

방향과 경사도 분포를 이용한 패턴의 굴곡 성분 추출

· 전혜정, 조동섭 이화여자대학교 전자계산학과
김병철 서울대학교 컴퓨터공학과

An extraction of depth information in pattern using directions and slopes

H.J. Jeon, D.S. Cho Dept. of Computer Science, Ewha Womans University

B.C. Kim Dept. of Computer Engineering, Seoul National University

ABSTRACT

In this paper, an extraction of depth information in pattern using neural network is presented. All the 3D images represent the depth information in grey pixels. This pixels which have analog values translated digital values. Because of the noise and distortion in pattern, we use the normalization in learning and recalling the patterns. Our method has eight direction vectors and slopes for pattern. Also, we use potential to obtain the mean slope and direction vectors of given 3D patches. The higher level of deduction finding the global depth information is also carried out by using neural network.

I. 서론

신경회로망(Neural network)은 인간의 뇌구조를 모방하여 만들어진 시스템으로서, 신경세포와 같은 간단한 처리소자(Processing Element)들이 연결망을 통해서 상호 연결되어 있다. 주어진 문제를 해결하기 위하여 신경회로망은 기본적으로 시스템에서 처리 layer들의 수 및 처리소자들 간의 연결 상태와 연결 강도를 적절하게 조정해 준다. 신경회로망은 많은 양의 데이터를 병렬로 처리하고, 수학적 알고리즘의 적용이 곤란한 문제를 학습 방법에 의하여 효율적으로 해결할 수 있다.

이와 같은 계산 기능적 특징으로 인하여 신경회로망은 패턴 인식(이미지, 문자, 음성 등), 인공지능, 로봇비전(robot vision) 및 조절, 최적화 문제등에 응용되고 있다. 신경회로망은 특히 기존의 컴퓨터가 비효율적인 패턴 인식 문제를 효율적으로 해결하는 데 매우 적합하다. 그 이유는 패턴 인식에는 필요한 데이터의 양이 많고 수학적 인 알고리즘을 적용하기가 어렵다는 단점을 신경회로망이

보완해 주기 때문이다. 더 나아가 패턴 인식에 있어 자주 발생하는 잡상이 있거나 fuzzy한 데이터를 효율적으로 처리할 수 있다.

여러가지 형태의 신경회로망 가운데 오류 역전파 네트워크 모델(Error Back-Propagation Network Model)은 지도 학습 알고리즘(Supervised Learning Algorithm)으로서 학습시켜야 할 모든 패턴(Pattern)들에 대해서 각각에 대한 기대되는 출력과 실제도 신경망이 산출해 낸 출력사이의 차이를 최소화하는 가속화 알고리즘이다. 오류 역전파 네트워크 모델은 입력 layer와 출력 layer 사이에 hidden layer라고 하는 중간 계층 구조를 도입함으로써 복잡한 논리나 지식도 배울 수 있음이 현실적으로 입증되었다. 각 처리소자 사이의 상호 작용을 나타내는 array가 주어진 입력에 따라 그 연결선을 비례하는 feedback에 의해 연결의 강도를 조정하는 과정을 여러번 거치면 결국 주어진 입력에 따라 우리가 원하는 값에 수렴하는 출력을 내게 된다.

본 논문에서는 신경회로망을 이용해서 패턴의 굴곡 성분을 추출하는 방법을 제안한다. 신경회로망을 방향에 대해서 학습시킨후, 입력된 패턴의 방향과 경사도를 결정하도록 하는 방법이다. 일정한 조명하에서 포착된 3차원 영상은 아날로그(Analog)값을 길이 정보로 갖는 2차원 평면으로 표현된다. 이러한 아날로그 값을 디지털(Digital)값

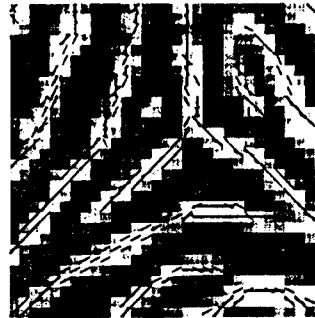


그림 1. 2차원 평면으로 표현된 3차원 영상

으로 변환한 후, 밝기 정보를 부분적으로 다루기 위하여 4 X 4 패치로 검색한다. 각 패치에 대한 밝기의 분포와 밝기의 차이로부터 패치에 대한 경사도와 방향을 계산할 수 있다.

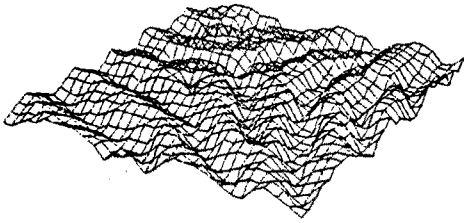


그림 2. 포텐셜과 경사도를 가지고 재구성한 영상

그림 1과 같이 표현된 gray level의 밝기 정보를 제한된 방법에 적용함으로써 영상의 방향과 경사도를 계산하여, 그림 2와 같은 3차원 영상을 표현하는 굴곡 성분을 추출할 수 있다.

II. 제안된 굴곡 성분 추출 방법

3차원 영상은 일정한 조명하에서 카메라와 같은 영상 입력 장치를 통해서 포착되며, 이렇게 포착된 영상을 처리하기 위하여 컴퓨터로 직접 읽거나 스캐너와 같은 외부 장치를 통해 읽는다. 이때 3차원 영상의 깊이 정보는 2차원 패턴의 밝기 정보로 나타난다. 이러한 2차원 패턴의 굴곡 성분을 추출하기 위하여, 영상을 4 X 4 패치단위로 나누어서 검색을 하게 된다. 영상을 4 X 4 패치 단위로 검색하면서, 그 부분적인 패치에서의 밝기 분포와 밝기 차이로부터 이 용해서 방향과 경사도를 구할수 있다. 먼저 패치의 값들을 0부터 1의 분포를 가지도록 정규화한다. 정규화된 패치의 값들을 살펴보면 패치의 기울어진 방향을 알수 있으므로 정규화된 값들을 High Potential과 Low Potential로 여과(Filtering)한다. 어느 일정한 역치 이상의 값을 갖는 위치에는 1 값을, 그외의 위치에는 0값을 취함으로써 High Potential로 여과하는 4 X 4 matrix를 구할수 있고, 어느 역치 이하의 값을 갖는 위치에는 1 값을, 그외의 위치에는 0 값을 취함으로써 Low Potential 여과하는 4 X 4 matrix를 구할수 있다. 이 두개의 4 X 4 matrix를 이용하여 현재의 패치에 대한 방향을 계산한다. 패치의 방향의 계산 과정에서 학습된 신경 회로망을 사용함으로써 계산의 단순화를 이루었고, 방향이 정확하지 않거나 잡상이 포함된 패치에 대해서도 적당한 방향을 계산할 수 있게 하였다. 신경 회로망은 학습 과정에서 많은 양의 패턴 데이터를 수용할 수 있었고, 잡상과 패턴의 error에 크게 영향을 받지 않고, 병렬적으로 수행될수 있는 시스템을 구축할수 있었다. 먼저 가능한 8 vector에 대해서 신경회로망을 학습 시켜서

처리소자의 Weight와 연결강도를 결정해 별도의 화일에 그 처리소자의 Weight와 연결강도를 저장한다. 그리고 패턴을 처리하는 과정에서, 현재 패치의 정규화된 값들을 그 신경 회로망에 연상(recall)함으로써 패치의 방향을 계산하게 된다.

또 초기의 정규화 과정의 밝기 차이와 결정된 패치의 방향으로부터 패치의 높이를 계산할수 있고, 계산된 값으로부터 패치의 경사도를 결정할 수 있다. 전체 영상에 대한 방향과 경사도를 모아서 패턴의 굴곡 성분을 추출할수 있다. 이 굴곡 성분으로부터 3차원 영상을 재구성할 수도 있을 것이다.

전체 시스템의 구성도는 다음과 같다.

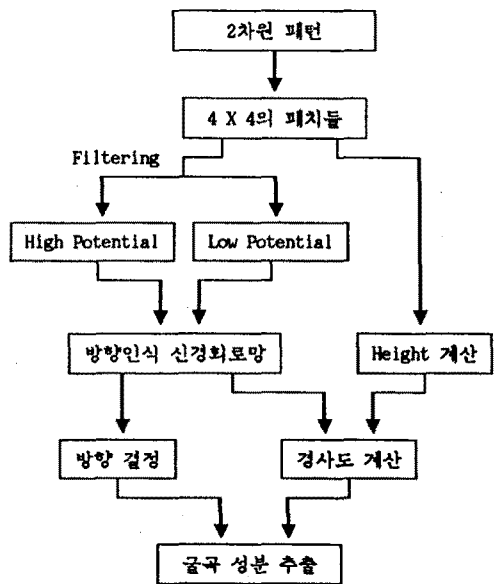


그림 3. 전체 시스템의 구성도

III. 실험 및 결과

3차원 영상의 깊이 정보는 2차원 패턴에서 아날로그 값을 갖는 밝기 정보로 표현된다. 아날로그 값을 시스템에 적용하기 위하여 지정된 범위의 밝기가 일정한 값을 취하도록 Digitize한다. 이 실험에서는 처리 과정의 단순화를 위해서, Digitize된 입력 영상들이 'A'부터 'Z'까지의 값을 갖고, 그 값에 대한 실제 범위는 별도로 지정하는 방법을 취하였다.

Digitize된 입력 영상을 4 X 4의 지역적 패치 단위로 나누어 처리함으로써 그 패치에서의 방향과 경사도를 계산한다. Digitize된 값을 계수화과정을 거친 후 신경회로망에 연상시킨다. Digitize된 값들을 정규화한후, High Potential과 Low Potential로 여과한다. 정규화된 패치의 값들의 High Potential matrix는 높은 값을 갖는 위치에는

X	Y	Y	Y	X	X	X	W	W	...	Y	X	X	W	V	V
W	X	Y	Z	Y	Y	X	X	X	...	X	W	W	V	U	U
W	W	X	Y	Z	Y	Y	Y	X	...	X	W	W	V	U	U
W	X	X	Y	Z	Z	Y	Y	W	W	V	V	U	U
V	W	X	X	Y	Z	Z	Y	V	V	V	U	U	U
V	W	W	X	X	Y	Y	Z	Y	...	V	V	U	U	T	T
:	:	:	:	:	:	:	:	:	...	:	:	:	:	:	:
W	W	X	X	Y	Z	Z	Y	X	...	U	T	T	S	S	S
W	X	Y	Y	Z	Y	Y	X	X	...	V	U	T	T	T	T
X	Y	Y	Z	Z	Y	Y	Y	X	...	W	W	V	U	U	T
X	Y	Y	Z	Z	Y	Y	X	X	...	X	W	W	V	V	U

그림 4. Digitize된 입력 영상

1의 값을, 나머지 위치에는 0의 값을 취한다. Low Potential matrixs 낮은 값을 갖는 위치에는 1의 값을, 나머지 위치에는 0의 값을 취한다. 이렇게 해서 만들어진 High Potential과 Low Potential 2개의 4 X 4 matrix를 모은 8 X 4 matrix를 신경회로망에 연상(recall)시키면 그 폐치의 방향을 계산할수 있다. 예를 들어 4 X 4 폐치의 High Potential과 Low Potential이 그림 5와 같은 경우 우리는 그 폐치의 각도가 270°임을 알수 있다.

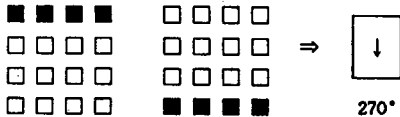
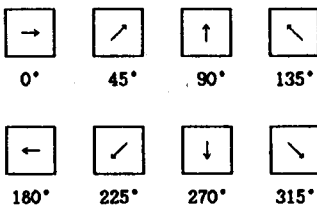


그림 5. 270°에 대한 High와 Low Potential

이런 방법으로 우리는 8개의 방향에 대한 High Potential과 Low Potential을 입력으로 받아 해당 방향을 결정하는 신경회로망을 학습시킬 수 있다. 폐치의 방향은 다음과 같은 8개의 방향과 방향이 없이 평평한 경우가 있을 수 있다. 폐치를 학습된 신경회로망에 연상(recall)시킨 결과, 9가지의 결과중 어느것일지에 대한 가능성이 결과값으로 나타난다. 결과값들이 일정한 값보다 크면 그 방향일 가능성이 있으나, 그런 방향이 2개 이상일 경우는 그 중 가장 큰값을 폐치의 방향으로 결정한다.



정규화 되기 전의 4 X 4의 폐치로부터 폐치의 높이를 계산할수 있다. 폐치 내에서의 밝기의 차이로부터 높이를

계산해서 신경회로망을 통해서 결정된 방향에 적용함으로써 폐치의 경사도를 계산할 수 있다.

이러한 방법으로 전체 영상에 대한 방향과 경사도를 계산할수 있다. 계산된 값들로 부터 전체 패턴에 대한 굴곡성분을 추출한다.

IV. 결론

본 논문에서는 패턴의 굴곡성분을 추출하기 위하여 2차원 영상의 각 점에 대한 방향과 경사도를 계산하는 방법에 대하여 논하였다. 밝기의 차이를 이용해 패턴의 일부분인 폐치의 방향과 경사도를 결정하도록 학습한 신경회로망을 이용해서, gray level로 표현된 깊이 정보로부터 패턴의 방향과 경사도를 계산한다. 계산된 패턴의 방향과 경사도로부터 전체 패턴에 대한 굴곡을 추적한다. 신경회로망 학습과정에서 High Filtering과 Low Filtering을 사용함으로써 학습의 정확성을 향상시켰다.

각 점에서의 방향과 경사도의 변화를 이용하여 valley의 위치를 추론해 내거나 같은 원리로 지문이나 혈관의 분포를 찾아내도록 발전시킬수 있으며, 각 점에서의 방향과 경사도를 그대로 따라가면서 각 점에서의 실제위치를 계산함으로써 원래의 3차원 영상의 재구성과 나아가 동적인 covering을 생성하는 시스템을 구축하도록 발전시킬수 있다.

참고 문헌

- [1] 신경회로망 워크샵, 한국 통신 학회, 1989.
- [2] 방승양, 신경회로망 모델의 기초, 교학사, 1990.
- [3] 박 민용, 최항식, 뉴로 컴퓨터, 대영사, 1991.
- [4] 최항일, 컴퓨터 비전 입문, 홍릉과학출판사, 1991.
- [5] D.H.Ballard and C.M.Brown, *Computer Vision*, Prentice Hall, 1982.
- [6] William K.Pratt, *Digital Image Processing*, John. Wiley & Sons, Inc., 1991.
- [7] David Marr, *VISION*, W.H.Freeman and Company, 1982.
- [8] Robert J. Schalkoff, *Digital Image Processing and Computer Vision*, Wiley, 1989.
- [9] Chantal David and Steven W. Zucker, "Potentials, Valleys, and Dynamic Global Coverings," *Intern. J. Comput. Vision*, Vol.5, pp213 - 238, 1990.