

---

# 방향 인식 시스템 구현에 관한 연구

김기량\*

studies of regarding the implementation of Directional recognition system

Ki-Ryang Kim\*

## 요 약

본 논문에서는 지구 자기장을 측정하여 방향을 인식하는 시스템 구현에 있어 하드웨어적으로 회로를 부가하는 방식 보다는 소프트웨어적인 알고리즘을 추가하여 지구 자기장의 지역적 변화와 주변 환경에 적응력을 갖는 측정 시스템을 구축한다. 소프트웨어적인 알고리즘에는 뉴럴 네트워크(neural network)를 사용하여, 입력 패턴에 따른 패턴간의 관련성을 형성하고 학습을 통해 패턴들의 특징과 관련 정보가 기억 되었을 때 출력이 입력에 feedback하는 연상회로망을 구성하여 방향 인식에 사용할 수 있는 소프트웨어를 구현하고 그 실효성에 대해 입증한다.

## ABSTRACT

In this paper, we use the earth's magnetic field is measured by the MR device. By analyzing the measured data to determine the direction to implement the system. The construction of the system to determine the direction of neural networks, using input data based on an analysis of the relationship between pattern formation and characteristics of study and related information through a pattern when it is remembered that the output feedback input to associative networks and proves its feasibility for implementation. The entire detection system with regional changes in the Earth's magnetic field to adapt to the environment should aim to build a system.

## 키워드

지구 자기장, 순환 연산 메모리, 편각, 복각, 수평 분력

## Key word

Earth's magnetic field, neural network, associative memory, declination

## I. 서 론

방향 인식 시스템은 3차원 공간상에서 대상의 움직임에 대한 위치와 방향을 측정하고, 컴퓨터가 사용할 수 있는 형태의 정보로 기록하여 분석 응용할 수 있는 데이터를 이용하여, 디지털 콘텐츠 분야(애니메이션, 영화, 게임 등), 의학 분야(동작 분석, 재활 등), 과학 분야(기체 역학, 원격 제어 등)에서 다양하게 활용된다. 이러한 데이터를 추출하는 방식에 따라 여러 가지가 있으나, 지구 자기장의 변화에 반응하는 자기 저항소자의 특성을 활용하여 방향 정보를 획득하는 자기식 방법에 대한 문제점을 다룬다[1-2].

본 연구 과제인 자기식 방향 인식 시스템은 다른 방법에 비해 비교적 시스템 구축비용이 적게 든다는 장점이 있으나, 지구 자기장의 지역적 변화와 자장의 물리적 특성에 의해 잡음의 영향을 많이 받는다는 단점이 있다[3].

자기식 측정의 단점을 살펴보면, 먼저 지구 자기장의 지역적 변화에 대해 지구자기는 대체로 0.5가우스의 자속밀도이지만, 방향은 수평면에 대해 기울어져 있으며 수평면에 평행인 방향의 자속밀도는 이보다도 적다. 이것은 지자기의 자기 모멘트 자체가 다르고, 복각이 장소에 따라 다르기 때문에 지구상의 장소에 따라 다르게 나타나는 원인이다[4]. 따라서 자기장을 이용하여 방향을 결정 하려면 소자에 특별한 회로나 알고리즘을 부가하여야 한다.

또한, 자기는 열, 광, 전기 등과 같은 하나의 물질 현상으로 전기와 다른 것은 3차원 공간 현상으로, 주변의 전기적 반응(모터 등)에 대한 잡음에 민감하다는 것이다. 이 또한, 필터나 알고리즘을 부가 하여 해결하여야 한다. 본 논문의 연구 과제는 이러한 자기장의 측정에 있어 회로를 부가하는 방식 보다는 소프트웨어적인 알고리즘을 추가하여 지역적 변화와 주변 환경에 적응력을 갖는 측정 시스템을 구축하는 것이다.

연구 대상의 알고리즘은 위치와 장소에 따른 방향 정보를 획득하는 방법으로 신경 회로망(neural networks)을 이용한다. 신경망의 주된 특징인 다수의 병렬 분산 뉴런을 포함하는 유기적인 조직과 각각 뉴런들 사이에 있는 시냅스 연결 정보를 학습하고 어떤 입력 패턴을 제시했을 때 정보를 회상(recall)하고, 연관(association) 또는 다른 패턴간의 유사점(similarities)을 학습하고, 그 데이터 규칙을 경험적으로 얻는 점을 활용한다[5-7].

본 연구에서는 뉴럴 네트워크(neural network)를 사용하여 입력 패턴에 따른 패턴간의 관련성을 형성하고 학습을 통해 패턴들의 특징과 관련 정보가 기억 되었을 때 출력이 입력에 feedback하는 neural network를 구성하여 방향 결정에 사용할 수 있는 알고리즘을 구현하고 그 실효성에 대해 입증한다.

## II. 본 론

### 2.1. 소자 특성 실험

본 연구에 사용된 실제 소자는 그림1에서와 같이 얇은 실리콘 웨이퍼에 nickel-iron막을 증착 시켜 휘스톤브릿지 형태의 저항 구조로 되어 있으며 차동 증폭 회로를 부가 하여 식(1)에서와 같이 측정값을 획득한다.

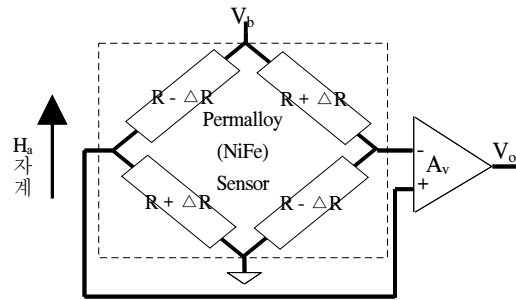


그림 1. MR센서의 구조  
Fig.1 Basics of MR Sensor

$$V_o = A_v \times S \times V_b \times H_a \quad (1)$$

식(1)에서  $A_v$ 는 증폭율,  $S$ 는 감도,  $V_b$ 는 브릿지 전압,  $H_a$ 는 자계를 나타낸다. 실제 측정 회로에서  $A_v$ 를 300, 감도  $S$ 를 1mV/gauss, 브릿지 전압  $V_b$ 를 5V로 하면 출력값은  $\pm 1.5V \times (H_a) / \text{gauss}$ 가 된다.

그림1과 같은 구조의 2축 방향을 검출할 수 있는 소자와 기울기를 측정 할 수 있는 tilt 센서를 사용하여 공간상에서의 데이터를 획득한다. 아래 표1은 실험 소자의 특성을 나타내고 있다.

표 1. MR센서 특성  
Table. 1 Characteristics MR sensor

특성	조건	Min	Typical Range	Max	단위
브릿지 전압		3	5	12	Volts
브릿지 저항	I=5mA	800	1100	1300	옴
동작온도		-40		85	섭씨
감도	V=5V	0.8	1.0	1.2	mV/gauss
해상도	대역폭 10Hz		85		ugauss
대역폭			5		Mhz
자장범위		-6		+6	gauss

표1에서 소자의 감도를 Typical Range(1mV/gauss)를 적용하여 회로를 실험 하였다.

지자계의 편각, 복각 수평분력을 이상적이라 가정하고, 지표면에 평행한 평면에서 소자의 X축의 방향이 자북에서 지구 자기를 측정하면, 그림2에서와 같이 X축의 값은 최대를 나타내고 Y축 값은 0이 될 것이다.

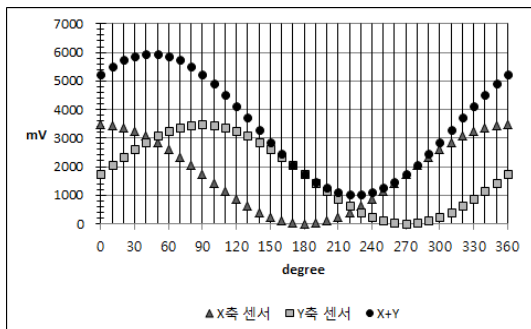


그림 2. X, Y축 자계 출력(이론)  
Fig. 2 Magnetic Outputs X and Y(ideal)

소자의 방향을 동쪽방향(시계방향)으로 회전하면 X축의 값은 0으로 감소하고 Y축의 값은 음의 최대치로 접근한다. 계속 소자의 방향이 남쪽방향으로 회전하면 X축의 값은 음의 최대치로 접근하고 Y축의 값은 0으로 다시 접근한다.

$$X = X^* \cos(\Phi) + Y^* \sin(\theta) \sin(\Phi) - Z^* \cos(\theta) \sin(\Phi)$$

$$Y = Y^* \cos(\theta) + Z^* \sin(\Phi)$$

$$\alpha(\text{방위각}) = \text{arcTan}(Y/X)$$

지표면에 평행한 평면에서 X, Y 두 축의 지자계의 측정값은 식(2)와 같이 모델링 할 수 있다[8].

### 2.2. 실험 데이터 분석

실험 회로를 그림3의 sensor 위치에서 각각 roll(Θ)과 pitch(φ)의 변화에 대한 데이터의 획득은 실제 MR 센서가 연결된 보드로부터 디지털로 변환 한 값으로 컴퓨터에 연결된 시리얼 케이블로 입력받아 실험값을 분석하였다. 여기에는 0 ~ 30(degree)정도의 값에서 데이터를 분석하는 하여 일정한 패턴과 합리적인 신경 알고리즘의 패턴을 결정한다.

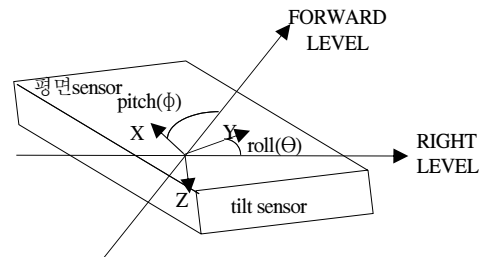


그림 3. 위치에 따른 sensor각  
Fig. 3 Sensor tilt referenced to the earth's plane

그림4는 roll각 Θ=0도 pitch각 φ=0도 일 때 즉, 평면상에서 회전하였을 때 X축, Y축의 값을 나타내고 있다. 이 때 입력 전압은 5V이며 주위의 유사 자기력이 포함되어 X축, Y축의 값이 수직축으로 평행 이동을 보여주고 있다.

roll각 Θ=0도 pitch각 φ=30도 일 때 즉, 아래 위 방향으로 30도 기울였을 때 X축, Y축의 값은 Y축의 값이 수직으로 상승 이동한 값으로 나타나고, roll각 Θ=30도 pitch각 φ=0도 일 때 즉, 평면에서 좌우 방향으로 30도 회전하였을 때, X축 값이 Y축의 값이 수직으로 상승 이동한 값으로 나타나고 있어 값이 수직으로 이동한 값으로 실험 값이 분포함을 알 수 있다.

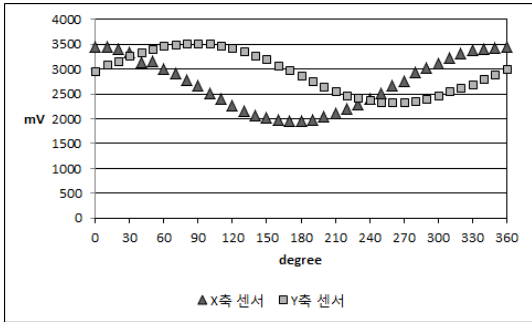


그림 4. X, Y축 자계 출력( $\Theta=0, \phi=0$ )  
Fig. 4 Outputs X, Y ( $\Theta=0, \phi=0$ )

그림5는 roll각  $\Theta=30$ 도 pitch각  $\phi=30$ 도 일 때 즉, 위쪽으로 30도 오른쪽으로 30도 기울었을 때 회전하였을 때 X축, Y축의 값을 나타내고 있다. 이때 입력 전압은 5V이며 주위의 유사 자기력이 포함되어 있으며 실험치가 X축과 Y축의 출력치의 차이를 보여 주고 있다. 그림6은 tilt 센서의 pitch( $\phi$ )각과 roll( $\Theta$ )각의 출력을 보여주고 있다.

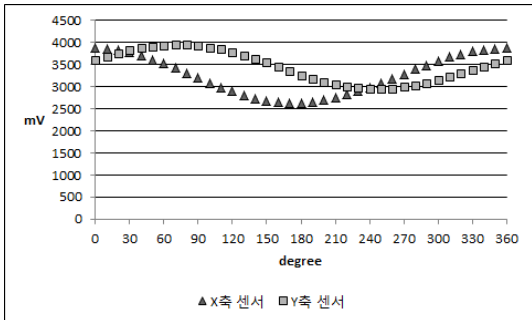


그림 5. X, Y축 자계 출력( $\Theta=30, \phi=30$ )  
Fig. 5 Outputs X, Y ( $\Theta=30, \phi=30$ )

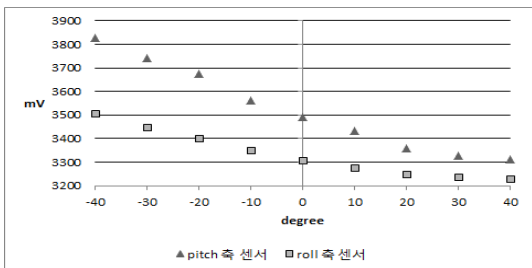


그림 6. pitch, roll 자계 출력  
Fig. 6 Outputs pitch, roll

아래 위 좌 우 방향으로 -40에서 40도로 회전하였을 때 나타나는 X축, Y축의 값을 나타내고 있다.

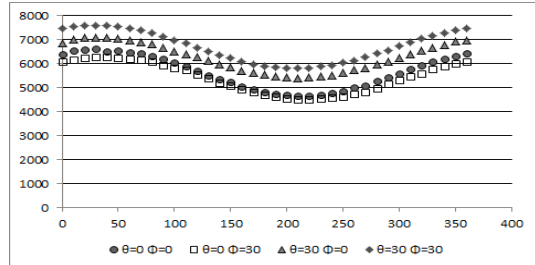


그림 7. X+Y 출력  
Fig. 7 Outputs X+Y

그림7은 pitch( $\phi$ )각과 roll( $\Theta$ )각의 변화에 따른 X+Y 값을 나타낸다. 실험 결과에서 방향 결정은 지구 자계의 3요소에 따라 센서 반응의 왜곡이 식(2)에서 삼각 함수의 직류성분인 Offset값으로 대처 하면 식(3)으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} X' &= X + O'_X \\ Y' &= Y + O'_Y \\ \alpha (\text{방위각}) &= \text{arcTan}(Y'/X') \end{aligned} \quad (3)$$

식(3)에서  $O'_X$ 는 X축의 offset,  $O'_Y$ 는 Y축의 Offset,  $X', Y'$ 는 offset값이 포함된 방향 값을 나타낸다.

### III. 방향 인식 알고리즘 설계

입력 변수는 그림6에서 보여준 pitch( $\phi$ )각과 roll( $\Theta$ )각의 변화에 따라 각기 다른 X축 Y축 값이 다르게 나타난다. 본 연구과제에서는 pitch( $\phi$ )각과 roll( $\Theta$ )각의 변화를  $\pm 30$ 도 이내로 한정하여 패턴을 결정한다. 식(3)에서  $X + Y$ 를 사용하며, 유일하지 않는 할당에 대해서는 X, Y값의 비교 값 즉,  $X > Y$  인 구간은 그림2에서와 같이 0 ~ 45도 225 ~ 360 도 지점  $X < Y$  인 구간은 45 ~ 225도 지점으로 나타난다. 따라서 이 값을 판단 근거로 사용하면 패턴의 수를 줄일 수 있다. 결과 분석을 통해 입력 할당은 pitch각 7개 roll각 7개 X+Y값 36개와 판단 근거 2개로 표2와 같이 입력을 할당 한다. 표2에서 코드의 최상위 비

트는 판단 근거로  $X>Y$  때 0,  $X<Y$  때 1을 나타내며 범위는 앞의 범위 즉 0도와 10도 사이 값 6537 ~ 6404의 값을 10도에서의 범위로 이진 코드에 할당하였다.

표 2. 입력 코드 X+Y  
Table. 2 Input code for X+Y

각도	범위	코드	각도	범위	코드
0	6404	0 00011	180	4824	1 10000
10	6537	0 00100	190	4744	1 10001
20	6583	0 00101	200	4681	1 10010
30	6609	0 00110	210	4662	1 10011
40	6491	0 00111	220	4672	1 10100
50	6566	1 00011	230	4695	0 01000
60	6470	1 00100	240	4775	0 01001
70	6420	1 00101	250	4853	0 01010
80	6308	1 00110	260	4997	0 01011
90	6202	1 00111	270	5091	0 01100
100	6038	1 01000	280	5295	0 01101
110	5882	1 01001	290	5434	0 01110
120	5685	1 01010	300	5576	0 01111
130	5524	1 01011	310	5783	0 10000
140	5354	1 01100	320	5939	0 10001
150	5221	1 01101	330	6079	0 10010
160	5049	1 01110	340	6204	0 10011
170	4932	1 01111	350	6326	0 10100

표3은 pitch( $\phi$ )각과 roll( $\Theta$ )각에 대한 코드이다.

표 3. 입력 코드 할당  $\phi, \Theta$   
Table. 3 Input code for  $\phi, \Theta$

각도	$\phi$ 범위	코드	$\Theta$ 범위	코드
-30	3743	0101	3450	1101
-20	3673	0110	3402	1110
-10	3561	0111	3351	1111
0	3492	0001	3309	1000
10	3433	0100	3275	1011
20	3358	0011	3251	1010
30	3328	0010	3237	1001

따라서 입력층의 패턴은  $6 \times 2 \times 4 = 48$ 개의 패턴이 된다. 출력층의 패턴은 해상도 10도씩으로 하면 36개의 패턴으로 BCD코드로 결정하였다. 즉, 0도 일 경우 00 0000 180도 일 경우 01 1000 270도일 경우 10 0111 350도일 경우 11 0101로 하였다. 따라서 출력 패턴의 개수는 6개이다. 그림8과 같이 실시간 방향 결정 연상메모리 구조를 설계하였다. 여기에서 IN층과 Z층 사이의 연결강도 w는

$24 \times 6$ 의 매트릭스가 된다.

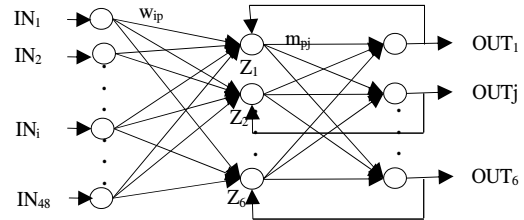


그림 8. 연상 메모리 구조  
Fig.8 Structure of Associative Memories

IN층과 Z층 사이에는 선형 연산 메모리 알고리즘을 적용하며 활성 함수는 식(4)와 같다.

$$w = \sum_{p=1}^p [2S(p) - 1]^T [2Z(p) - 1] \quad (4)$$

$$f(net\_w) = \begin{cases} +1; net\_w \geq 0 \\ -1; net\_w < 0 \end{cases}$$

Z층과 OUT층 사이의 연결강도 m은  $6 \times 6$ 의 매트릭스를 가지며 순환 연상 메모리 알고리즘을 적용하고 활성 함수는 식(5)와 같다.

$$m = \sum_{p=1}^p S^T(p) S(p) - pI \text{ 단, } I \text{는 단위 매트릭스} \quad (5)$$

$$OUT_i = f(net\_m_i) = \begin{cases} 1 & ; net\_m_i > 0 \\ OUT_i & ; net\_m_i = 0 \\ 0 & ; net\_m_i < 0 \end{cases}$$

#### IV. 결과 분석

그림9와 같이 시스템을 구성하여 결과 실험을 하였다.

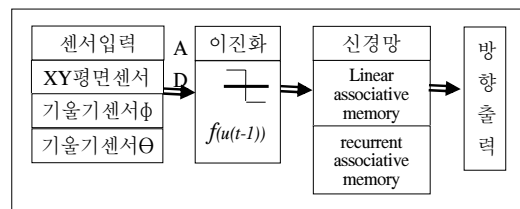


그림 9. 시스템 구성도  
Fig. 9 System of Direction-detector

그림10에서 pitch각의 변화와 roll각의 변화에 대한 출력결과를 평면에서 성공적으로 검출된 횟수를 백분율로 나타내었다. 신경망을 적용한 소프트웨어 필터에서의 성공률과, 기존의 하드웨어적인 회로를 부가하여 룩업 테이블(Lookup Table)에서 값을 읽어오는 시스템과 비교하였다.

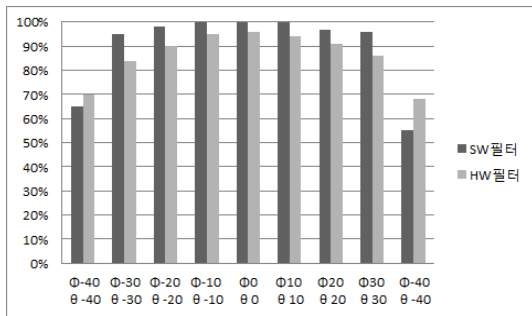


그림 10. 결과비교  
Fig. 10 Analysis of result

평면에서 30도 이상 기울어진 값에서 오류 각도가 하드웨어적인 회로 부가 방식 보다 예러가 많이 출력 되었는데, 실제 사용 시스템에서 30이상의 각에서 사용이 자제 되고 있어 큰 문제가 없을 것으로 판단되며, pitch각과 roll각을 ±30내에서는 기존의 하드웨어 필터를 사용한 것 보다 정확성이 더 높은 결과를 보이고 있다. 따라서 신경망을 부가하여 사용한 소프트웨어 필터의 효율 및 실효성이 우수한 것으로 판단된다.

## V. 결 론

방향 결정의 기술이 다양한 분야에서 응용되고 있으며 다양한 방법으로 그 기술이 실현 된다. 본 연구과제는 지구 자계에서의 방향 결정을 위해 사용되는 소자의 오작동을 줄이기 위해 사용하는 하드웨어 회로를 소프트웨어로 작성함으로써 그 오작동 방향을 줄이고자 하였다. 물리적 구성에 대한 고 비용과 잡음 특성이 많은 하드웨어적인 요소를 가능하면 줄이고 저비용 요소인 소프트웨어적인 판단 알고리즘 즉, 신경망을 선택하여 그 효율성을 입증하고자 하였다. 하지만, 알고리즘으로 할 수 없는 기초정보 획득에 있어 많은 문제점이 노출되었

으며, 향후 정보 획득 방법을 개선해야 한다.

## 참고문헌

- [1] J.E. Lenz, "A Review of Magnetic Sensors", Proceedings of the IEEE, vol.78,no.6, pp. 973-989, june 1990.
- [2] 김영구, 박창규, "Fuzzy Logic을 이용한 센서의 왜곡 현상의 지능형 추론 시스템 설계," 한국해양정보통신학회, 제11권, 제10호, pp.1986-1992, 2007.
- [3] B.B. Pant, "Magnetoresistive Sensors", Scientific Honey-weller, vol.8,no.1, 29-34, Fall 1987.
- [4] M.J.Caruso, "Application of Magnetoresistive Sensors in Navigation Systems", Sensors and Actuators 1997,SAE SP-1220,15-21,February 1997.
- [5] 이상배, "Fuzzy-neuro Control System", 한국해양대학교, 교학사 p.117-152, 1999.
- [6] 오창석, "뉴로컴퓨터"충북대학교 컴퓨터공학과, 내하출판사 p.234-274, 2000.
- [7] Chin-Teng Lin & C.S George Lee, Neural Fuzzy Systems -A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems, Prentice Hall P T R Upper Saddle River, NJ07458,1996.
- [8] M.J Caruso, T.Vratland, C.H.Smith, R.Schneider, "A New Perspective on Magnetic Field Sensing", Sensors, 34-46,December 1998.

## 저자소개



김기량(Ki-Ryang Kim)

2001년 한국기술교육대학 공학석사  
2007년 한국폴리텍VII 창원대학교 조교수

※관심분야: 인공지능, 계측제어, 임베디드, 통신