

송전선로 노화애자의 안전 감지를 위한 상관전파신경망

논문

58P-4-26

Correlation Propagation Neural Networks for Safe sensing of Faulty Insulator in Power Transmission Line

김종만[†]
(Jong-Man Kim)

Abstract - For detecting of the faulty insulator, Correlation Propagation Neural Networks(CPNN) has been proposed. Faulty insulator is reduced the rate of insulation extremely, and taken the results dirty and injured. It is necessary to detect the faulty insulator and exchange the new one. And thus, we have designed the CPNN to be detected that insulators by the real time computation method through the inter-node diffusion. In the network, a node corresponds to a state in the quantized input space. Each node is composed of a processing unit and fixed weights from its neighbor nodes as well as its input terminal. Information propagates among neighbor nodes laterally and inter-node interpolation is achieved. 1-D CPNN hardware has been implemented with general purpose. Experiments with static and dynamic signals have been done upon the CPNN hardware. Through the results of simulation experiments, we define the ability of real-time detecting the faulty insulators.

Key Words : Correlation Propagation Neural Networks(CPNN), Faulty Insulator, The Inter-Node Diffusion, Interpolation

1. 서 론

현재 수용가 및 산업의 기간이 되고 있는 전기에너지의 수요는 해마다 증가 일로를 유지하고 있으며, 이러한 전력은 특히, 송배전선 등 고전압 전기설비가 훼손 및 노후되면 미약한 방전이 생겨 라디오, 텔레비전 등 무선통신의 수신에 장애를 일으킨다. 특히 송전선과 변전소 전기 설비상에 합선이 되었거나 애자 등에 금이 갔거나 석탄 가루, 돌가루, 염분, 먼지 등으로 오손된 곳에 높은 전압이 가해지면 코로나가 발생한다. 이 코로나 상태가 계속되면 그 곳의 절연이 완전히 파괴되어 대형 사고를 유발하게 된다. 특히 표면 습윤 혹은 해안에 있는 염해 지역 등에서 애자의 절연기능이 저하되어 발생하는 오손은 급속히 진행되기 때문에 이 불량애자를 검출하여 애자세정과 불량애자의 교체 등 보수처리가 급속히 요구되고 있다.

이를 위해 방전시의 잡음원 등 높은 철탑이나 전주의 송전선의 잡음을 탐지하기 위해 초음파 측정용 검출기등이 개발 사용되어 오고 있는 실정이다. 이들 검출기는 일반적으로 현수애자, 핀애자 등의 절연 노화 상황을 전로가 충전된 상태에서 검출하는 방법으로 절연봉의 앞에 피 측정 애자의 분담전압 대소를 측정하여 절연이 노화한 애자부분에의 누설 방전 전압을 찾아내는 방법이며 아울러 누설시의 한계전압 초과시 플래시오버 전압을 측정하는 방법도 불량애자의 검출 방법으로 많이 사용되고 있다. 이들 초음파 장비를 통

한 측정 방법은 가까운 거리에서는 성능이 문제가 안되지만 먼거리 상에서는 불량외의 대상 물체가 대략 어느 근방에서 플래시 현상이 발생하고 있다는 것만 측정이 될뿐 정확한 위치 설정이 불분명한 문제가 많이 발생된다. 따라서 국내외적으로 이 문제를 해결하기 위해 위치 검출센서나 화상센서 등을 이용하여 국부적으로 연구를 하고 있으나 결과물이 빈약한 실정이다[1-3].

따라서 본 연구에서는 코로나가 발생되면 미세한 자외선이 방출하게 될 때, 이것을 비전센서가 빨리 포착하여 화상정보를 습득 후 햇별이 있는 낮이나 없는 밤이나 어느 때든 결합이 있는 위치를 고속 전파 신경망인 CPNN을 제안하였으며, 실시간으로 불량애자를 검출토록 실험대상으로 좌우 샘플영상을 취하여 특성실험을 실시하여 추출코자하는 보간특성을 확인한다. 또한 제안한 CPNN 신경망에 대한 하드웨어 제작 후 평가실험을 실시하여 안정한 검출 가능성을 입증하고자 한다.

2. 불량애자와 CPNN 신경회로망

2.1 불량애자의 분석

전선을 전기적으로 절연시키고, 철탑 또는 전신주에 기계적으로 고정시키기 위해 사용하는 지지체인 애자는 그림 1과 같이 전선과 절연 간격을 확보하여 주는 역할을 하며, 자기나 고분자 화합물로 제조되며 핀 애자, 현수 애자, 장간 애자 및 지지 애자 등의 여러 애자들로 구성된다.

송전선로는 가공 송전선과 지중송전선이 있다. 송전선로는 대지와 전선 상호간의 절연 간격을 유지하면서 전선을 철탑에서 절연하는 애자, 전선에 벼락의 직격을 방지하는 가

[†] 교신저자, 정회원 : 전남도립대 전기에너지시스템과 부교수·공박
E-mail: jmk@dorip.ac.kr

접수일자 : 2009년 11월 19일

최종완료 : 2009년 11월 19일

공지선 등으로 구성된다. 전선을 첩탑으로부터 전기적으로 절연하기 위하여 사용되는 애자는 전선에 생기는 하중이나 진동, 송전전압, 지락사고 등에 의한 이상전압 등에 견디고 전기적 및 기계적으로 충분한 성능을 확보하고 있어야 되는 등의 구비조건이 필요하다.



그림 1 일반 애자의 구성 사용
Fig. 1 Structure of General insulator

불량애자는 그림 2와 같이 첩탑, 전주 주위에서 노후가 되거나 안개, 이슬, 비 등에 의해 표면이 습성이 있어, 애자 표면에 전해액 피막이 형성되어 누설 전류가 흐르는 등 문제가 발생된다. 또한 불량애자는 절연층에 균열 등이 생겨서 절연 능력이 저하한 애자로서 애자의 특성 조건에 벗어나므로 분석하여 송전시의 문제를 차단시켜야 한다. 특히, 지지애자들은 절연물의 깨짐 등의 이상이 없고, 탈락 또는 부착부분의 풀림이 없을 조건을 고려하여 애자의 불량 여부를 판별 분석한다.

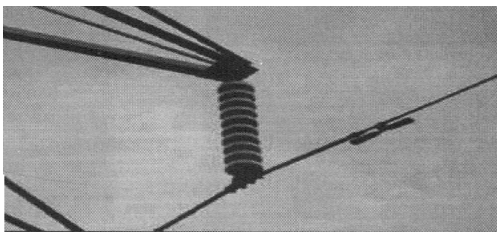


그림 2 불량 애자의 예
Fig. 2 Example of Faulty insulator

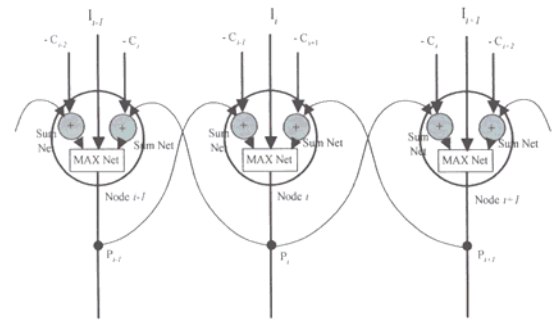
이러한 송전선로 상의 판별 분석을 통하여 전주의 교체, 애자의 청소, 기기단자 조임, 클램프 조임 등의 작업을 수행하여 이상적인 송전기능을 위한 수시적인 안전한 활선공사를 실시하고, 전력 손실 및 인적, 물적사고 발생이전에 매우 신속히 발견하여 불량애자검출 및 애자의 교체 등을 실시해야 한다.

2.2 실시간 검출을 위한 CPNN 신경망

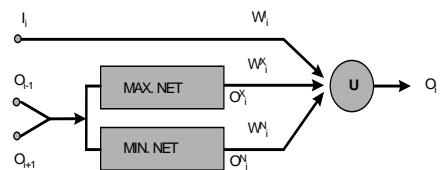
본 연구에서는 금이 간 애자나 오손되어 플래시 오버 현상시에 자외선 방출 상태의 불량애자 등을 스테레오 카메라를 통해서 검출시킨다.

검출과정에서의 좌우 화상정보들의 거리를 정확히 검출, 계산하기 위하여 먼저 두 화상의 특징점 정보를 취한다. 이

들 특징점 정보들에 대하여 일치점 화상정보를 구한다. 여기서 추출한 정보값은 특징점에 정보값이므로 전체 거리에 대한 화상 정보값이 필요하다. 따라서 본 연구에서 불량애자의 전체 거리 정보값을 구하기 위하여 본 연구의 실시간 정보 보간 알고리즘을 이용한 동적계획법을 구현한다. 이때 사용하는 스테레오 화상 시스템에 있어서 불량 애자의 고속 인식 처리를 위하여 본 연구에서는 정보전파 신경회로망을 개발하고자 한다.



(a)



(b)

그림 3 제안한 신경망의 1차원구조(a)와 노드구조(b)

Fig. 3 1-Dimension (a) and Node (b) of proposed N-N

제안한 신경회로망은 그림 3과 같이 노드들의 단층 배열로 구성되며 각 노드의 입력에는 인접한 노드의 출력으로부터 정보를 전달 받을 수 있는 연결을 갖는다. 각 노드는 Sum과 MAX 등의 연산을 수행하는 부 신경망(sub networks)들의 합성구조(compound structure)를 가지며 입력된 cost에 의해 최소의 비용이 소요되는 방향을 찾는 역할을 한다. 각 노드에는 자신의 입력 I가 인가되며 인접노드의 출력으로부터 노드간의 cost가 감해진 값들도 함께 인가된다. 각 노드의 출력으로는 인가된 값 들 중 최대의 값이 출력된다.

신경회로망의 각 노드는 양자화된 입력 공간상의 상태와 일치한다. 노드의 입력 신호와 인접노드의 신호정보는 평균가중되어 출력을 산출시킨다.

1) 노드 (I_x, I_y) 위치에 입력이 있을 때, 노드 (m_x, m_y) 위치에 대한 입력 연결강도

$$w^i_{(m_x, m_y), (I_x, I_y)} = \frac{W_m}{D_{(m_x, m_y), (I_x, I_y)}} \quad (1)$$

$$= 0 ; \text{ Otherwise}$$

2) 노드 (l_x, l_y) 위치에 입력이 없을 때, 노드 (m_x, m_y) 위치에 대한 입력 연결강도

$$w^i_{(m_x, m_y), (l_x, l_y)} = 0 \quad ; \text{ for all } m_x \text{ and } m_y \quad (2)$$

3) (l_x, l_y) 부터 (m_x, m_y) 노드까지의 출력 연결강도

$$w^o_{(m_x, m_y), (l_x, l_y)} = \frac{W_o}{D_{(m_x, m_y), (l_x, l_y)}} \quad ; \text{ for all } m_x, m_y \text{ RANGE from } (l_x, l_y) \\ = 0 \quad ; \text{ Otherwise} \quad (3)$$

여기서 $D_{(m_x, m_y), (l_x, l_y)}$ 는 한 점 (l_x, l_y) 로부터 다른 점 (m_x, m_y) 까지의 거리이고 RANGE는 각 노드가 영향을 미치는 거리를 의미하는 상수이며, W_{in} 및 W_o 은 각각 일정한 크기의 연결강도이다. 이러한 수식으로 부터 각 신경세포는 입력값이 있는 경우, 자신의 입력값을 자신의 출력과 인접 노드의 출력에 전달하며, 입력값이 없는 경우, 인접한 신경세포들의 출력에 영향을 받아 자신의 출력값을 갱신한다. 결과적으로 영상 정보에 해당되는 신경세포는 자신의 입력값에 접근하게 되며 그 외의 정보가 존재치 않는 신경세포는 인접한 신경노드의 출력 정보에 의해 영향을 받게 되므로 정보가 점차 주위에 전파되어 보간된다.

2.3 CPNN을 이용한 동적계획법 구현

절연이 노화된 애자 등을 검출시 실시간으로 계산해 내기 위하여 본 연구에서는 동적계획법 알고리즘 방법을 정보전파 신경회로망 기법을 이용하여 구현시켰다.

동적계획법은 주어진 제한 조건하에서 시작점으로부터 목적지까지 이르는 최적의 경로를 구하는 효과적인 방법이다. 그림 4와 같은 2차원 격자형 경로의 경우 시작점 $S(0,0)$ 에서 목적지 $G(m,n)$ 지점에 이르는 최대 이익(benefit)의 경로는 $(0,0)$ 에서 $(1,0)$ 점을 지나는 경로와 $(0,1)$ 점을 지나는 경로 중 이익(benefit)이 더 큰 경로이다. 만약 $(1,0)$ 과 $(0,1)$ 로 부터 목적지에 이르는 최대 이익 $C^*_{1,0}$ 과 $C^*_{0,1}$ 을 알고 있다면, $(0,0)$ 점으로부터 $(1,0)$ 을 거쳐 목적지에 이르는

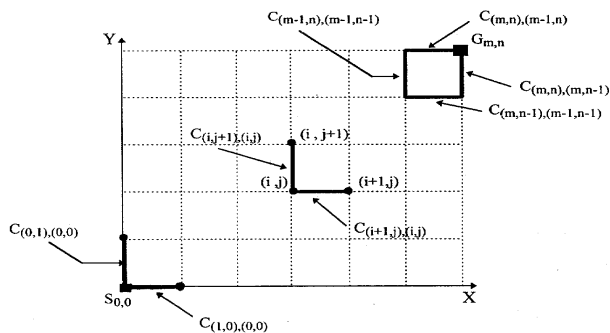


그림 4 동적계획법을 위한 2차원 격자 경로
Fig. 4 2-Dimension lattice pass for Dynamic programming

이익은 $C_{(1,0),(0,0)} + C^*_{1,0}$ 으로 표기되며, $(0,1)$ 을 거쳐 목적지에 이르는 이익은 $C_{(0,1),(0,0)} + C^*_{0,1}$ 가 되며, $(0,0)$ 점으로부터 목적지에 이르는 최대 이익 $C^*_{0,0}$ 은

$$C^*_{0,0} = \text{MAX}\{C_{(1,0),(0,0)} + C^*_{1,0}, C_{(0,1),(0,0)} + C^*_{0,1}\} \quad (4)$$

이다. 여기서 $C^*_{1,0}$ 과 $C^*_{0,1}$ 를 구하기 위해서는 다시 그 이후의 점으로부터 목적지에 이르는 최대의 이익을 이용한다. 이 과정은 목적지에 이를 때까지 반복되어 목적지 직전에 이르러서는 $C^*_{m-1,n}$ 과 $C^*_{m,n-1}$ 를 이용하게 되며, 이 값들은

$$C^*_{m-1,n} = C_{(m,n),(m-1,n)} \\ C^*_{m,n-1} = C_{(m,n),(m,n-1)} \quad (5)$$

로서 이전 단계의 계산에 이용된다.

스테레오 영상에 동적계획법을 적용시키기 위해서는 좌, 우 영상의 epipolar 선을 각각 X, Y 축으로 하며 각 격자점 위치에 해당 화소들 간의 상호 상관값을 각 노드의 이익값으로 갖는 정합공간을 구성한다.

따라서 구하고자 하는 (i, j) 번째 노드를 지나는 경로의 최대 이익 $C^*_{i,j}$ 는

$$C^*_{i,j} = \text{MAX}\{C_{(i+1,j),(i,j)} + C^*_{i+1,j}, C_{(i,j+1),(i,j)} + C^*_{i,j+1}\} \quad (6)$$

이다. 여기서 $C_{(i+1,j),(i,j)}$ 는 (i, j) 노드로부터 $(i+1, j)$ 번째 노드에 이르는 이익이고 $C^*_{i+1,j}$ 은 $(i+1, j)$ 노드로부터 목적지에 이르는 최대의 이익이다. 또한 $C_{(i,j+1),(i,j)}$ 는 (i, j) 노드로부터 $(i, j+1)$ 번째 노드에 이르는데 얻는 이익이고 $C^*_{i,j+1}$ 는 $(i, j+1)$ 로부터 목적지에 이르는 최대의 이익이다. 이 동적계획법은 일부의 방향에 대해서만 연결을 갖으며 각 노드가 간단한 회로망(MAX net) 로 이루어진 정보전파 신경회로망으로 구성할 수 있다. 즉 $C_{(i+1,j),(i,j)}$ 와 $C^*_{i+1,j}$ 사이에 합(+) 유닛을 설치하고 $C_{(i,j+1),(i,j)}$ 와 $C^*_{i,j+1}$ 사이에 합(+) 유닛을 설치한다. 합해진 두 신호는 MAX 유닛에 인가시키고 그 중 최대치를 취하여 $C^*_{(i,j)}$ 로 하는 신경회로망을 구성하면 동적계획법 구현된다. 그림 5는 그림 4의 (i, j) 노드 부분에 대한 정보전파 신경회로망의 동적계획법 모델이다. 여기서 $C_{(i+1,j),(i,j)}$ 와 $C_{(i,j+1),(i,j)}$ 는 $(i+1, j)$ 방향과 $(i, j+1)$ 방향에 대한 bias로 간주하면 쉽게 구현될 수 있으며, MAX net는 다이오우드 회로를 이용하면 간단히 구성된다.

따라서 이러한 구현 방법을 통하여 동적 계획법과 보간

기능을 수행할 수 있는 정보전과 신경회로망을 개발하여 전신주 등의 불량에자를 검출토록 스테레오 영상 시스템에 응용하여 실시간 검출의 가능성을 입증하였다.

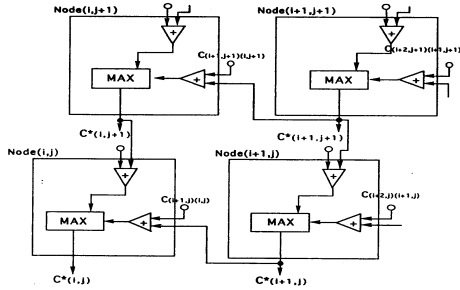
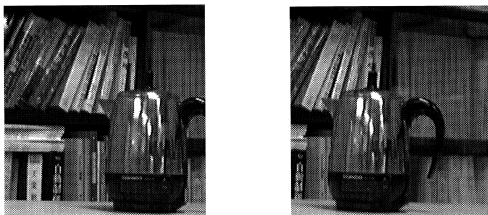


그림 5 제안 신경회로망을 이용한 동적계획법의 구현
Fig. 5 Dynamic programming using proposed N-N

3. 결과 및 고찰

3.1 노후 애자 추출 위한 기초 보간 실험

송전선 전력용 전신주 등의 불량에자의 실험을 위하여 그림 6과 같이 임의의 스테레오 영상을 취하였다.

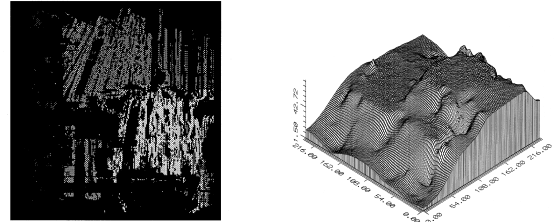


(a) 좌측 영상 정보 (b)우측 영상 정보

그림 6 전신주 거리 추출위한 샘플 영상 정보
Fig. 6 Sample Images for Depth detecting of an electric pole

거리정보 산출하는 신경망 보간 기법을 위하여, 본 연구에서는 제안한 정보전과 신경회로망의 보간 모델을 이용하여 실시간 거리 산출후 애자 교체 가능토록 보간 알고리즘을 사용하였다. 또한 사용된 특징값으로는 에지 성분(윤곽선 정보)를 사용하였으며, 임계값보다 큰 에지 영상의 화소들 간에 상호 상관값을 계산하였다. 에지를 추출하기 위해 sobel operator를 사용하였으며, 특징으로 사용된 에지의 임계값은 10.0 이었다. 에지 위치에 대한 정합값은 [3, 9]에서 제안한 상호 상관 계산법을 사용하였으며 사용한 마스크 창은 X, Y축 및 45도, 135도 선상의 17 × 17의 크기였다. 그림 7(a)는 각 특징점들에 대한 거리정보를 제안한 정보전과 신경회로망을 사용하여 동적계획법 특성실험을 수행후 일치점(정합점)을 찾아낸 후 화소 밝기로 표현한 영상정보이다. 여기서 밝은 점은 카메라로부터 가까운 점의 위치를 표현한다. 그림 7(b)는 특징점들만의 영상 정보값을 제안한 정보전과 신경회로망에 의해 전체 영상정보로 보간시켜 구해진 거리정보값을 삼차원적으로 나타낸 그림이며, Z 값이 큰

값을 갖는 화소의 위치는 카메라와의 거리가 가까움을 의미한다. 이 실험 결과로, 특징점에 해당되는 거리 정보로부터 전체 영상점에 대한 위치점을 점차로 보간시켜 원거리 전신주 등의 불량에자에서 얻어지는 물체 정보에 대한 완전한 거리정보를 구해낼 수 있음을 입증시켜 준다.



(a) 거리 영상정보 (b) 제안방법의 거리보간 결과

그림 7 정합된 후의거리 정보(a)와 제안 CPNN의 거리 보간 결과(b)

Fig. 7 Depth Information of matching (a) and Interpolation Results of CPNN(b)

3.2 하드웨어 구현 및 특성실험

본 연구에서 여러 가지 시뮬레이션을 통해 입증된 알고리즘을 실제 몇개의 Op-Amp, 다이오드, 저항들과 같은 소자로 구성된 회로를 6~9개의 노드 구조로 실제 구성하여 실험하였다. 노드의 입력이 V_{in} 으로 주어지며, 인접 노드로부터 나온 출력 X 와 X' 가 가해진다. 노드의 출력은 최종부의 V_{out} 로 나타낸다. 노드의 입력값이 없는 경우에, $-V_{EE}$ 값이 V_{in} 에 인가된다. 입력이 있는 노드의 경우에는 $[V_{CC}-V_{th}, -V_{EE}+V_{th}]$ 영역의 적절한 전압이 V_{in} 값으로 설정된다. 만일 노드에 입력이 존재하지 않으면 V_{in} 에 $-V_{EE}$ 가 공급되므로 D_1 이 off 된다. 여기서 연결강도 w^i 는 0이다. 한편 X 와 X' 으로 부터의 입력은 평균화 되어 UB_2, D_3 와 UB_1 를 통해 V_{out} 로 출력된다. 연결강도값 w^s 와 w^o 는 각각 0.5 와 1.0 이다. 만일 노드의 입력값이 존재하는 경우에는 TR과 D_3 는 off 이다. 이 경우의 X 와 X' 의 정보값은 V_{out} 에 영향을 미치지 않는다. D_3 가 0 값을 가지므로 인접노드로 부터 연결강도 w^o 들은 0 값을 갖는다. w^i 와 w^s 는 모두 1.0 이다.

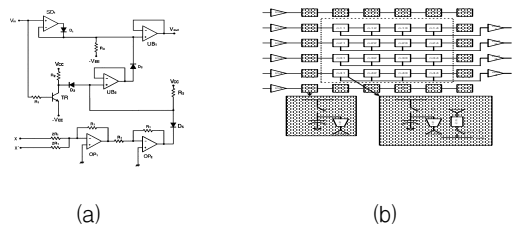


그림 8 구현된 하드웨어 한개 노드(a)와 전체노드(b)
Fig. 8 A Hardware Node(a) and Full Hardware Node(b)

제안한 측방향 정보전과 신경회로망의 1차원 하드웨어 구조를 반도체에 의해 설계한 한 노드의 구조를 앞의 그림

8에 보였다. 1차원 구조에서는 최대 경사 방향을 따로 구할 필요가 없으므로 MAXIMUM net, MINIMUM net를 생략하였다. 각 노드의 입력신호를 전압으로 표현하고 연결강도를 저항의 조합에 의해 표현하면 연결강도 0은 무한대의 저항에 해당하며 연결강도 1은 저항값이 0인 회로로 표현할 수 있다. 따라서 연결강도를 스위치에 의해 구현할 수 있으며 연결강도 0은 스위치가 off 상태이고 연결강도 1은 스위치가 on 상태이다. 동적신호를 가지는 회로의 특성 실험을 위하여 각 노드의 양 끝단에 다른 주기 함수를 인가하였다. 실험에 사용된 신호 주파수는 2 kHz의 정적 구형파와 정현파이다.

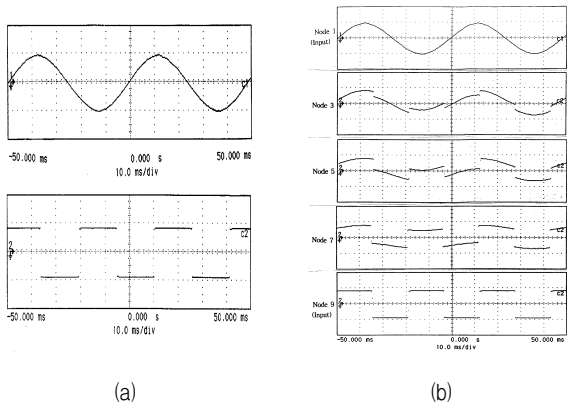


그림 9 입력 정현&구형파 신호(a)와 CPNN H/W의 보간 결과(b)
 Fig. 9 Input waves (a) and Interpolation results of CPNN H/W(b)

동적신호에 대한 보간을 위한 첫 번째 실험은 그림 9(a)에 보인 것처럼 입력으로 첫 번째 노드와 마지막 노드에 정현파와 구형파를 각각 인가하였다. 그림 9(b)에 두 동적신호에 대한 보간 결과를 보였다. 노드의 신호 출력은 합성된 노드의 출력결과가 첫 번째 노드에 가까울수록 정현파에 가까워지며 정현파로부터 구형파까지 점차적으로 잘 보간되어감을 볼 수 있다. 제안된 신경회로망은 정적 신호뿐 아니라 동적신호를 내부 노드의 6 μ s의 시간 지연을 가지며 잘 보간되었으며 노화된 애자를 찾아내는 효과를 증명시켜 준다.

4. 결 론

송전선과 변전소 등의 전기 설비상에 필수인 애자의 불량소자 등을 검출하고자 본 연구에서는 실시간 고속 정보전과 기능을 가지는 CPNN 신경망 모델을 제시하고 샘플로 얻어진 스테레오 영상을 이용하여 검출 가능한 평가 실험을 실시하였다. 불량애자와 같은 좌우 영상 정보에 대한 특징점들의 정합점 데이터가 비선형 특징점 형태이므로 본 연구에서 제안한 CPNN을 이용하여 전체 영상 거리정보로의 보간시키는 기능을 보였다. 따라서 이렇게 제안된 정보전과 신경회로망은 얻어진 좌우 영상정보를 기초로 하여 스테레오 비전 거리산출시 임의의 위치에 대한 일치성 문제인 동적계획법 구성방법을 가능케 해주었다. 그리고 불량 애자의

실시간 검출을 위하여 얻어진 특징점 중심의 영상 거리정보로부터 전체 거리정보로 실시간 동작처리 문제를 해결시켰다. 불량애자의 실시간 인식 및 검출의 가능한 알고리즘을 하드웨어로 구성가능함을 입증하기 위하여 CPNN 신경망 모델을 하드웨어적으로 구성하여 그 특성 실험을 수행하였다. 구성된 신경회로망 노드 배열의 끝단에 정현파와 구형파 입력을 인가하여 보간 실험을 수행한 결과, 불량애자의 검출을 위한 선형 및 비선형 모델에 대하여도 우수한 추출 효과를 보임을 실증하였다.

참 고 문 헌

[1] S. Sundar and Z. Shiller, "Optimal Obstacle Avoidance Based on the Hamilton-Jacobi-Bell -man Equation," IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 12, no. 2, pp.305-310, April 1997.
 [2] L. Zhang, B. Curless and S. M. Seitz, "Spacetime stereo : Shape recovery for dynamic scenes," IEEE Computer Society Conference on CVPR, vol. 2, pp II-367-74, 2003.
 [3] I Bekkerman, J. Tabrikian, "Target Detection and Localization using MIMO Radars and Sonars," Signal Processing, IEEE Transaction, vol.54, Issue 10. pp.3873-3883, Oct. 2006
 [4] Y. Yakimovsky & R. Cunningham, " A System for Extracting Three-Dimension Measurements from a Stereo Pair of TV Cameras ", Computer Graphics and Image Processing 7, pp.195-210, 1978.
 [5] C. L. P. Chen, "A rapid supervised learning neural network for function interpolation and approximation," IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 7, no.5, pp. 1220-1230, Sept. 1996.

저 자 소 개



김 종 만 (金 棕 晩)

1986년 전북대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1988년 전북대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사). 1996년 전북대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 1988~1991년 현대중공업(주) 산업전자설계부 연구원. 2000년~현재, 전남도립대학 전기에너지시스템과 부교수

Tel : 061-380-8639
 Fax : 061-380-8639
 E-mail : jmk@dorip.ac.kr