosis Technique of Photovoltaic Power Systems through Statistic Signal Process of its Output Power Deviation

조 현 철^{*} (Hyun Cheol Cho)

Abstract - Fault detection and diagnosis (FDD) of photovoltaic (PV) power systems is one of significant techniques for reducing economic loss due to abnormality occurred in PV modules. This paper presents a new FDD method against PV power systems by using statistical comparison. This comparative approach includes deviation signals between the outputs of two neighboring PV modules. We first define a binary hypothesis testing under such deviation and make use of a generalized likelihood ratio testing (GLRT) theory to derive its FDD algorithm. Additionally, a recursive computational mechanism for our proposed FDD algorithm is presented for improving a computational effectiveness in practice. We carry out a real-time experiment to test reliability of the proposed FDD algorithm by utilizing a lab based PV test-bed system.

Key Words : Photovoltaic power systems, Fault detection and diagnosis, GLRT, Statistic signal process

1. 서 론

전 세계적으로 태양광 발전 시스템에 대한 관심이 집중되 고 있으며 이에 따라 관련 연구소나 산업체 등에서 활발한 기술개발이 진행 되고 있다. 그러한 기술개발 범주에는 고 효율의 태양광 모듈 개발, 태양광 인버터나 컨버터와 같은 고성능 전력변환장치, 스마트형 모니터링 시스템 등을 꼽을 수 있다[1-4]. 한편 최근에는 태양광 발전 시스템의 고장 검 출이나 진단과 같은 분야에도 연구가 발표되고 있다.

Silvestre와 Chouder는 전력 손실 분석기법을 통해 태양 광 시스템의 고장 검출 기술을 제안하였다[5]. 이 연구는 관 측한 태양의 일사량과 모듈의 온도 데이터를 이용하여 태양 광 시스템의 주요 파라미터를 연산하기 위한 파라미터 추출 법을 주된 기술로 담고 있다. Lin 등은 태양광 시스템의 온 라인 고장 검출 및 고장 허용 기술을 개발하였으며 원격 모 니터링 시스템 구축에 적용하였다[6]. 이러한 기술을 통해 태양광 모듈의 효율적 배치를 위하여 태양광 발전 시스템의 구조적 변경을 제안하였으며 결과적으로 전력 손실 방지를 개선하였다. Sanz-Bobi 등은 태양광 발전 플랜트에서 발생 할 수 있는 주요 고장의 형태를 해석적 방법론을 통해 정립 이러한 고장의 하였으며 종류를 데이터베이스화하여 GUI(Graphic User Interface) 방식의 고장진단 소프트웨어 를 개발하였다[7]. 가장 최근에는 Chine 등이 그리드(grid)

* Corresponding Author : Faulty of Electrical and Electronic Engineering, Ulsan College, Korea. E-mail: hcjo@uc.ac.kr

Received : June 13, 2014; Accepted : October 07, 2014

방식의 태양광 시스템에 대한 고장진단 기술을 발표하였으 며 태양광 플랜트에서 발생되는 고장을 검출하기 위한 진단 신호를 발생시키는 것을 주요 기술로 제안하였다[8]. 또한 모니터링 소프트웨어 개발을 통해 태양광 발전 시스템의 주 요 구성 요소, 즉 태양광 모듈, 태양광 스트링, 인버터 시스 템 등의 고장진단도 아울러 실행할 수 있도록 하였다.

현재까지 태양광 발전 시스템의 고장 진단 기술에 대한 연구는 비교적 초기단계이며 많은 연구결과가 발표되지는 않고 있다. 그러나 현재 발표된 태양광 발전 시스템의 고장 진단 기술의 경우 관측한 데이터를 결정론적(deterministic) 신호로 간주하여 알고리즘을 제안하는 경우가 대부분이다 [9]. 일반적으로 태양광의 일사량이나 표면 온도는 확률변수 로 간주할 수 있으며, 이러한 경우 결정론적 고장검출 및 진 단 알고리즘을 적용할 경우 성능의 신뢰성이나 실적용 가능 성이 저하될 수 있다. 그러므로 이러한 시스템 환경에 대하 여 잘 알려진 확률통계이론을 적용한 고장검출 및 진단 알 고리즘을 도출함으로서 신속한 고장검출 시간과 보다 정밀 한 고장진단 성능을 기대할 수가 있다[9].

본 논문은 확률 및 통계이론을 적용한 태양광 발전 시스 템의 고장 유무 및 위치 검출 알고리즘을 제안한다. 제안하 는 태양광 시스템의 고장 진단 기술은 이웃한 태양광 모듈 의 출력을 확률론적 관점에서 서로 비교하는 것으로서, 태양 광 모듈의 두 출력간의 편차를 검출한 후 확률론적 의사 (decision) 결정법에 따라 고장의 유무와 발생 위치를 결정 하는 구조를 갖는다. 제안하는 고장 진단 알고리즘의 타당 성 및 신뢰성을 검증하기 위하여 랩(lab) 기반의 테스트베드 를 이용하여 실시간 실험을 실시하였다.

2. 태양광 발전 시스템의 고장 위치 검출의 개요

태양광 발전 시스템은 태양의 일사량을 통해 전기를 발생 하는 태양광 셀의 조합으로 구성되며 다수의 태양광 모듈을 전기적으로 직병렬 연결하여 원하는 직류를 생성한다. 이러 한 전기적 접속을 위하여 모듈을 일정한 간격의 위치에 설 치하며, 정상적으로 동작하는 경우 주어진 일사량에 대하여 서로 이웃한 모듈의 전기적 출력은 거의 비슷한 값을 출력 한다. 하지만 어느 한쪽에 고장이 발생한 모듈의 경우 근접 한 모듈의 출력에 비해 편차가 발생하게 된다. 본 논문은 이 두 태양광 모듈의 출력 편차를 이용하여 태양광 발전 시 스템의 고장 유무 및 고장 발생 위치를 결정하는 기술을 제 안한다. 그림 1은 정상적으로 동작하는 태양광 모듈과 고장 이 발생한 태양광 모듈간의 편차 신호를 발생하는 개념도를 보여준다.



그림 1 태양광 모듈의 편차신호 발생 Fig. 1 Generation of deviation signal in PV module

2.1 태양광 모듈의 출력 편차

이산시간 k에서 n개의 태양광 모듈을 갖는 태양광 발전 시스템에서 각 모듈의 출력 변수를 $y_i(k)$, i=1,...,n과 같이 정의한다. 이 모듈의 출력에서 i번째와 j번째 태양광 모듈의 출력 편차를

$$x_{ij}(k) = y_i(k) - y_j(k), \ i, j = 1, \cdots, n \tag{1}$$

와 같이 정의하며 여기서 *i≠j*, *x_{ij}=-x_{ji}*가 된다. 즉, *x_{ii}*의 경우 동일한 태양광 모듈의 출력 편차를 나타내기 때문에 이 변수는 의미가 없으며, *x_{ij}와 x_{ji}는* 동일한 두 모듈에 대 하여 식 (1)에서 변수의 위치만 바뀌어서 연산을 하는 경우 가 되므로 (-) 부호를 적용하여 나타낼 수 있으며 그 절대 값은 서로 동일하며 |*x_{ij}*|=|*x_{ji}*|로 표현할 수 있다. 일반적으 로 태양광 모듈의 출력은 태양의 일사량과 모듈의 표면 온 도에 따라 그 출력이 변화되므로 그림 2와 같은 입출력 함 수관계로 연관 지을 수 있다. 한편, 일사량과 온도는 결정론 적(deterministic) 변수가 아닌 확률변수(random variable)로 간주할 수 있으므로, 확률이론에 의해 식 (1)의 태양광 모듈



그림 2 태양광 모듈의 입출력 관계 Fig. 2 Input-output relationship of PV module

2.2 고장 위치 검출을 위한 의사 결정법

앞서 언급한 바와 같이, 정상적으로 동작하는 태양광 모 들과 고장이 발생하여 출력이 감소한 모들과의 출력 편차는 그렇지 않은 경우의 출력 편차보다 큰 값을 발생한다는 것 을 직관적으로 알 수 있다. 이 편차변수는 확률변수이므로 확률분포함수로 표현할 수 있으며, 본 논문은 가장 일반적인 가우시안 확률분포를 적용한다. 이 경우 고장이 발생하지 않는 경우의 출력 편차 x_{ij} 는 평균이 0이고 분산값이 $\sigma_{ij,0}^2$ 인 가우시안 확률분포로 표현되며, 고장이 발생한 경우의 x_{ij} 는 평균과 분산값이 각각 m_{ij} 와 $\sigma_{ij,1}^2$ 을 갖는 가우시안 확률분포 함수로 정의할 수 있다. 이러한 논리적 개념은 이진 가설 검증기법(binary hypothesis testing)을 통해 다음과 같이 수 학적으로 표현할 수 있다[10].

$$\begin{cases} H_0 : x_{ij} \sim N(0, \sigma_{ij,0}^2) \\ H_1 : x_{ij} \sim N(m_{ij}, \sigma_{ij,1}^2) \end{cases}$$
(2)

여기서 H_0 는 고장이 발생하지 않은 경우에 대한 가설이며 H_1 은 고장이 발생하였을 경우의 가설을 나타낸다. 식 (2)에 서 각각의 가설에서 정의한 가우시안 확률분포함수의 수학 적 표현은 각각 다음과 같다.

$$N(0,\sigma_{ij,0}^2) \equiv \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij,0}^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_{ij,0}^2} x_{ij}^2(k)\right) \tag{3-1}$$

$$N(m_{ij}, \sigma_{ij,1}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij,1}^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_{ij,1}^2} (x_{ij}(k) - m_{ij})^2\right)$$
(3-2)

고장 유무 및 위치 결정 알고리즘을 도출하기 위하여 식 (2)의 가설에 대하여 일반화 가능성 비율 검증(GLRT: Generalized Likelihood Ratio Testing) 기법[10]을 적용하였 다. 이 이론에 의해 가설 H_1 에 의한 평균 m_{ij} 와 분산 $\sigma_{ij,1}^2$ 를 갖는 확률변수 X_{ij} 의 확률 $p(X_{ij};m_{ij},\sigma_{ij,1}^2,H_1)$ 와 가설 H_0 에 의 한 평균값 0과 분산 $\sigma_{ij,0}^2$ 의 확률변수 X_{ij} 의 확률 $p(X_{ij};\sigma_{ij,0}^2,H_0)$ 의 비율로 주어지는 가능성함수는 다음과 같다.

$$L_{ij} = \frac{p(X_{ij};m_{ij,}\sigma_{ij,1}^{2},H_{1})}{p(X_{ij};\sigma_{ij,0}^{2},H_{0})} > \gamma$$
(4)

여기서 벡터 X_{ij} 는 편차변수 x_{ij} 의 주어진 이산시간 동안의 데이터 집합을 나타내며, 상수 γ 는 기준값(threshold)을 나 타낸다. 식 (4)에서 상수 γ 를 결정하는 구체적인 이론은 없 으나 실제 실시간 시스템의 반복적 실험을 통해 최적의 값 으로 결정하여야 한다[10]. 식 (4)에서 L_{ij} 가 주어진 γ 값보다 크면 가설 H_1 이 성립되며, 그렇지 않은 경우, 즉 L_{ij} 가 γ 보 다 작거나 같은 경우 가설 H_0 가 성립된다. 한편 확률변수 x_{ij} 는 각 이산 시간에 대하여 독립적으로 발생하기 때문에 이 변수는 독립변수(independent variable)가 된다. 관측 데 이터의 개수 M에 대하여 식 (4)의 분자 및 분모 항을 다음 과 같이 각각 전개할 수 있다.

$$\begin{split} p\big(X_{ij};\sigma_{ij,0}^{2},H_{0}\big) &= \prod_{n=1}^{M} \Big(p\big(x_{ij}(n);\sigma_{ij,0}^{2},H_{0}\big) \Big) \\ &= \prod_{n=1}^{M} \Big(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij,0}^{2}}} \exp \Big(-\frac{1}{2\sigma_{ij,0}^{2}} x_{ij}^{2}(n) \Big) \Big) \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma_{ij,0}^{2})^{M/2}} \exp \Big(-\frac{1}{2\sigma_{ij,0}^{2}} \sum_{n=1}^{M} x_{ij}^{2}(n) \Big) \\ p\big(X_{ij};m_{ij},\sigma_{ij,1}^{2},H_{1}\big) &= \prod_{n=1}^{M} \Big(p\big(x_{ij}(n);m_{ij},\sigma_{ij,1}^{2},H_{1}\big) \big) \\ &= \prod_{n=1}^{M} \Big(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij,1}^{2}}} \exp \Big(-\frac{1}{2\sigma_{ij,1}^{2}} \Big(x_{ij}(n) - m_{ij} \Big)^{2} \Big) \Big) \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma_{ij,1}^{2})^{M/2}} \exp \Big(-\frac{1}{2\sigma_{ij,1}^{2}} \sum_{n=1}^{M} \big(x_{ij}(n) - m_{ij} \big)^{2} \Big) \Big) \end{split}$$

$$(5-2)$$

식 (5)의 최종 결과 식을 식 (4)에 대입하면 다음과 같다.

$$L_{ij} = \frac{\frac{1}{\left(2\pi\hat{\sigma}_{ij,1}^{2}\right)^{M/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\hat{\sigma}_{ij,1}^{2}}\sum_{n=1}^{M} \left(x_{ij}(n) - \hat{m}_{ij}\right)^{2}\right)}{\frac{1}{\left(2\pi\hat{\sigma}_{ij,0}^{2}\right)^{M/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\hat{\sigma}_{ij,0}^{2}}\sum_{n=1}^{M} x_{ij}^{2}(n)\right)} > \gamma$$
(6)

여기서 \hat{m}_{ij} , $\hat{\sigma}^2_{ij,0}$, $\hat{\sigma}^2_{ij,1}$ 는 평균 m_{ij} 와 분산 $\sigma^2_{ij,0}$, $\sigma^2_{ij,1}$ 의 추정 변수를 나타낸다. 식 (6)의 함수식을 전개하기 위하여 우선 이 3개의 변수는 데이터 집합을 통한 연산과정을 거쳐 최적 의 값으로 추정되어야 한다.

2.3 최대가능성 알고리즘 기반 파라미터 추정

식 (6)에 표현된 평균 및 분산의 추정 연산식은 최대 가 능성(maximum likelihood) 기법[11]을 통해 구할 수 있다. 최대 가능성 최적화는 확률분포함수의 파라미터 추정에 가 장 널리 사용되고 있는 일반화된 알고리즘으로 알려져 있 다. 우선 $\hat{\sigma}_{ii0}$ 를 구하기 위하여 식 (5-1)의 양변에 자연 로 그 연산자를 적용하여 나타내면 다음과 같다.

$$\ln\left(p\left(X_{ij};\sigma_{ij,0}^{2},H_{0}\right)\right) = \ln\left(\frac{1}{\left(2\pi\sigma_{ij,0}^{2}\right)^{M/2}}\exp\left(-\frac{1}{2\sigma_{ij,0}^{2}}\sum_{n=1}^{M}x_{ij}^{2}(n)\right)\right)$$
$$= -\frac{M}{2}\ln(2\pi) - \frac{M}{2}\ln\left(\sigma_{ij,0}^{2}\right) - \frac{1}{2\sigma_{ij,0}^{2}}\sum_{n=1}^{M}x_{ij}^{2}(n)$$
(7)

식 (7)을 파라미터 $\sigma^2_{ii,0}$ 에 대하여 미분한 후 0으로 두면

$$\frac{\partial \ln\left(p\left(X_{ij};\sigma_{ij,0}^{2},H_{0}\right)\right)}{\partial\sigma_{ij,0}^{2}} = -\frac{M}{2\sigma_{ij,0}^{2}} + \frac{1}{2\sigma_{ij,0}^{4}}\sum_{n=1}^{M} x_{ij}^{2}(n) = 0$$
(8)

와 같으며 여기서 추정하고자 하는 변수 $\sigma_{i,0}^2$ 에 대하여 이 한편, 식 (13)의 추정식을 전개하면

방정식을 풀면 다음과 같은 추정식이 구해진다.

$$\hat{\sigma}_{ij,0}^2 = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M x_{ij}^2(n)$$
(9)

동일한 방법으로, m_{ij} 및 $\sigma_{ij,1}$ 의 추정식을 구하기 위하여 식 (5-2)의 양변에 로그 함수를 적용하여 전개하면

$$\begin{split} \ln \left(p \Big(X_{ij}; \sigma_{ij,1}^2, H_1 \Big) \Big) &= \ln \left(\frac{1}{\left(2\pi \sigma_{ij,1}^2 \right)^{M/2}} \exp \left(-\frac{1}{2\sigma_{ij,1}^2} \sum_{n=1}^M \left(x_{ij}(n) - m_{ij} \right)^2 \right) \right) \\ &= -\frac{M}{2} \ln(2\pi) - \frac{M}{2} \ln \left(\sigma_{ij,1}^2 \right) - \frac{1}{2\sigma_{ij,1}^2} \sum_{n=1}^M \left(x_{ij}(n) - m_{ij} \right)^2 \end{split}$$
(10)

와 같다. 또한 식 (10)을 m_{ij} 와 $\sigma_{ij,1}$ 에 대하여 각각 편미분을 실시한 후 0으로 두면 다음과 같다.

$$\begin{split} \frac{\partial \ln \left(p\left(X_{ij}; \sigma_{ij,1}^{2}, H_{1}\right) \right)}{\partial m_{ij}} &= \frac{1}{2\sigma_{ij,1}^{2}} \sum_{n=1}^{M} \left(x_{ij}(n) - m_{ij} \right) = 0 \quad (11-1) \\ \frac{\partial \ln \left(p\left(X_{ij}; \sigma_{ij,1}^{2}, H_{1}\right) \right)}{\partial \sigma_{ij,1}^{2}} &= -\frac{M}{2\sigma_{ij,1}^{2}} + \frac{1}{2\sigma_{ij,1}^{4}} \sum_{n=1}^{M} \left(x_{ij}(n) - m_{ij} \right)^{2} = 0 \quad (11-2) \end{split}$$

따라서 식 (11-1)로부터 평균 m_{ii} 의 추정식은

$$\hat{m}_{ij} = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^{M} x_{ij}(n)$$
(12)

와 같으며 이 추정식을 식 (11-2)에 대입한 후 $\sigma_{ij,1}^2$ 에 대하 여 방정식을 구하면 다음과 같이 된다.

$$\hat{\sigma}_{ij,1}^{2} = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^{M} \left(x_{ij}(n) - \hat{m}_{ij} \right)^{2}$$
(13)

3. 고장 위치 검출 알고리즘

앞서 구한 식 (12)의 추정식을 식 (6)에 대입하여 전개한 후 다시 표현하면

$$L_{ij} = \frac{\left(2\pi\hat{\sigma}_{ij,1}^{2}\right)^{-M/2} \exp\left(-\frac{M}{2}\right)}{\left(2\pi\hat{\sigma}_{ij,0}^{2}\right)^{-M/2} \exp\left(-\frac{M}{2}\right)} = \left(\frac{\hat{\sigma}_{ij,0}^{2}}{\hat{\sigma}_{ij,1}^{2}}\right)^{M/2} > \gamma$$
(14)

와 같으며 여기서 지수 항을 없애기 위하여 양변에 로그 함 수를 적용하면 다음과 같다.

$$M \ln \left(\frac{\hat{\sigma}_{ij,0}^2}{\hat{\sigma}_{ij,1}^2} \right) > 2 \ln(\gamma) \tag{15}$$

$$\hat{\sigma}_{ij,1}^{2} = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^{M} (x_{ij}(n) - \hat{m}_{ij})^{2}$$

$$= \frac{1}{M} \sum_{n=1}^{M} (x_{ij}^{2}(n) - 2x_{ij}(n) \hat{m}_{ij} + \hat{m}_{ij}^{2})$$

$$= \frac{1}{M} \sum_{n=1}^{M} x_{ij}^{2}(n) - \hat{m}_{ij}^{2}$$

$$= \hat{\sigma}_{ij,0}^{2} - \hat{m}_{ij}^{2}$$
(16)

와 같으며 마지막 항의 결과 식으로부터 다음과 같이 나타 낼 수 있다.

$$\hat{\sigma}_{ij,0}^2 = \hat{\sigma}_{ij,1}^2 + \hat{m}_{ij}^2 \tag{17}$$

식 (17)을 식 (15)에 대입하여 전개하면 다음과 같다.

$$M\ln\left(\frac{\hat{\sigma}_{ij,1}^{2} + \hat{m}_{ij}^{2}}{\hat{\sigma}_{ij,1}^{2}}\right) = M\ln\left(1 + \frac{\hat{m}_{ij}^{2}}{\hat{\sigma}_{ij,1}^{2}}\right) > 2\ln(\gamma)$$
(18)

식 (18)의 오른쪽 항의 로그함수의 요소인 $\hat{m}_{ij}^2/\hat{\sigma}_{ij,1}^2$ 의 값이 증가하면 전체 값이 동시에 단조(monotonous) 증가하기 때 문에 다음과 같은 근사 형태로 나타낼 수 있다.

$$\ln\left(1 + \frac{\hat{m}_{ij}^2}{\hat{\sigma}_{ij,1}^2}\right) \approx \frac{\hat{m}_{ij}^2}{\hat{\sigma}_{ij,1}^2} \tag{19}$$

따라서 식 (18)을 최종적으로 나타내면

$$T_{ij} = \frac{\hat{m}_{ij}^2}{s \hat{\sigma}_{ij,1}^2} > \gamma'$$

$$\tag{20}$$

와 같으며 여기서 *s*는 스켈링(scaling) 상수이며, 새로운 기 준값 γ[']=2*s*ln(γ)/*M*으로 주어진다. 식 (20)을 통해, 편차 변 수 *x_{ij}*의 평균 추정치의 제곱 값과 스켈링된 분산 추정치에 대한 비율이 기준치 γ[']보다 크면 가설 *H*₁를 의미하며, 그렇 지 않은 경우 가설 *H*₀를 만족하는 것으로 판단한다. 그림 3 은 본 논문에서 제안하는 고장검출 및 진단 알고리즘의 연 산과정을 보여준다.



그림 3 제안하는 고장검출 및 진단 알고리즘의 연산과정Fig. 3 Computational process of the proposed fault
detection and diagnosis algorithm

3.1 재귀형(recursive) 추정 알고리즘

식 (20)을 매 이산시간 동안 측정하여 연산을 실시하여야

하며 이산시간 k를 적용하여 나타내면

$$T_{ij}(k) = \frac{\hat{m}_{ij}^2(k)}{s\hat{\sigma}_{ij,1}^2(k)}$$
(21)

와 같다. 한편 매 시간마다 평균과 분산 값의 추정치를 연 산하기 위해서는 재귀형(recursive) 방식의 연산 구조가 보 다 효율적이다. 이러한 방식은 이전의 추정치와 현재의 측 정치를 이용하여 현재의 추정치를 연산하기 때문에 실시간 연산에 매우 용이한 특징이 있다. 우선 식 (12)를 통해 식 (21)의 분자 항을 표현하면 다음과 같다.

$$\widehat{m}_{ij}^{2}(k) = \left(\frac{1}{k}\sum_{n=1}^{k} x_{ij}(n)\right)^{2}$$
(22)

여기서 괄호 안의 항은 이산시간 k 까지의 x_{ij} 의 평균 $m_{ij}(k)$ 를 나타내며 재귀형으로 표현하면

$$\hat{m}_{ij}(k) = \left(\frac{k-1}{k}\right) \hat{m}_{ij}(k-1) + \frac{1}{k} x_{ij}(k)$$
(23)

와 같다. 따라서 식 (23)을 우선 연산한 후에 제곱을 적용하 면 식 (21)의 분자 항을 구할 수 있다. 다음으로, 식 (21)의 분모 항에 대하여 식 (16)의 마지막 항을 이용하여 나타내 면 다음과 같다.

$$\hat{\sigma}_{ij,1}^2(k) = \hat{\sigma}_{ij,0}^2(k) - \hat{m}_{ij}^2(k) \tag{24}$$

여기서 $\hat{m}_{ij}^2(k)$ 는 앞서 구한 과정을 이용하여 연산할 수 있으며, x_{ij} 의 분산 추정치 $\hat{\sigma}_{ij0}^2(k)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{\sigma}_{ij,0}^{2}(k) = \frac{1}{k} \sum_{n=1}^{k} x_{ij}^{2}(n) \\ = \left(\frac{k-1}{k}\right) \hat{\sigma}_{ij,0}^{2}(k-1) + \frac{1}{k} x_{ij}^{2}(k)$$
(25)

최종적으로 식 (23)과 식 (25)의 연산 과정을 통해 식 (21) 의 값을 재귀형 방식으로 연산할 수 있다. 그림 4은 이러한 연산과정을 통한 태양광 발전 시스템의 고장 검출 알고리즘 에 대한 개념도를 보여준다.



그림 4 재귀형 연산 방식의 고장진단 알고리즘

Fig. 4 Fault diagnosis algorithm with recursive computational mechanism

4. 실시간 실험

제안한 태양광 시스템의 고장진단 알고리즘의 타당성을 검증하기 위하여 태양광 발전 시스템의 테스트베드를 이용 하여 실시간 실험을 실시하였다. 구축한 테스트베드의 외형 은 그림 5와 같으며, 6개의 태양광 모듈을 직렬로 연결하여 구성하였으며 1개의 태양광 모듈의 전기적 사양은 표 1과 같다. 6개의 태양광 모듈에서 이웃한 2개의 태양광 모듈들 을 한 쌍으로 하여 총 3개의 태양광 어레이(array)을 구성하 였으며 이 어레이의 각각의 출력변수를 y_1, y_2, y_3 로 정의하 였다(그림 6참조). 이 3개의 출력들에 대해 편차변수를 각각

$$\begin{cases} x_{12} = y_1 - y_2 \\ x_{13} = y_1 - y_3 \\ x_{23} = y_2 - y_3 \end{cases}$$

와 같이 정의하며 식 (20)에서 기준값 √는 반복적인 실험을 통해 최적의 값인 100으로 설정하였다. 그림 7의 신호처리 블록선도에서 보는 바와 같이, 식 (26)의 검출신호는 NI 사 의 DAQ 보드를 통해 PC로 전송되며, Matlab 프로그램으로 제작된 제안한 고장진단 알고리즘에 적용되어 태양광 모듈 의 고장 유무 및 위치를 결정하게 된다. 그림 8은 3개의 태 양광 어레이에서 출력한 전압을 그래프로 나타낸 것이며, 3 번째 어레이에서 약 520초 즈음에 임의의 고장발생으로 인 하여 출력 전압이 거의 0으로 감소되었음을 볼 수 있다. 이 데이터를 바탕으로 고장진단을 위한 알고리즘은 초기 30개 의 데이터 수가 인가된 후에 동작을 시켰다. 고장발생에 대 한 시나리오는 해당 모듈의 출력이 거의 0이 되도록 모듈 단면을 태양광으로부터 가리는 방식으로 하였다. 그림 9는 그림 8의 출력전압에 대하여 식 (26)의 편차신호를 파형으 로 도시한 것이며, 고장이 발생하지 않은 시간동안은 모든 어레이의 출력이 -1에서 1사이의 비교적 0에 가까운 값을 나타내며, 고장이 발생한 시간부터는 x12는 23[V], x23은 24[V] 부근에 도달하는 것을 볼 수 있으며, x₁₃은 변함없이 거의 0에 가까운 파형을 볼 수 있다. 이 신호에 대하여 제 안한 고장진단 알고리즘을 적용한 후 그림 10과 같은 파형 을 검출하였다. 여기서 $T_{12}(k)$ 는 1의 값 근처에서 진동하는 것을 볼 수 있으며, $T_{13}(k)$ 과 $T_{23}(k)$ 의 경우 고장이 발생한 이후에 상대적으로 매우 큰 값을 나타내고 있다. 이러한 결 과파형으로부터 이 두 신호에 연관된 태양광 모듈에 이상이 있음을 알 수 있으며 이 두 신호의 공통 숫자인 "3", 즉 3번

표 1 태양광 모듈의 주요사양 Table 1 Basic spec. of the PV module

항목	값
최대출력	20.00[W]
최대전압	19.50[V]
최대전류	1.26[A]
개방전압	23.50[V]
단락전류	1.34[A]

째 태양광 어레이에 고장이 발생하였다는 것을 판별할 수 있다.



그림 5 태양광 발전 시스템의 테스트베드 Fig. 5 A test-bed of the PV power system

(26)



그림 6 태양광 모듈의 출력 변수 정의 Fig. 6 Definition of the output variables in the PV module



그림 7 태양광 발전 시스템의 신호처리 블록선도

Fig. 7 A block diagram of signal process in the PV power system



그림 8 태양광 모듈의 출력 전압 파형





그림 9 태양광 모듈간의 편차 신호

Fig. 9 Deviation signals between the modules



그림 10 T₁₂, T₁₃, T₂₃의 신호파형 Fig. 10 Signals Waveform of T₁₂, T₁₃, T₂₃

5. 결 론

본 논문은 태양광 발전 시스템의 고장유무 및 위치 검출 을 위한 알고리즘을 제안하였다. 제안한 고장진단 알고리즘 은 태양광 모듈의 이웃한 출력들의 편차 신호를 검출하여 GLRT 기법에 적용한 후 이진화 가설검증 알고리즘에 통해 최종적으로 고장 유무와 어느 모듈에 고장이 발생하였는지 를 결정할 수 있도록 되어있다. 제안한 고장진단 알고리즘 의 타당성 및 신뢰성을 검증하기 위하여 태양광 시스템의 테스트베드를 제작하여 실시간 실험을 실시하였으며 임의로 고장을 발생시킨 시간대에서 정확하게 고장의 유무를 감지 하였고 고장이 발생한 모듈의 위치도 판별할 수 있었다. 향 후 연구계획으로는 실제 산업체에 설치되어 있는 대규모 태 양광 발전 단지에 본 논문에서 제안한 고장진단 알고리즘을 적용하여 실 적용가능성을 검증하고자 한다.

감사의 글

본 논문은 중소기업청에서 지원하는 2013년도 산학 연협력 기업부설연구소 지원사업(No.C0016179)의 연 구수행으로 인한 결과물임을 밝힙니다.

References

- [1] Y. Li, S. Dunham, S. Pillai, Z. Ouyang, A. Barnett, A. Lochtefeld, A. Lennon, "Design of anodic aluminum oxide rear surface plasmonic heterostructures for light trapping in thin silicon solar cells," IEEE Journal of Photovoltaics, vol. 4, no. 5, pp. 1212–1219. 2014.
- [2] A. Ahmad, R. Loganathan, "Real-time implementation of solar inverter with novel MPPT control algorithm for residential applications," *Energy and Power Engineering*, vol. 5, no. 6, pp. 427–435, 2013.
- [3] S. Daison Stallon, K. Vinoth Kumar, S. Suresh Kumar, "High efficient module of boost converter in PV module," *Int. Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2, no. 6, pp. 758–781, 2012.
- Engineering, vol. 2, no. 6, pp. 758-781, 2012.
 [4] B. Liu, Y. Che, L. Zhao, "The design of photovoltaic monitoring system," *Int. Conf. on Power Electronics Systems and Applications*, pp. 1–4, 2011.
- [5] S. Silestre, A. Chouder, "Fault detection and automatic supervision methodology for PV systems," *European Photovoltaic Solar Energy Conf.*, Valencia, Spain, pp. 4534-4536, 2010.
- [6] X. Lin, Y. Wang, D. Zhu, N. Chang, M. Pedram, "Online fault detection and tolerance for photovoltaic energy harvesting systems," *IEEE/ACM Int. Conf.* on Computer-Aided Design, California, USA, pp. 1–6, 2012.
- [7] M. A. Sanz-Bobi, A. Munoz San Roque, A. de Marcos, M. Bada, "Intelligent system for a remote diagnosis of a photovoltaic solar power plant," *J. of Physics: Conf. Series 364*, doi:10.1088/1742-6596 /364/1/012119, 2012.
- [8] W. Chine, A. Mellit, A. Massi Pavan, S. A. Kalogirou, "Fault detection method for grid-connected photovoltaic plants," *Renewable Energy*, vol. 66, pp. 99–110, 2014.
 [9] H. C. Cho, Y. J. Jung, "Probabilistic modeling of
- [9] H. C. Cho, Y. J. Jung, "Probabilistic modeling of photovoltaic power systems with big learning data sets," *J. of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 23, no. 5, pp. 412-417, 2013.
- [10] S. Kay, Fundamentals of statistical signal processing, vol. II: detection theory, Prentice Hall, Upper Saddle River, 1998.
- [11] J. M. Mendel, Lessons in estimation theory for signal processing, communications, and control, Prentice Hall, Upper Saddle River, 1995.





조 현 철(Hyun Cheol Cho)

1997년 2월 부경대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 1999년 2월 동아대학교 전 기공학과 졸업(공학석사). 2006년 8월 미 국 네바다 주립 대학교 전기공학과 졸업 (Ph.D.). 2006년 8월~2009년 2월 동아대 학교 제어시스템 연구소 포닥연구원.

2009년 3월~현재 울산과학대학교 전기전자공학부 조교수. Tel : 052) 279-3166, Fax : 052) 277-1538 E-mail : hcjo@uc.ac.kr