

물체의 3차원 운동 방향 인식

이현정*, 조동섭

이화여자대학교 전자계산학과

Recognition of the movement of a 3D object

Lee, Hyunjung Cho, Dongsu

Department of Computer Science, Ewha Womans University

ABSTRACT

In this thesis, the recognition method of the movement of an 3D object is presented. The information about the movement of a 3D object is used to recognize the object. There are 2 kinds of movements which are translation and rotation. A difference picture is obtained from a sequence of images of a moving object or a scene which is taken by a monocular stationary observer. The 3D movement of an object is recognized by the Artificial Neural Network(ANN) using the difference picture.

I. 서론

컴퓨터 비전 (Computer Vision)이란 투영된 화상으로부터 주어진 장면에 관한 유용한 정보를 추출하는 것을 말한다. 즉, 여러 화소(Picture Element)들의 배열인 화상으로부터 물리적인 대상을 명확하고 의미 있게 기술하도록 하는 과정이다. 2차원 화상으로부터 3차원장면(scene)의 물체에 대한 정보를 찾아내는 것이 컴퓨터 비전 시스템의 중요한 문제이다.

시각 정보로부터 물체의 3차원 형상(Shape)이나 크기(Size), 또는 위치(Position)관계를 구하는 3차원 세계의 이해와 이동하는 물체를 발견하거나, 움직이고 있는 패턴을 구하는 동화상 처리(Moving picture processing)가 연구의 중심이 되고 있다. 컴퓨터의 화상 분석은 세그멘테이션, 물체 인식, 물체의 3차원적 위치를 결정하기 위한 수학적 분석에 중점적으로 연구되어왔다.

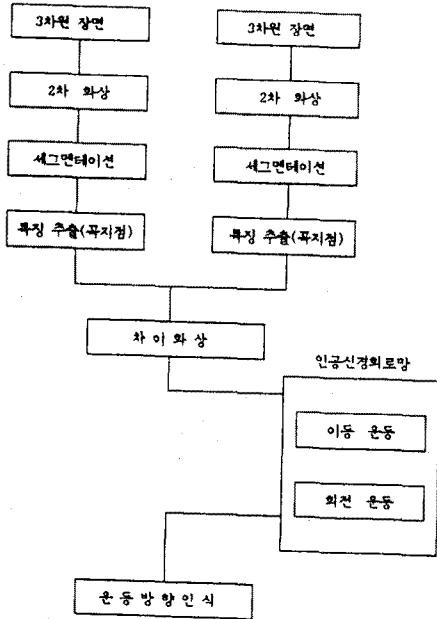
물체를 인식하기 위해서 언어야 하는 여러 정보들 중 물체의 운동 방향에 대한 정보를 인공 신경회로망을 통해 인식하도록한다. 운동 2가지 즉, 이동 운동과 회전 운동에 대하여 학습된 인공 신경회로망을 통해 이동 운동 방향과 회전 운동 방향을 전체적인 운동 방향으로 인식하도록 한다. 이렇게 인식된 물체의 운동 방향은 3D구조와 함께 물체의 인식을 가능하게 한다. 동적 장면 분석의 입력은 순차적인 2개의 화상이다. 화상은 매순간의 3차 장면의 2차 투영이다. 순차적인 화상에 의해서 투영 과정에서 잃어버린 3차원 물체에 대한 정보를 찾을 수 있게 된다.

인공 신경회로망은 인간의 사고와 추론을 담은 정보처리와 분류, 판단이 가능하여 입력이 불확실하여도 이 애매한 정보를 추론하여 처리하며, 그 병렬성으로 처리 속도가 향상된다. 그림 1 은 물체(육면체)의 3차원 운동 방향을 인식하기 위한 과정을 나타낸 그림이다.

본 논문의 구성은 I장의 서론에 이어 II장에서 물체의 운동에 대해 소개한다. III장에서는 물체 기술을 위한 차이 화상과 인공 신경회로망을 이용한 운동 방향 인식방법을 소개하며, IV장에서는 III장의 방법을 도입하여 구현한 결과들 보임으로써 그 효율성을 보이고자 한다. 마지막으로 IV장에서는 앞으로의 연구 방향과 함께 결론을 맺는다.

II. 운동하는 물체

1. 물체 인식을 위한 물체의 운동에 관한 정보



시각 인식에 관한 문제의 해를 얻어내는 전체적인 구조는 다음의 두 가지 과정으로 이루어진다.

전반 시각 처리(Early Visual Processing)

- 아무 처리도 하지 않은 본래의 원화상(Raw Image)으로부터 유용한 정보를 얻어내기 위한

- 똑같은 처리방법으로 영상의 모든 부분을 처리

후반 시각 처리(Late Visual Processing)

- 전반 시각 처리에서 얻어낸 유용한 정보로부터 물체를 알아내는 것이다.

시각 인식은 주어진 2차원적 화상에 대하여 그 화상을 생성시킨 물체에 대한 모양(Shape), 위치(Position), 색깔(Color), 크기(Size) 등을 추론해 낸다. 하나의 화상은 화상 평면(Image Plane)상의 모든 점들에 계조도(Gray Level)를 부여하는 것으로 생각 할 수 있으며, 논문에서는 이진 화상(Binarized Images)으로 구성된 물체를 다룬다.

공간에 있는 3차원 물체의 운동은 크게 이동 운동과 회전 운동으로 나눌 수 있다. 이동 운동은 일정한 속도의 이동이며, 회전 운동은 축에 대한 각각의 회전각에 대한 물체의 운동이다. 단안의 영상들로부터 3차원 운동 방향 추정은 사용되는 측정데이터에 따라 영상 흐름관점(Optical Flow approach)과 특징에 근거한 관점(Feature-based approach)의 2가지로 나눌 수 있다.

Optical Flow approach (Continuous approach)

- 카메라나 눈이 움직임으로써 물체면의 점에 의해 형성되는 속도 필드
- 물체와 시점간의 상대적인 움직임에 의해 발생
- 화면 내의 모든 화소에 대해서 구해진다.
- 수용할 수 있을 정도로 화상 흐름을 계산하는 것이 매우 어렵다.
- 영상 흐름의 특성을 이용하여 운동 인식

Feature-based approach (Discrete approach)

- 점, 선, 윤곽선과 같은 이산적인 특징점을 분리, 탐지하여 운동 인식

운동 방향의 표현에는 질적 묘사(Qualitative Description)와 양적 묘사(Quantitative approach)의 2가지 방법이 있다.

질적 묘사

- 왼쪽이 멀어지고, 오른쪽으로 회전

양적 묘사

- 화상 좌표가 주어질 때 고정된 3차좌표계에 대한 물체의 운동 방향과 공간에서의 위치 결정을 행렬로 표현

운동 방향 인식을 위해서는 먼저, 화상에서 물체를 분리해 내는 세그멘테이션이 되어있으며, 물체의 특징점을 추출한다. 실세계 화상에서 물체면에 있는 특징점을 찾아내는 일반적인 해는 없다. 물체는 강체이다. 또, 운동은 연속적이며, 이 운동은 2차 평면으로 투영된다. 화상에 투영된 물체의 운동은 순간적으로 존재하지 않는 정지해 있는 상태이며, 2개의 순차적인 화상은 짧은 시간 간격으로 표본화 된다. 따라서 그 운동의 크기는 크지 않고 경로 일관성(Path Coherence)을 유지한다고 가정한다.

III. 운동 방향 인식을 위한 방법

1. 차이 화상에 의한 물체 기술

운동하는 물체를 포함하는 동적 장면(Dynamic Scene)의 운동하는 물체의 묘사를 위해서는 연속적인 화상의 관계를 이용하여 화상을 분석한다. 세그멘테이션이된 후 특징점을 이용하여 기술된 화상들로부터 차이 화상을 구할 수 있다. 즉, 그 과정은 다음과 같다.

1. 광경의 두 화상비교는 물체의 운동에 영향을 받는 부분에서 차이가 있게 된다.
2. 각 화상에서 각 픽셀(Picture element) 주위에서/에서 계조도(Gray level)를 측정하여 두 번째 화상에서의 해당 픽셀의 계조를 측정할 값에서 그 값을 빼어 차이를 구한다.
3. 화상의 차이(Substract/ Difference)를 다른 픽처가 되도록 또 다른 화상으로 기록한다.

그림 3-1은 육면체의 꼭지점을 특징점으로 하여 투영한 물체를 기습한 두 개의 화상으로 a)는 운동전의 화상이며, b)는 짧은 시간이 경과하여 물체가 운동한 장면의 화상이다. 그림 3-2는 그림3-1a)와 그림3-1b)를 위에서 언급한 차이 화상을 구하기위한 과정을 거친 후의 화상으로 운동전의 특징점은 -1로 운동 후의 특징점은 1로 구성되며, 물론 운동 전후의 픽셀이 겹쳐지는 경우는 위의 과정에 의해 0이 되며 이것은 뒤에서 언급할 인공 신경회로망의 특성에 의해 적절하게 처리될 수 있다.

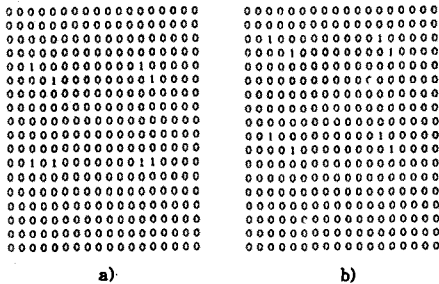


그림 3-1 운동 전과 후의 화상들

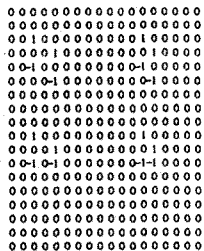


그림 3-2 차이 화상

꼭지점을 특징점으로 하였을 때 한 화상에 8개의 액티브 비트가 있다. 두 개의 화상에 대하여 차이 화상을 구하면 같은 크기의 화상에 16 개의 액티브 비트가 존재하게 되어 정보가 압축될 뿐 아니라, 인공 신경회로망의 입력 패턴 크기가 반으로 줄어들어 그 수행 속도의 향상을 가져온다.

2. 인공 신경회로망과 패턴(Pattern)인식

운동하는 물체의 이동 방향을 인식하기 위한 방법에는 인공 지능적인 Model-based, Rule-based 기법이 있으며, 이러한 방법은 신속성이 있고, 물체의 데이터베이스에 가깝기 있을 때, 대처하기 용이하다는 장점이 있으나 소프트웨어가 방대하여 개발, 보수, 유지에 상당한 시간과 노력이 필요하다.

인공 신경회로망을 사용하면 원하는 목적에 적용하는데 비교적 개발 시간이 짧은 장점이 있고 내재한 대규모 병렬 처리 가능성이 있어 실시간처리에 유용하다.

인공 신경회로망은 재래식 컴퓨터가 특히 비효율적인 패턴 인식문제를 효율적으로 해결하는데 매우 적합하다. 그 이유는 다음과 같다.

- 패턴 인식에 필요한 많은 양의 데이터를 병렬처리.
- 패턴 인식과 같은 수학적 알고리즘의 적용이 곤란한 문제를 학습 방법에 의하여 효과적으로 해결.
- 패턴 인식이 있어 자주 발생하는 잡음이 있거나 애매, 불안전하고 서로 상충되는 데이터로 웨이트를 이용하여 효과적으로 처리

불변하는 특징을 사용하여 그 운동 방향을 인식한다면 그 학습 화상들의 수를 줄일 수 있다. 일반적으로 화상 정보로부터 물체 화상을 효과적으로 기습하는 feature space를 택하여 이를 기준으로 인식하는 것이보편적으로 확립된 방법이다.[4]

IV. 구현 및 결과

본 논문은 IBM-PC 486 시스템(33 Mhz)에서 C언어로 작성한 프로그램으로 시뮬레이션하였으며, 입력데이터는 II, III장의 처리과정에서 얻어 진 18 * 18의 화상을 사용하였다. 즉, 3차원 공간에 육면체를 화면에 그리고 특징로 삼은 이 육면체의 꼭지점만을 18*18의 이진 화상으로 저장한다. 그 다음 운동 후의 육면체를 화면에 그리고 위치가 변화된 꼭지점들 또한 또 하나의 이진 화상으로 저장한다. 이 두 화상으로부터 앞에서 언급한 과정을 거쳐 차이 화상(Difference Picture)을 구한다.

이 차이 화상은 학습된 인공 신경회로망의 입력

이 되며, 인공 신경회로망을 통하여 운동 방향을 인식하도록한다.

이동 방향 인식을 위한 인공 신경회로망의 구체적인 구조는

입력층의 노드 수	18*18 = 324
중간층 수	1
중간층의 노드 수	38
출력층의 노드 수	26

이며, 회전 방향 인식을 위한 인공 신경회로망의 구체적인 구조는 다음과 같다.

입력층의 노드 수	18*18 = 324
중간층 수	1
중간층의 노드 수	36
출력층의 노드 수	7

표1과 표2는 각각 이동 운동과 회전 운동 방향의 인식률을 나타낸 것이다.

표 1. 이동 운동 방향에 대한 인식률

(X, Y, Z)	인 식 률	(X, Y, Z)	인 식 률
(X, 0, 0)	0.994296	(-X, 0, 0)	0.993014
(X, 0, 0)	0.766426	(0, -Y, 0)	0.994163
(0, Y, 0)	0.993205	(0, Y, 0)	0.850430
(0, 0, -Z)	0.993659	(0, 0, Z)	0.995215
(X, Y, 0)	0.994394	(-X, -Y, 0)	0.958618
(-X, 0, Z)	0.997026	(X, 0, -Z)	0.993946
(0, -Y, -Z)	0.994237	(0, -Y, Z)	0.995086
(0, Y, Z)	0.955004	(-X, Y, -Z)	0.994717
(X, -Y, Z)	0.992971	(X, Y, Z)	0.995244

표 2. 회전 운동 방향에 대한 인식률

(X, Y, Z)	인 식 률	(X, Y, Z)	인 식 률
(X, 0, 0)	0.993610	(X, 0, 0)	0.993610
(X, 0, 0)	0.997654	(0, Y, 0)	0.474562
(0, Y, 0)	0.959430	(0, Y, 0)	0.993214
(0, 0, Z)	0.991535	(0, 0, Z)	0.993953
(0, 0, Z)	0.992871	(X, Y, 0)	0.996944
(X, Y, 0)	0.828262	(X, Y, 0)	0.943428
(0, Y, Z)	0.991222	(0, Y, Z)	0.993467
(0, Y, Z)	0.982853	(X, 0, Z)	0.886488
(X, 0, Z)	0.996298	(X, 0, Z)	0.792415
(X, Y, Z)	0.995627	(X, Y, Z)	0.994869
(X, Y, Z)	0.999911	(X, Y, Z)	0.867659

V. 결 론

본 논문에서는 인공 신경회로망을 이용하여 육면체의 3차원 운동 방향을 인식하는 방법을 제안하였다. 물체들 인식하기 위하여 운동 방향을 인식하는 방법에는 인공 지능적인 Model-based, Rule-based 기법이 있으며, 이러한 방법들은 체의 데이터베이스에 가감이 있을 때, 대처하기 용이하다는 장점이 있으나, 소프트웨어가 방대하여 개발, 보수, 유지에 상당한 시간과 노력이 필요하게 된다. 인공 신경회로망을 사용하면 원하는 목적에 적용하는데 비교적 개발 시간이 짧은 장점이 있고, 재래식 컴퓨터가 특히 비효율적인 패턴 인식

문제를 효율적으로 해결하는데 그 내재된 특징에 의해 매우 적합하다.

본 논문에서는 화상의 크기를 18*18로 제한하였으나, 그 크기를 확대한다면 feature space를 18*18의 이진 화상으로 변환 과정에서 초래된 오차를 줄일 수 있어 좀 더 정확한 운동 방향 인식의 결과를 얻을 수 있을 것이다. 가상선 검색, 텍스춰(texture) 분석 등과 함께 물체를 인식하는 한과 정인 운동 방향 인식은 물체의 정확한 위치를 구하기 위한 전처리 단계가 될 수 있으며, 물체의 운동 방향과 3D구조로부터 물체를 인식할 수 있다.

참고 문헌

- [1] 김 명헌, Neural Network의 배경과 응용, 신경회로망 워크샵, 1989
- [2] 이 현경, 조 동섭, "3차원 물체의 이동방향 측정에 관한 연구", '90 대한 전기 학회 학회 학술 대회 논문집, 1990
- [3] 한국전자통신연구소, 패턴 인식을 위한 효율적인 Neural Network Model에 관한 연구, 1989
- [4] 한국정보과학회, 한국전자통신연구소, 89 신경회로망응용 Workshop, 1989
- [5] Adams, High performance 3D CAD Graphics in C, Windercrest
- [6] Brown, Advanced in Computer Vision, Vol.1, Laurence Erlbaum Associates, 1988
- [7] Ishwar K.Sethi and Ramesh Jain, "Finding Trajectories of Feature Points in a Monocular Image Sequence", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol PAIM-9, No.1, Jan., 1987
- [8] John W. Roach and J.K. Aggarwal, "Determining the movement of Objects from a Sequence of Images", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-2, No.6, Nov., 1980
- [9] S. Yalamanchili, W.N. Martin and J.K. Aggarwal, "Extraction of Moving Object Descriptions via Differencing", Computer Graphics and Image Processing 18., 1982
- [10] Gem-Sun J. Young and Rama Chellappa, "3-d Motion Estimation Using a Sequence of Noisy stereo Images:Motion, Estimation, and Uniqueness results", IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No.8, Aug., 1990
- [11] Y.T.Zhou and R.Chellappa, "A Network for Motion Perception", International Joint Conference on Neural Networks, Vol.2, Jun., 1990
- [12] --, Neuro Shell, Ward System Group, 1988