자기 센서진단기능을 가진 지능형 태양추적장치

최현석* · 현웅근**

*호남대학교 전자공학과

An intelligent sun tracker with self sensor diagonosis system

Hyun Sok Choi* · Woong Keun Hyun**

*Department of Electronics Engineering, Honam University, KOREA

E-mail : choihyunsok@hanmail.net

요 약

자연환경에 노출된 센서기반의 제어장치는 센서오류가 발생하게 된다.

본 논문에서는 센서의 오류 보정기능을 갖는 고정밀 태양추적장치를 개발하였다. 다항식회귀분석(Polynomial Regression)과 주성분 분석(Principal Component Analysis)을 응용하였으며 태양추적장치의 센서를 모델링하고 자체 진단하고 복구하는 방법을 연구하였다. 시스템의 정상동작시의 센서간의 상호관계를 이용한 모델링과 센서 표본값의 주분포 모델인 PCA 모델이 이루어지면 이를 기준으로 센서의 여러 가지 오류를 점검하고 오류센서 신호를 재건을 한다.

ABSTRACT

The sensor based control system has some sensor fault while operating in the field. In this paper, a sensor fault detection and reconstruction system for a sun tracking controller has been researched by using polynomial regression and principle component analysis approach. The developed sun tracking system controls tow actuators with sensor based mechanism as on-line control and sun orbit information as off-line control, alternatively. To show the validity of the developed system, several experiments were illustrated.

키워드

sun tracking system. sensor fault detection , fault signal reconstruction

I. 서 론

태양에너지는 무한정, 무공해의 에너지원인 장점을 가지고 있으며 태양에너지를 이용한 태양열 발전기, 가정용 냉. 난방장치, 조명장치 등이 개발되고 있다.

한편 태양에너지의 이용 효율을 최대화하기 위해서 태양 추적장치가 필요하다. 태양 추적 방법은 크게 태양의 궤도를 예측한 계산식에 의한 off-line 제어방식과 태양광 센서를 이용한 on-line 제어방식이 있다. off-line 제어방식은 일방적인 시스템 프로그램에 의해 움직이므로 센서가 외부 영향은 받지 않으나 전원이 꺼졌다가 다시 들어오는 경우 등에 의해 시스템의 시간오차 및 계산오차가 발생한다. 이에 반해 on-line 제어방식은 정밀한 시스템 구성을 통해 추적오차를 최소화 할 수 있으나 센서값이 구름이나 바람, 먼지나, 비, 눈 등 기상요소에 민감하다.

이러한 이유로 off-line 방식과 on-line제어방식을 혼용하여 사용하게 된다.

본 연구는 다수개의 센서들을 갖고 있는 태양추적장치가 외부의 영향에 대처할 수 있는 지능형 시스템을 개발하는 데 목적이 있다. 이를 위해 본 시스템은 여러 가지 에러가 발생하였을때 Polynomial Regression[1]와 Principal Component Analysis[4]을 이용한 모델링을 이용하여 센서자체진단 및 예측하는 기법을 태양 추적장치에 적용하였다.

II. 시스템구성

그림1은 본 연구에서 제안한 태양추적장치의 기능별 전체구성을 나타낸다. 이중에서 센서 모델링 프로세서에서는 오류없이 정상적으로 동작하는 센서

값들을 샘플링(sampling)하여 센서간의 관계를 모델링 한다.

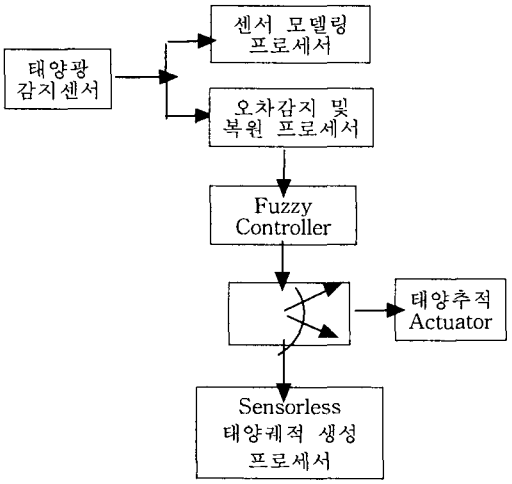
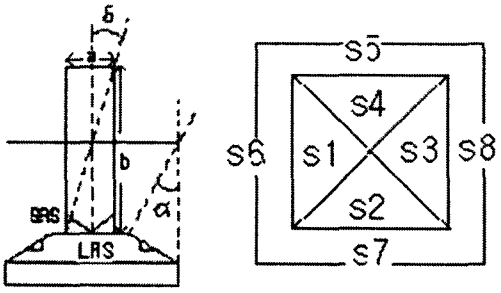


그림 1. 태양추적장치의 기능별 전체구성
Fig 1. A block diagram of the proposed system

그리고 오차감지 및 복원 프로세서는 모델링 프로세서에서 구한 센서 모델을 이용하여 실제 입력센서 값들의 오류 여부를 진단하고, 오류로 판별된 센서의 신호들을 수정한다. Fuzzy Controller는 센서값을 퍼지 변수로 하는 Rule Base를 이용하여 시스템 모터를 구동한다. Sensorless 태양궤적 생성 프로세서는 기상조건이 좋지 않을때 내장된 태양의 궤도를 계산식을 이용하여 태양 고도와 방위각을 추적한다. 시스템은 off-line 및 on-line 방식을 혼용한다.

III. 태양추적센서의 모델링 및 오차추정

센서의 구성



a. 옆면(side view) b. 윗면(top view)
그림 2. 센서부의 구조
Fig. 2 A configuration of the developed sun tracking sensor

그림2는 태양추적 시스템의 센서부의 구성도이다. 태양의 위치를 찾기 위해 Cds Sensor module을 그림a처럼 광역탐지 센서(Large Range Sensor) s0~s3와 소역탐지 센서(Small Range Sensor)로 S4~s7로 구성하였으며 소범위 및 광범위 추적 정밀도는

$$\delta = \tan^{-1}(a/b) \quad , \alpha = \tan^{-1}(2c/b) \text{-------(1)}$$

이 성립하는데 빛의 산란영향으로 광범위 약 10도 소범위 2도(a: b = 191: 10)의 정밀도를 가진다. 또한 센서부의 구조상 s1,s3, s6, s8은 태양의 고도를, s2 s4, s5 s7은 방위각을 추적하는 기능을 한다. 그림과 같은 각각의 센서가 위치하는 물리적 구조로 인해 태양과 이루는 각도와 빛의 세기에 따라 고유한 응답특성을 가지므로 센서간의 상관 관계를 모델링 할 수 있다.

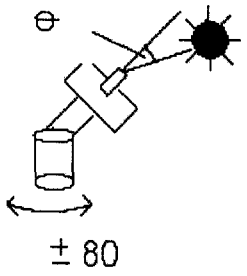


그림.3 태양과 수직각 θ도를 유지하며 수평으로 ±80도 회전하는 시스템 실험.
Fig..3 The sun tracking system aiming at the sun with horizontal angle θ between sensor and sun

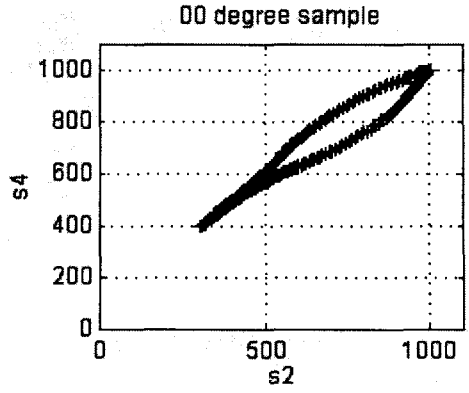


그림 4 θ = 0 일때의 s2, s4 곡선
Fig 4. The sensor output curve when θ = 0

태양추적센서의 수학적 모델링

그림 3에서는 수직각 ø를 유지한채 방위각을 ±80도 범위로 조정하는 그림이며 그림 4는 ø = 0일 때 그림 2.b의 Cds센서 s2 s4 간의 측정관계를 그림으로 나타낸 것이다. 이로써 알 수 있는 사실은 센서의 SRS 센서 s2가 300일 경우 s4는 400 인 경우와 같이 하나의 센서로 다른 센서를 예측할 수 있다. 센서의 수학적 모델링을 얻기 위하여 곡선에 잘 적합한 다항식회귀분석(polynomial regression)[4]을 이용한다. 두 센서간의 응답을 다음과 같은 2개의 3차 방정식으로 적합한다면,

$$y = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + a_3 x^3 + e \text{------(2)}$$

잔차의 제곱합은

$$S_r = \sum_{i=1}^{n} (y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2 - a_3 x_i^3)^2 \text{-----(3)}$$

x_i, y_i : sample variables of sensor

각 미지계수에 대해 미분하면

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_0} = -2\sum(y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2 - a_3 x_i^3)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_1} = -2\sum x_i(y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2 - a_3 x_i^3)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_2} = -2\sum x_i^2(y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2 - a_3 x_i^3)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_3} = -2\sum x_i^3(y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2 - a_3 x_i^3) \quad (4)$$

이들 방정식은 0과 같게되며 재정리시키면

$$a_0 n + a_1\sum x_i + a_2\sum x^2 + a_3\sum x^3 = \sum y_i$$

$$a_0\sum x_i + a_1\sum x^2 + a_2\sum x^3 + a_3\sum x^4 = \sum x_i y_i$$

$$a_0\sum x_i^2 + a_1\sum x^3 + a_2\sum x^4 + a_3\sum x^5 = \sum x_i{}^2 y_i$$

$$a_0\sum x_i^3 + a_1\sum x^4 + a_2\sum x^5 + a_3\sum x^6 = \sum x_i{}^3 y_i \quad (5)$$

위의 식을 선형 일차 연립방정식 AB = C 행렬식으로 놓고 풀면 당항식의 계수 a_0, a_1, a_2, a_3을 구할 수 있다.

수직각 ø 에서의 모델링 f*:

수직각을 0도부터 80도까지 m으로 나누어 방위각을 변경시켜 센서의 상관관계를 수학적으로 모델링 한다. 여기서 i 번째 수직각인 경우, 즉 수직각이 ø = 80/m * i deg.인 경우의 센서 S_j 와 S_k의 사이의 함수를 $f_i(S_j,S_k)$라고 할때, 여기서 i= 1, 2,...m, j = 1, 2, ...,8 그리고 k = 1,2,....,8 j≠k, 이라고 하면, i 번째 수직각 샘플링시의 센서 상관함수 $f_i(S_j, S_k)$와 i+1번째 수직각의 샘플링시의 센서 상관함수 $f_{i+1}(S_j, S_k)$ 사이의 수직각의 센서값을 f*라고 할때 f*을 다음과 같은 선형 관계식으로 구한다.

$$f^* = (1-r)f_i(s_j, s_k) + rf_{i+1}(s_j, s_k) \text{------(6)}$$

로 한다. 여기서 r는 $0 \le r \le 1$의 값이며 i와 i+1 번째 센서의 normalize한 값이다.

PCA 모델링

센서가 햇빛 또는 빗물 등으로 쇼트가 나거나 구름과 같은 장애물에 잠깐 가려졌을때 또는 통신에러에 의한 오차는 noise형태로 나타나는바, 이는 방위각의 소범위내에서는 센서들간의 선형적인 관계 모델을 이용하여 오류를 찾아 센서신호를 재건하는 PCA 방법을 적용한다.

그림[4] 같이 다변수 분석에서 PCA는 데이터들의 주 분포 정보인 Principal Component를 사용한다. PC는 데이터들이 분포하는 방향의 1개 이상의 벡터들을 의미하며 샘플 Data Matrix(mxn)에서 Correlation Matrix(nxn)의 eigenvector이다. 데이터 벡터와 PC와의 거리가 클수록 크게 됨을 이용하여 센서신호를 진단한다.

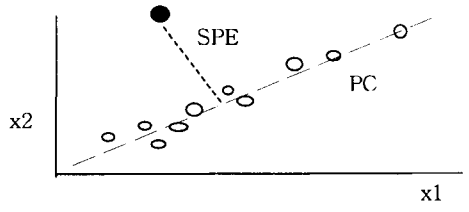


그림 5. 2개의 변수를 갖는PCA의 예.
Fig 5. An example of PCA with 2 variables

Principal Component Analysis 이론에 의하면 PCA모델은 데이타 행렬 X를 아래와 같이 분리한다. [4]

$$X = TP^T + E \quad (7)$$

여기서,

X : normalized to zero mean & unit variance data matrix

E : 정상상태의 noise를 포함한 Residual matrix.

$T \in \mathcal{R}^{n \times l}$: scores matrix

$P \in \mathcal{R}^{m \times l}$: loadings matrix , X의 Correlation Matrix R의 eigenvector들을 구함으로써 얻는다.

시스템의 PCA 모델이 만들어졌다면 새로운 센서의 입력 벡터 x는 principal component subspace(PCS)와 residual subspace(RS) 상에 투사되어 x = x(ps) + x(rs) 로 분리된다. (8)

PCA score, prediction, residual vectors는 각각,

scores: $t = P^T x$ (9)

prediction: $x(ps) = Cx = PP^T x$ (10)

residual: $x(rs) = (I - C)x = (I - PP^T)x$ (11)

샘플벡터 x에 대한 Squared prediction error는

$SPE(x) = ||x(rs)||^2$ (12)

로 정의되며 비정상적인 시스템 조건에서는 정상적인 시스템 조건보다 값이 증가한다.

SPE가 크게 증가하면, 센서 신호오차로 인식되어 다음과 같이 제안된 알고리즘에 의해 수정할 수 있다. [4]

$$x(rec) = x - f * d$$
$$= (I - d * (d(rs)/||d(rs)||)^T / ||d(rs)||) * x \quad (13)$$

여기서

x(rec) : reconstructed data

x : input data vector

f : magnitude of fault

d : direction vector of fault

d(rs) : d의 residual subspace 성분벡터.

Ⅳ. 제어기 구조

그림6의 주제어부는 16bit MPU인 80c196kc을 사용하여 구성하였다. 이는 8 bit 및 10 bit ADC 8채널 HSO, HSI 기능을 내장하고 있어 센서값을 고속으로 읽고 모터를 구동하고 PC와 RS-232 Serial 통신을 한다. 또 off-line 계산식을 내장하여 on-line 제어치와 비교한다. 센서는 LRS와 SRS는 각각 광범위와 소범위 모터는 2개의 Step motor를 사용한 2자유도를 가지며 각각 태양의 위도와 경도를 추적한다. PC에서는 8개의 센서값들을 실시간으로 모니터 하며 하드 디스크에 저장하여 모델링하고 센서를 진단·복구 하는 데 사용된다.

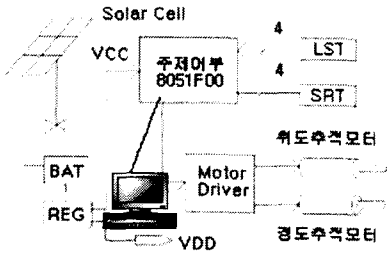


그림 6 제어기의 구조
Fig. 6 The layout of the developed controller

그림 7에서는 실험에 사용된 main board 및 기구부와 PC이다.

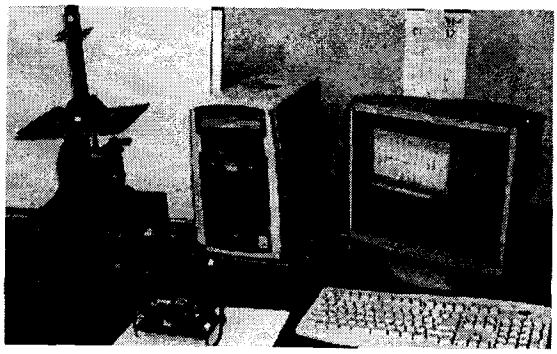


그림 7 개발된 태양추적장치
Fig. 7 The developed sun tracking system

Ⅴ. 실험결과

센서간의 관계함수 모델링을 위한 실험데이타는 2002년 10월 2일 14시부터 16시까지 주위 장애물이 없는 환경에서 얻었다. 이 실험에서 태양을 중심으로 수평 ±80도를 회전하며 355개의 정상상태의 값을 수직각 0도 5도에 따라 각각 얻었으며 그중 8개의 데이터는 표1와 같다.

실험 1. 센서중 하나가 동작하지 않을때 예측0도일 때, 3차 다항식은

$$y = 144 + 0.54x + 0.0013x^2 - 9.848 * 10^{-7}x^3$$

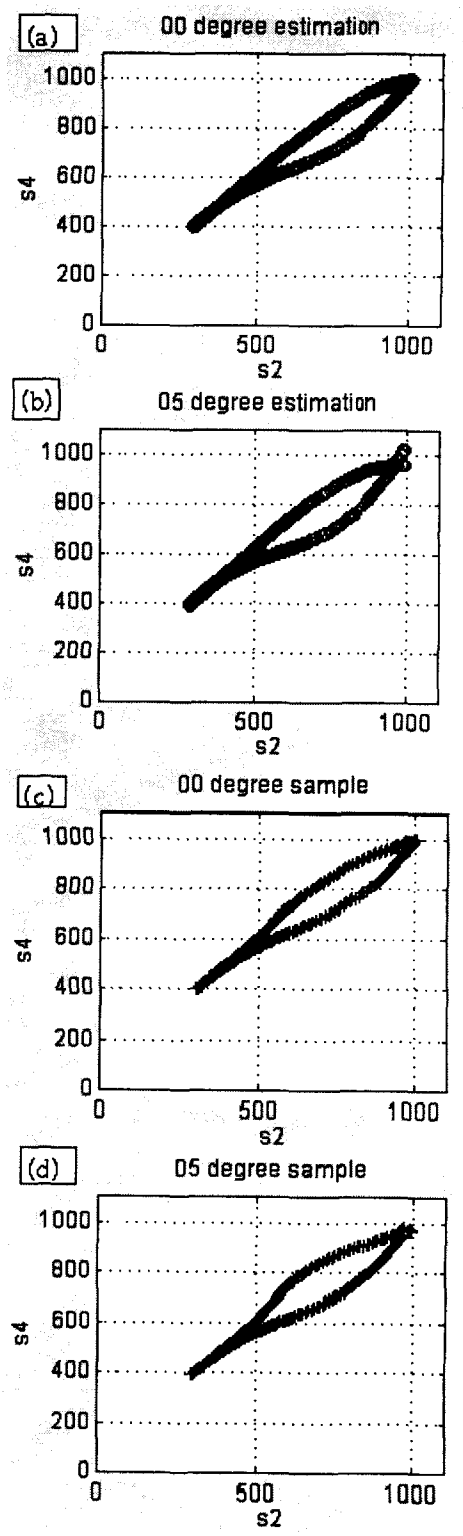


그림 8. (a)The modeled sensor data curve with PR when θ = 0 (b) θ = 5도 (c)The real sensor data signal of sensor when θ = 0 (d) θ = 5도

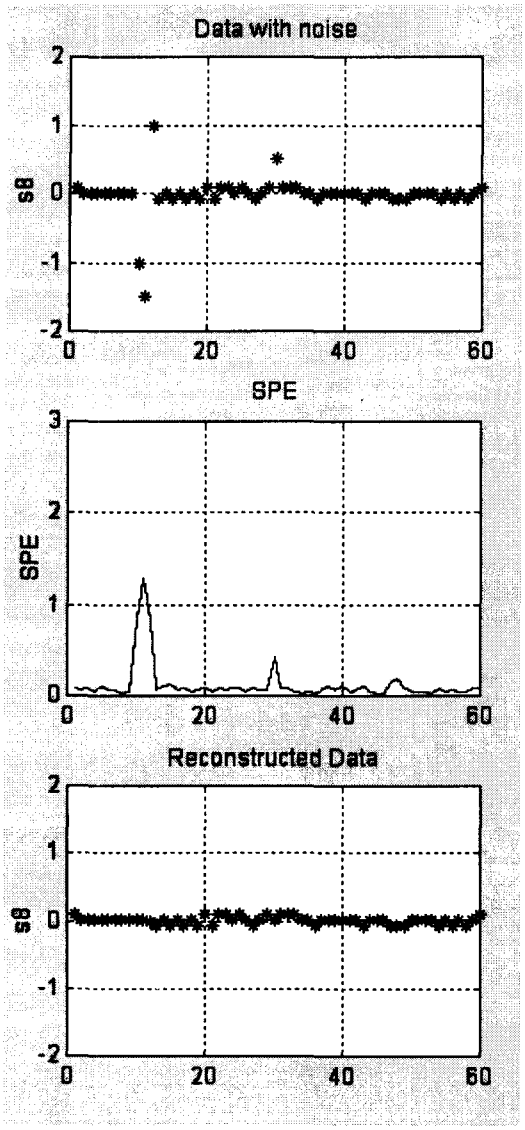


그림 9 센서신호의 SPE, 재건
Fig 9 The reconstructed signal with SPE

$y = -218 + 3.13x + 0.0043x^2 + 2.383 * 10^{-6}x^3$

5도일때, 3차 다항식

수직각도	0도일때			5도일때		
sensor #	S2	S4(1)	S4(2)	S2	S4(1)	S4(2)
1	300	400	400	300	400	400
2	400	500	500	400	500	500
3	500	610	571	500	606	562
4	600	730	629	600	743	618
5	700	825	688	700	840	673
6	800	900	758	800	894	745
7	900	955	854	900	938	851
8	1000	1000	1000	969	969	988

표 1 모데링을 위한 8개 샘플값
Table 1. sampled sensor data

$y = 183 + 0.24x + 0.0020x^2 - 1.457 * 10^{-6}x^3$

$y = -335 + 3.916x - 0.0059x^2 + 3.37783 * 10^{-6}x^3$

이다. 그림 8은 태양과 수직으로 0도 및 5도 오차가 있을때를 가정하여 센서4 (s4)가 작동하지 않을때 s2와 s4의 관계를 이용하여 s4값을 예측한 결과이다.

실험 2. 센서에 noise가 있을 때 그림 9은 광대역 센서 s8에 노이즈가 끼었을때 s5 s6 s7 와의 PCA 데이터 주 분포 모델을 이용하여 센서 신호를 재건한 그림이다.

오차성분이 있을 때 SPE값은 상대적으로 증가하며 근거로 신호재건을 할 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 다항식회귀분석과 주성분 분석을 응용하여 태양추적장치의 센서를 모델링하고 자체 진단하고 복구하는 방법을 연구하였다. 시스템의 정상 동작시의 상호관계를 이용한 모델링과 센서 표본값의 주분포 모델인 PCA의 모델이 이루어지면 이를 기준으로 센서의 여러 가지 오류를 진단하고 신호를 재건한다. 센서가 오류가 있을 경우 제안된 방법으로 복원함으로써 본 시스템이 성공적으로 동작됨을 입증할 수 있었다. 향후 연구방법으로서는 날씨 변화에 따라 적응센서 모델링 방법이 연구가 될 것이다.

참고문헌

[1] Steven C. Chapra and Raymond P. Canale, Numerical methods for engineers, McGraw-Hill, (1994)

[2] Draper, N. R, and H. Smith, Applied Regression Analysis, 2d ed., Wiley, New York, (1981)

[3] Qin, S. J., Yue, H., & Dunia, R. "Self -validating inferential sensors with application to air emission monitoring.", Industrial Engineering and Chemical Research, Vol. 36, No. 5, pp. 1675-1685, (1997)

[4] Ricardo Dunia and S. J Qin, "Joint diagnosis of process and sensor faults using principal components analysis", Control Engineering Practice 6, pp. 457-469, (1998)

[5] J.J. Michalsky, "The astronomical almanac's algorithm for approximate solar positon (1950-2050)", Solar Energy, Vol. 40, No. 3, pp. 227-235, (1988)

[6] Bart Kosko, Neural networks and fuzzy systems, Prentice-Hall, (1992)

[7] Gilbert Strang, Linear Algebra and its applications 2d ed, Academic Press, 1980.