

# 최악환경의 도로시스템 주행시 장애물의 인식을 위한 정보전파 신경회로망

김종만, 김원섭, 이해기\*, 한병성\*\*  
남도대학 전자제어과, 충청대\*, 전북대학교\*\*

## Information Propagation Neural Networks for Real-time Recognition of Vehicles in bad load system

Jong-man Kim, Won-sop Kim, Hai-Ki Lee\*, Byung-Sung Han\*\*

### Abstract

For the safety driving of an automobile which is become individual requisites, a new Neural Network algorithm which recognized the load vehicles in real time is proposed. The proposed neural network technique is 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.

The most reliable algorithm derived for real time recognition of vehicles, is a dynamic programming based algorithm based on sequence matching techniques that would process the data as it arrives and could therefore provide continuously updated neighbor information estimates. Through several simulation experiments, real time reconstruction of the nonlinear image information is processed. 1-D LIPN hardware has been composed and various experiments with static and dynamic signals have been implemented.

### 1. 서 론

산업 시설의 자동화 추세에 따라 대부분의 산업 현장에서는 안전한 현장 생산시스템이 되도록 노력하고 있으며, 도로교통 시스템에서는 안전한 하루가 다르게 고도의 자동차의 소유가 생활화가 되어가고 있는 실정이다. 자동차의 수요와 맞물려 자동차 사고도 급증하고 있는 현실이다. 개인, 직장일과 사업일로 인하여 자동차를 이용시, 바쁘고 복잡한 운전 환경하에 줄음이나 극도의 피로 상태 하에서도 불가피하게 운전을 해야하는 경우도 많이 발생하는 현실이어서 인간의 목숨과 관련된 자동차의 안전 운전과 관련한 연구는 매우 중요시 되는 분야이다. 특히 자동차가 운전자의 도움없이 스스로 자율운행하는 시스템 제어기술은 앞에서 언급된 여러 불가피한 운행 상태하의 환경에서 매우 필수적으로 요구되기 때문에, 전력전자 및 계측제어 등 전기전자 기술의 발달과 아울러 많은 연구, 개발이 진행되어지고 있다. 갑

자기 출현한 도로 장애물에 실시간 인식하여 사용할 보간기법은 중요하게 사용되는 정보추출기법이다.

보간 기법을 이용한 경우로서 저해상도를 가지는 영상시스템에서 고해상도의 원래의 영상 정보로 보간시키는 방법이 수행되었다[1][2]. 또한 지형의 고도 윤곽 정보에 대한 응용 부분으로써, 국토 건설, 도시 계획시의 채광 및 통신 장애 지역 등에 압축된 등고선 지형도 등을 이용하여 3차원 실제 지형도를 복원시켜 사용하였다[8]. 정보 보간 특성을 갖는 기존모델로 Inverse Distance 기법, TIN(삼각불규칙망) 기법, DT기법 등의 알고리즘을 이용한 기법 등 수학적인 계산방식들은 보편적으로 주위의 정보를 잘 계산해내지만, 굴곡이 심한 부분 등에 부분적인 오차가 자주 발생되며, 특히 계산 시간이 오래 걸리는 단점을 가지고 있어 불편함이 있다. 이와 반면, 병렬처리의 원리를 이용하는 신경회로망은 내부의 연결강도를 적응적으로 변화시키는 학습성, 병렬성 등의 특성에 의하여 신속하게 계산처리를 하는

보간기능을 가진다. 이러한 특성으로 인하여 기존의 몇몇 연구자들이 신경회로망의 보간 특성을 이용하여 패턴인식에 응용 및 함수의 근사화에 적용하였다[4-7].

본 연구에서는 자동차 주행중에 나타나는 위험있는 장애물들의 실시간 인식을 목적으로 정보를 보간시키는 알고리즘을 제안하였다. 자동차 주행중 얻어진 영상정보를 기초로 하여 스테레오 비전 처리시 임의의 위치에 대한 일치성 문제인 동적계획법의 해결 방법을 가능케 해주고, 아울러 자동차 주행시의 정확한 운전제어 명령을 위하여 주행시 얻어진 비전정보를 통해 특징점 중심의 거리정보로부터 전체 거리정보로 실시간보간 기능을 실시하므로 스테레오 비전의 실시간 동작처리를 가능케 해준다. 이렇게 제안된 정보전파 신경회로망을 하드웨어로 제작하여 실시간 보간 특성을 갖는 여부를 보이기 위해 다양한 동적 신호를 인가하여 그 출력 특성 결과를 제시하였다.

## 2. 정보전파 신경회로망(LIPN)

### 2.1 장애물 인식을 위한 정보전파신경망

주행중에 있는 자동차나 움직이는 상황에서 얻어진 스테레오 영상 정보를 실시간으로 인식하기 위해서는 먼저 좌우 영상 데이터에 대하여 특징점들을 취하고 이 점들에 해당하는 정보값에 대하여 동일한 위치를 찾아내는 정합과정이 필요하다. 이 스테레오 정합과정을 통해 정확한 일치점을 찾아낸 후, 원래의 선형정보로 보간시킨다. 본 연구에서 제안한 정보전파 신경회로망은 정합과정과 정보의 보간 알고리즘 모두에 응용가능한 알고리즘이다.

제안한 정보전파 신경회로망은 그 구조가 단층 신경망 노드로 구성되며 그림 1과 같다. 각 노드가 자신의 입력값 뿐 아니라 인접한 노드의 출력값에 점점 수렴하도록 하는 연결구조를 가지며, 임의의 위치 정보를 주변의 상태 공간에 신속하게 전파시켜 자연스런 정보의 보간화가 이루어진다. 각 노드들은 자신의 입력 혹은 인접 노드로부터 나온 연결강도의 평균값을 향하여 연속적으로 갱신되는 특성을 갖는다.

$I_i$ 와  $O_i$ 를 각각  $i$  번째 입력과 출력이라 하고, 연결강도는  $i$  번째 노드의 입력연결 연결강도를

$w^i$  로,  $m$ 번째 노드로부터  $l$  번째 노드까지의 출력의 연결강도를  $w^o_{l,m}$  로, 또한 출력의 스케일링 연결강도  $w^s$  로 놓는다. 이러한 구조를 갖는 LIPN의  $i$  번째 노드의 출력은

$$O_i = w^s f [w^i I_i + \sum_j w^o_{i,i+1} O_{i+1}]; \quad i = \pm 1 \quad (1)$$

여기서  $f$  는 신경망 노드의 활성화 함수이다.

신경회로망의 각 노드는 양자화된 입력공간상의 상태와 일치한다. 노드의 입력 신호와 인접노드의 신호정보는 평균 가중되어 출력을 산출시킨다.

그림 1은 제안한 정보전파 신경회로망의 2차원구조이다. 두 축으로 구성된 2차원 구조에서 중간에 위치한  $N(i, j)$ 는  $(i, j)$  번째 노드를 나타낸다.

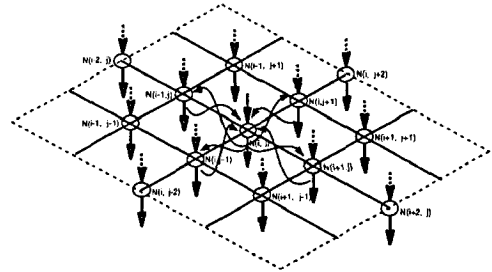


그림 1. 정보전파 신경회로망(LIPN)의 2차원구조

### 2.2 정보전파신경회로망(LIPN)의 연결강도

도로의 주행중에 임의의 물체를 영상 데이터를 잡아 실시간으로 신경망으로 인식하기 위해서는 비선형 영상정보 부분에 대하여 선형적인 보간기능으로 출력을 생성시키며 이를 이때 연결강도도 새롭게 생성시키게 된다.본 연구에서 제안한 LIPN의 연결강도는 보간을 위해서 다음과 같이 최적으로 정해지는 출력 특성을 갖는다.

[A] 입력이 있는 노드는 입력과 같은 연결강도의 값을 출력시킨다.

[B] 입력이 없는 노드는 인접 노드로부터의 연결강도의 평균된 값을 출력시킨다.

(1)식의  $f$  가 선형 활성화함수이면, 이 방정식은

$$O_i = w^s (w^i I_i + \sum w^o_{i,i+l} O_{i+l}) ; l = \pm 1 \quad (2)$$

만일  $w^o$  가  $w^i$ 보다 작고  $w^s$ 가  $w^i$ 의 역관계이면, (2)식은

$$O_i \cong w^s (w^i I_i) = I_i \quad (3)$$

여기서, 노드의  $w^o$  은 [A]조건을 만족시키기 위해 선 입력이 있는 노드에 있어서 매우 작아야 한다.

또한 만일  $w^o$ 가  $w^i$ 보다 매우 크면, (2)는

$$O_i \cong w^s (\sum w^o_{i,i+l} O_{i+l}) ; l = \pm 1 \quad (4)$$

$w^s$ 가  $\frac{1.0}{\sum w^o_{i,i+l}}$ 이면, 입력값이 없는 노드는

인접노드의 연결강도의 평균값으로 보간시키게 된다. 그러므로 [B]조건을 만족시키도록 노드의 연결강도  $w^o$ 는  $w^i$ 보다 훨씬 커야 한다.

따라서 프로그램 수행중 보간량은 입력값의 존재 유무에 의존하여 다른 고정된 연결강도의 값을 할당시키므로써 새로운 연결강도 값을 생성시킨다.

### 3. 정보전파 신경회로망을 이용한 보간

이 절에서는 신경망 출력을 통하여 정보전파 신경회로망의 보간 특성을 설명하기로 한다.

특성 설명의 간소화를 위해서 그림 1의 2차원 보간 신경망에서 두 개의 입력을 X와 X'라 하고, 각각 신경 노드 0번째와 N+1번째 신경 노드라고 하자.  $w^s$ 에 의해 일반화된 연결강도를  $w_1$ 와  $w_2$ 으로하여 각각 노드의 좌,우 값으로 놓는다. 이때 연결강도는

$$0.0 \leq w_1, w_2 \leq 1.0$$

$$w_1 + w_2 = 1.0 \quad (5)$$

이 되도록 한다.

2.2절에서 언급된 노드 특성에 따라서 0번째와 N+1번째 신경노드 입력변수를 각각 I와 I'로 놓을 때 다른 신경 노드들의 출력값은

$$O_1 = w_1 I + w_2 O_2 \quad (6)$$

$$O_2 = w_1 O_1 + w_2 O_3 \quad (7)$$

$$O_k = w_1 O_{k-1} + w_2 O_{k+1} \quad (8)$$

$$O_{N-1} = w_1 O_{N-2} + w_2 O_N \quad (9)$$

$$O_N = w_1 O_{N-1} + w_2 I' \quad (10)$$

이다.

연결강도  $w_1, w_2$ 는 (5)식으로 조건화시키고,

$O_k$ 를  $O_{k-1}$ 와  $O_{k+1}$  사이의 평균 출력값이고, 그 범위는  $[O_{k-1}, O_{k+1}]$ 이다. 여기서 주어진 입력 I와 I'의 항목으로  $O_k$ 를 계산시킨다.

일반적인 수식을 다음 (11)식과 같이 나타낸다.

$$\begin{aligned} O_k &= \frac{w_1}{1-w_2 a_{k+1}} c_{k-1} I + \frac{w_2 b_{k+1} + w_1 d_{k-1}}{1-w_2 a_{k+1}} I' \\ &= c_k I + d_k I' \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 연결강도  $c_k$ 와  $d_k$ 의 범위가 모두 [0.0, 1.0]이고 이들의 합이 1.0 이므로, 임의의 노드의 출력은 (11)식의 두 입력값 I와 I'사이의 가중치 평균값으로 계산시켜 복원시킬 수 있다.

그림 2는 0번째 노드와 8번째 노드에 각각 30과 10의 값을 인가하여 연결강도를 각기 달리하여 보간시킨 결과값을 나타낸 것이다. 그림에서 보인 것처럼 제안한 정보전파 신경회로망은 연결강도값이

$w_1=0.5$ 와  $w_2=0.5$ 인 (3)의 경우에 선형보간을 수행함을 알 수 있으며, 또한 다른 여러 경우의 연결강도 설정시에 비선형 보간을 수행할 수 있음을 보여주고 있다.

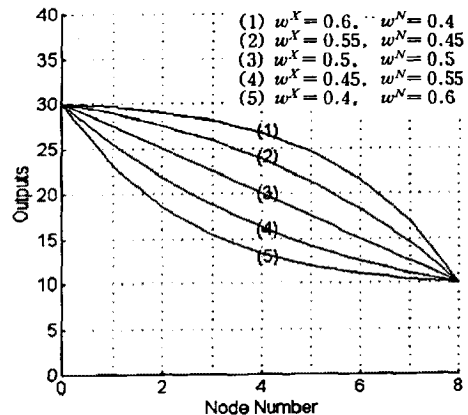


그림2. 다양한 연결강도를 갖는 LIPN의 보간 곡선

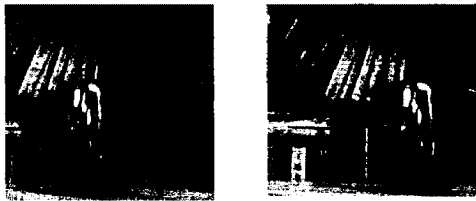
## 4. 실험 및 고찰

### 4.1 스테레오 영상 정보 실험

주행중 장애물 영상 데이터 실험 평가를 위해 우선적으로 입의로 실험실에서 획득한 스테레오 영상 데이터를 취하여 실험하였다. 먼저 좌우 스테레오 영상을 획득하고, 특징점 영상 정보를 취한 후, 정보전과 신경회로망의 동적계획법 모델을 이용하여 정합점을 구하였다. 정합이 완료된 특징점 영상 정보는 제안한 신경회로망의 보간 모델을 이용하여 전 영역으로 거리 보간시켜 전체 영상을 재생시켰다. 스테레오 영상을 획득하기 위한 좌우 양 카메라의 간격은 50mm 였고, 사용된 카메라 렌즈의 초점거리 F는 9mm 였다. 거리 재생을 위한 거리 보간용 알고리즘은 SUN社(Sparc Station 10 기종)의 UNIX상에서 수행하였다.

#### 가) 영상 획득 및 특징점 처리

실험에 사용된 스테레오 영상은 그림 3과 같이 입의로 실험실 내의 영상이다. 이때 카메라와 물체간의 최단 거리는 2m로 하였고 영상의 크기는 240×240[pixel]였다.



(a) 좌측 카메라 영상 (b) 우측 카메라 영상  
그림 3 스테레오 비전 실험을 위한 실험실 영상

좌우 영상에 대하여 특징점 영상을 구하기 위해 sobel operator 를 사용하였으며 이 수평 방향의 연산자와 수직 방향의 연산자를 전체 영상에 대하여 마스크를 씌워가며 계산되어진 값중 문턱값 10.0 이상의 특징 정보를 특징점으로 하였다.

#### 나) 특징점 정보에 대한 정합처리

앞에서 구한 좌우 특징점 영상에 대한 각 epipolar 선상의 정합을 구하기 위하여 상호 상관 계산 법<sup>[9]</sup>을 사용하였으며 이때 이용한 마스크는 four-line segment 구조를 갖는 X,Y 축 및 45도와 135도 등 각방향에 대한 65 point((17×4)-3)의 크기였다. 이 마스크를 사용하여 좌우 영상에 대한 상관관계 계수를 구하고, 동적계획법을 적용하여 화소의 정합쌍을 구하였다.

동적계획법에 의해 정합점 쌍이 결정된 후 이 두 정합점으로 부터 화소의 이격 값을 구하였다. 그림 4는 이 화소의 이격값을 화소의 밝기(0~255)로 표현한 것이다.

여기서 밝은 점은 큰 화소 천이 값들을 갖는 점으로서 카메라로부터 가까운 곳의 위치를 표현하며, 어두운 점은 화소의 천이값이 적은 것으로 먼 곳의 위치를 상대적으로 표시하고 있다.



그림 4 특징점들에 대한 스테레오 정합된 거리 영상

#### 다) 특징점에 대한 정보 보간

특징점을 갖는 화소 천이 값들을 대상으로 제안한 정보전과 신경망에 의해 얻은 보간 결과는 그림 5와 같으며, 여기서 Z 값이 높은 부분의 화소 들은 카메라와의 거리가 가까움을 의미한다.

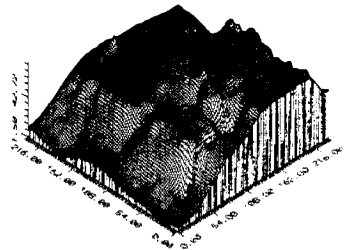


그림 5 정보전과 신경회로망 기법을 이용한 보간 결과

이 실험 결과, 전체 영상 점에 대한 거리 정보가 특징 점에 대한 거리 정보로부터 정보전파신경망 계산방식에 의해 보간 효과보이며 구해졌음을 확인할 수 있었다.

## 4.2 하드웨어 구성 및 실험

### 가) 하드웨어구성

입력정보가 존재하는 경우에 다양한 연결강도를 갖는 신경망의 하드웨어 시스템을 구성하는 것은 매

은 어렵다. 본 연구에서 제안한 정보전파신경회로망은 간단한 전자적인 스위칭조작을 통하여 각기 다른 연결강도의 할당을 가능케 할 수 있다. 제안한 신경회로망 모델이 적절한 보간 특성을 보임을 입증하기 위해 신경망 하드웨어를 구성하여 보였다. 이 하드웨어는 범용 아날로그 IC와 전자 소자를 이용하여 구성시켰다.

신경회로망의 입력과 출력을 위해 전압을 인가하여 보간 특성을 갖는 시스템을 구성시켰다. 전자소자들에 의한 회로로 구성된 측방향 정보전파신경회로망의 한 개의 노드만의 구조를 그림 6에 보였다. 회로는 몇 개의 OP-Amp.들과 다이오우드, 저항 등 전자 소자들로 구성되어 있다. 노드의 입력이  $V_{in}$  으로 주어지며, 인접 노드로부터 나온 출력  $X_1$ ,  $X_2$  가 가해진다. 노드의 출력은 최종부의  $V_{out}$ 로 나타낸다.

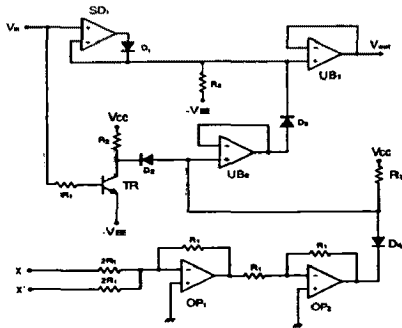


그림6. 전자 소자에 의해 구성된 한 노드의 하드웨어 구성

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  $D_1$ 가 off된다. 여기서 연결강도  $w^i$ 는 0이다. 한편  $X_1$  and  $X_2$ 로부터의 입력은 평균화 되어  $UB_2$ ,  $D_3$ 와  $UB_1$ 를 통해  $V_{out}$ 로 출력된다. 연결강도값  $w^s$ 과  $w^o$ 은 각각 0.5와 1.0이다.

만일 노드의 입력값이 존재하는 경우에는  $TR$ 과  $D_3$ 는 off이다. 이 경우의  $X_1$ 과  $X_2$ 의 정보값은  $V_{out}$ 에 영향을 미치지 않는다.  $D_3$ 가 zero 값을 가지므로 인접노드로 부터 연결강도  $w^o$ 들은 0 값을 갖

는다.  $w^i$ 와  $w^s$ 는 모두 1.0이다.

#### 나) 보간 출력 실험 및 결과

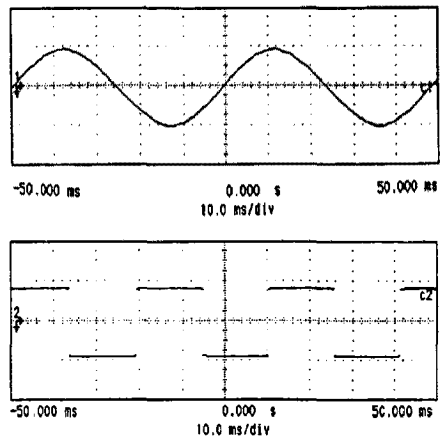
9 개의 노드를 가진 일차원 LIPN의 하드웨어를 범용 전자소자로 구성하였다. 구성된 하드웨어의 특성실험을 위하여 노드의 양끝단에 동적인 다른 주기함수를 인가하였다. 실험에 사용된 신호 주파수는 2 kHz이다.

동적신호에 대한 보간을 위한 첫 번째 실험은 그림 7(a)에 보인 것처럼 입력으로 첫 번째 노드와 10번째 노드에 정현파와 구형파를 각각 인가하였다. 그림 7(b)에 두 동적신호에 대한 보간 결과를 보였다. 노드의 신호 출력은 정현파로부터 구형파까지 점차적으로 잘 보간되어감을 볼 수 있다.

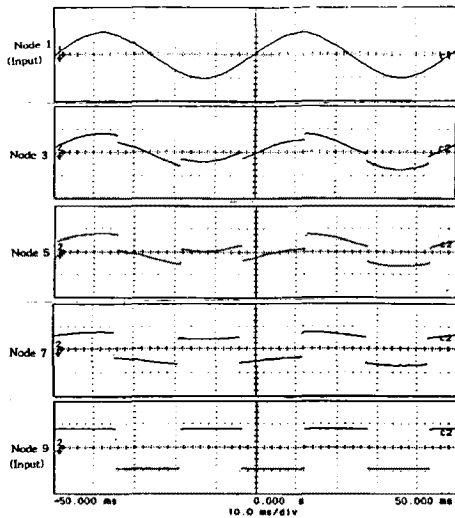
합성된 노드의 출력결과가 첫 번째 노드에 가까울수록 정현파에 가까워지고 마지막 번째 노드에 가까이 갈수록 구형파에 가까워 짐을 알 수 있다. 제안된 신경회로망은 정적 신호뿐 아니라 동적신호를 내부 노드의 6  $\mu s$ 의 시간 지연을 가지며 잘 보간됨을 알 수 있다.

### 5. 결 론

도로 장애물을 실시간으로 인식해낼 수 있도록 신경회로망 내부의 정보전파 기법을 통하여 실시간 보간되는 특성을 갖는 정보전파 신경회로망을 제안하였다.



(a) 1차원 LIPN의 입력용 정현파와 구형파



(b) 인접 노드들 사이의 보간 결과

그림 7. 정현파와 구형파 신호 사이의 1차원 LIPN 하드웨어의 보간 실험

제안된 LIPN의 하드웨어 제작을 위하여 하드웨어 구조를 소개하고, 제안한 신경회로망 모델이 보간특성을 잘 수행됨을 증명하기 위해 범용 아날로그 IC를 이용하여 하드웨어 구성실험을 수행하였다.

제안한 신경회로망에 있어서 연결강도의 서로 다른 값들을 할당하여 다양한 형태의 보간 특성을 보임으로 최적의 보간 특성을 갖는 신경구조 방법을 제시하였다.

정보전파신경회로망 하드웨어의 노드 양끝단에 서로 다른 동적입력을 인가하여 보간 실험한 결과, 각 노드들이 두 입력 신호 사이에서 매우 좋은 보간특성을 보여주고 있음을 확인하였다. 신경회로망 노드의 한쪽에 가까울수록 그쪽의 입력파형에 가까워지게 합성 보간하였고, 또 다른 쪽 노드에 가까이 갈수록 그쪽 파형의 모양에 근접하여 합성 확인하였다. 두 신경회로망 노드 사이의 보간시 시간 지연은 약 6  $\mu$ s 정도였다. 결과적으로 자동차의 운행중에 나타나는 장애물의 영상을 획득하여 처리시키도록 입시의 좌우 영상을 취하여 실시간 보간 처리특성을 갖는 신경망 알고리즘을 보였다. 이러한 실시간 처리 방법으로 얻어진 거리 정보를 바탕으로 보간하여감을 하여 주행시의 자동차에 응용할 때, 최적의 안전 운행 시스템 환경을 만드는데 일익을 담당할 것이다.

### [참 고 문 헌]

[1] I. Pitas, *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice Hall, 1993.

[2] S. Tubaro and F. Rocca, "Motion field estimators and their application to image interpolation," in *Motion Analysis and Image Sequence Processing*, Kluwer Academic Publishers, M. I. Sezan and R. L. Lagendijk Eds., pp. 153-187, 1993.

[3] M. J. Maron, *Numerical Analysis: A practical approach*, Macmillan Publishing Co., Inc., 1982.

[4] D. L. Reilly and L. N. Cooper, "An overview of neural networks: Early models to real world systems," in *Introduction of Neural and Electronic Networks*, New York: Academic Press, 1990.

[5] M. H. Hassoun, *Fundamentals of Artificial Neural Networks*, The MIT Press, 1995.

[6] S. Sin and R. deFigueiredo, "An evolution-oriented learning algorithm for the optimal interpolative net," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, pp. 315-323, 1992.

[7] 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.

[8] D. Meyers, et. al., "Surfaces from contours," *ACM Transaction on Graphics*, vol. 11, no. 3, pp. 228-258, July, 1992.

[9] Y. Ohta and T. Kanade, "Stereo by intra- and inter-scanline search using dynamic programming," *IEEE, Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-7, no. 2, pp. 139-154, Mar. 1985.