

3차원 물체의 자세정보 추출을 위한 측면 측정방향군의 범주화

이재영
한국산업기술대학교 컴퓨터공학과
jylee@kpu.ac.kr

Categorization of Aspect view direction for 3D object's Pose Estimation

Jaeyoung Lee
Dept. of Computer Engineering, Korea Polytechnic University

요 약

3차원 물체의 인식과 공간 정보를 추출해 내는 것이 물체인식의 주요 목적이다. 본 논문에서는 평면의 표면을 갖는 기하학적 물체들을 인식하는데 인공신경망이 적용 가능함이 조사되었다. 물체인식을 위한 모델들은 CAD모델들로부터 자동적으로 추출되며, 획득된 물체의 영상과 일치하는 물체의 국면(Aspect)과의 매칭은 조건만족 신경신경망을 이용하여 매칭-오차를 최소화 시키는 방법으로 처리되었다. 인식된 물체의 국면이 어느 방향에서 획득되었는지에 대한 정보 (Aspect's view direction)는 검색된 가시 평면들의 분포로부터 추출됨을 ART와 같은 인공신경망을 이용하여 실시간으로 복원할 수 있음을 보였다. 대표적인 측정방향과 이 측정방향으로부터의 편차들을 한 범주에 넣고 학습을 통해 정확한 측정방향 정보들을 구하며, 획득된 3차원 물체의 영상들에 따라 자동적으로 측정방향범주 들이 추가되도록 한다.

1. 서론

물체인식 시스템은 3차원 물체의 단일 영상을 처리하여 물체의 인식과 공간상의 놓여진 자세에 대한 정보추출이 자동적으로 이뤄질 수 있어야 한다[4,10]. 이를 위하여 패턴인식부터 영상분석등에 이르는 다양한 기술들이 개발되어 왔다[1,3,7]. 이런 인식과 공간정보 추출에 있어서의 어려운 점은 3차원 물체의 측면(aspect)이 2차원 평면에 투사될 때 한 개 차원의 정보가 소멸되어 생기는 모호성과 물체자체에 의한 부분가림(partial occlusion) 등이 문제가 된다. 3차원 물체의 공간정보를 얻는데 생기는 어려움들을 우회하기 위해 물체 관측자의 관측방향 들을 관측구(viewing sphere) 상에 물체의 가시평면 들의 패턴 벡터를 범주화 시키고, ART와 같은 형태의 인공신경망에 기억시킴으로써 물체의 공간정보를 계산하는 대신 기억된 방향정보를 찾아내는 방식이 제안되었다[2,12]. 이런 방식은 물체 측면투사 시 잃게 되는 정보에 따른 계산시간 증가의 단점을 보완하여 실시간 물체인식의 가능성을 제공하게 된다. 각 범주들은 대표 가시평면 넓이패턴벡터(representative area pattern vector)와 대표 관측방향(representative view direction)을 유지하고, 인식이 진행됨에 따라 각 범주들은 세분화되게 된다.

물체모델 들은 표면들과 그들 간의 관계를 그래프로서 나타내진다. 획득된 영상도 전처리를 거쳐 가시표면 들과 그들 간의 관계를 나타내는 그래프이다. 따라서 획득된 입력영상을 나타내는 그래프와 매칭(matching)되는 3차원 물체 국면 그래프(aspect description graph)의 검색은 단상형태검색(monomorphism)[13]과 같다. 검색 시 조건만족 신경신경망(constraint satisfaction neural network)이 검색에 응용되었다. 이때 사용되는 검색조건은 매칭-오차[5,8]가 최소화되는 방향으로 검색을 유도하게 된다. 이런 검색조건 들은: 1) 유효 매칭(valid matching)으로 발견된 가시표면과 모델표면은 한 개씩 만 존재해야 하고 발견된 총 표면 수는 총 모델표면 수보다 작거나 같아야 한다는 것으로 보통 전체적 조건(global constraint)이라 한다. 2) 유사성 보존(preservation of similarity)은 발견된 표면과 매칭되는 모델표면은 같은 기하학적 위상(topology)을 갖아야 한다. 3) 관계성 보존(preservation of relationship) 발견된 표면이 주변의 발견된 표면과 갖는 관계를 매칭된 모델표면도 주변의 모델표면과 똑 같은 관계를 갖아야 한다는 것으로 이 두 조건을 국지적 호환성(local compatibility)이라 한다[14].

2. 넓이 패턴 벡터

물체측면 매칭(aspect matching)을 위하여 물체모델이나 획득영상의 표현은 모두 넓이 패턴벡터, \underline{A} 로 표현되며 물체모델의 넓이 패턴벡터의 각 요소인 평면의 넓이, F_i 들은 다음과 같이 고정순서 $i = (1, 2, \dots, n)$ 로 배열된다. 획득영상의 표현, \underline{A}^{inp} 은 검출된 순서대로 표현된다. 따라서, $\underline{A}^{inp} = (A_1^{inp}, A_2^{inp}, \dots, A_n^{inp})$ 는 다음과 같다.

$$A_i^{inp} = \begin{cases} Area(f_i) & \text{if } V_{xi}(F_x) = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

위에서 $Area(f_i)$ 는 가시표면, f_i 들의 넓이를 나타내고, $V_{xi}(F_x)$ 는 획득영상에서 물체모델상의 평면, F_x 와 매칭되는 가시평면과의 가시성(visibility)을 나타낸다.

물체모델 내의 평면들의 넓이는 관측방향에 따라 보이지 않던가 보이는 경우에는 관측방향에 따라 넓이가 다음과 같이 변하게 된다,

$$0 \leq \frac{Area(f_i)}{Area(F_x)} \leq 1 \quad (1)$$

따라서 매핑된 결과는 물체모델과 같은 차원의 넓이 패턴 벡터가 되고, 각 요소는 위 (1)식과 같이 관측방향에 따라 변하는 패턴들이 된다.

3. 넓이 패턴벡터 학습에 의한 관측방향 들의 범주화

물체모델 측면과 매핑된 결과는 위상학적으로는 동일하지만 기하학적으로는 조금씩 다른 무한개의 넓이 패턴벡터 들을 만들게 된다. 따라서 이런 패턴벡터 들로부터 측정 방향 들을 학습을 통해 직접 기억해 내도록 하게 되면, 물체를 인식시키기 위해 무한히 많은 측면(aspect)들을 테이베이스화할 필요가 없으며, 3차원 공간상의 물체의 위치정보를 알기 위한 측정방향 추출을 실시간에 할 수 있게 된다. 그림 1에서 볼 수 있듯이 넓이 패턴벡터 중 대표적인 패턴(representative area pattern vector for view direction)이 있게 되고, 이 패턴을 중심으로 주변패턴

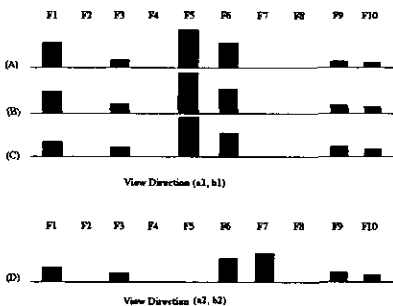


그림 1. 위상학적으로 동일하나 기하학적으로 다른 넓이 패턴벡터 들과 위상학적으로 다른 넓이 패턴벡터.

들이 하나의 측정방향군(category)을 이루게 된다. 이런 방향군 들을 학습시키기 위해 ART와 같은 인공신경망을 적용시킴으로써 학습과 인식이 동시에 이뤄지도록 한다. 학습에 의한 관측방향 측정은 생물체 인식 시스템을 모방한 것이다. 가시평면 들의 넓이 분포에 의하여 관측자의 측정방향을 실시간으로 추정하고, 이전에 보지 못한 측면이 입력되면 새로운 범주로 등록시킴으로써 물체모델의 공간정보를 확장시켜 나갈 수 있게 할 수 있도록 하기 위한 인공신경망이 적용되었다. 물체모델의 인식과 학습과정은 다음과 같이 진행된다

만약, 획득영상의 표현, A_j^{inp} 가 이전에 보여지지 않은 새로운 것이라면, 이 넓이 패턴벡터는 새로운 측정방향군의 대표 넓이 패턴벡터(representative area pattern vector), A_j^{rep} 로 한다. 인식작업이 진행됨에 따라 학습이 동시에 진행되며 이 대표 패턴벡터도 측정 방향군 범주의 중심에 오도록 학습이 진행되게 된다. 동시에 이 패턴벡터에 측정방향의 정보가 기억되도록 한다. 같은 범주내의 획득영상 표현들을 A_j^{inp} 라고 하면, $A_j^{inp} = A_j^{rep} + \Delta A_j$ 로서 표현되고 마지막 항은 넓이 편차 패턴벡터(area deviation pattern vector)를 의미하며 좀더 정확한 위치정보 추출을 위해 대표 넓이 패턴벡터 조정에는 다음 식이 적용된다.

$$A_j^{inp} \mapsto A_j^{rep} \dots \dots \dots \text{retrieval}$$

$$A_j^{rep(Old)} + \Delta A_j \mapsto A_j^{rep(New)} \dots \dots \dots \text{adjustment}$$

본 논문에서 적용된 인공신경망 모델은 획득영상 표현의 패턴벡터를 대표 넓이 패턴벡터로 매핑하는 방법을 학습하게 된다. 측정방향군의 범주화를 위해 인공신경망은 대표 넓이 패턴을 가중치(weights)로 기억하게 되는 안정상태에 정착하게 된다. 이 대표 넓이 패턴은 위치 추정이 진행되는 동안 당연히 측정방향군 범주의 중앙에 위치하게 된다. 범주화에 대한 작동은 [14]에 자세하게 언급되어 있다.

기존의 다중-측면 모델(multi-aspect model)은 용이한 물체인식을 위해 가능한 한 많은 측면(aspect) 모델을 충분한 정보와 함께 저장한다[9]. [11]에서는 물체모델을 연속적으로 변하는 관측방향에서 취해지는 다중-측면들로 표현되는 시스템도 있다. 인식대상 물체를 둘러 싸고 있다고 가정하는 관측구(viewing sphere)의 일종인 icosahedron[6,9] 의 정해진 개수의 평면에서 취해진 측면들 만을 저장하는 시스템도 있다. 위와 같은 인식 시스템들은 많은 수의 측면들을 저장하고 있어야 하므로 대용량의 저장량이 필요하고, 매칭되는 측면을 찾아내기 위해 많은 시간이 요구되는 단점이 있다. 또한, 인식을 위해 물체모델을 오프라인으로 미리 정의해 줘야 하는 불편한 점이 있게 된다.

본 논문에서 소개된 인공신경망은 대표 측정방향군을 위한 대표 넓이 패턴이 온라인으로 설정되며 인식이 진행됨에 따라 넓이 편차 패턴벡터(area deviation pattern vector)를 기억하도록 학습이 진행되게 함으로써 생물체 인식 시스템의 특징을 최대한 적용시켰다. 이를 위해서 ART와 같은 인공신경망이 사용되었다.

위 시스템은 연속적인 값으로 표시되는 넓이 패턴벡터를 입력 받아서 병렬검색(parallel search)을 통해 매칭되는 넓이 패턴벡터를 찾게 된다. 인식층의 노드들은 대표 측정방향군을 나타낸다. Top-down 가중치들은 각 측정방향군의 대표 넓이 패턴벡터를 나타낸다. 이 가중치는 점진적으로 변화하게 되는데 현재 입력된 넓이 패턴과 검색된 넓이 패턴과의 편차를 최소화 시키는 방향으로 이뤄진다. 따라서 학습은 인식과 함께 연속적으로 진행되게 된다. Reset 시스템은 넓이 편차 패턴에 따라 측정방향군의 범위를 조정하여 측정방향군의 범위를 축소하거나 확장하는 기능을 갖게 된다. 측정방향군이 검색되면 대표 넓이 패턴벡터와 함께 기억된 대표 측정방향, (α, β) 이 불러지게 된다. 넓이 편차 패턴벡터와 입력된 측정방향으로부터 정확한 측정방향을 예측하기 위한 학습이 다층-전방향 인공신경망을 이용하여 다음과 같이 계속된다.

$$\Delta A_j \mapsto (\Delta \alpha, \Delta \beta)$$

$$\Delta \alpha = \alpha^{inp} - \alpha^{rep}$$

$$\Delta \beta = \beta^{inp} - \beta^{rep}$$

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서 인식대상 물체의 측면(aspect)에 대한 정보(knowledge)를 자동적으로 추가하며 위치정보를 추정하기 위한 인공신경망 적용의 타당성에 대해 탐색해 보았다. 측정방향을 추정하기 위해 입력된 넓이 패턴의 자동적인 기억과 검색이 가능함을 보이도록 한다. 물체인식 시스템에서 이런 기능들은 당연히 갖춰져야 한다. 기하학적이 아닌 자연적인 물체라든가 곡선이나 곡면으로 이뤄진 물체인식을 위한 정교한 모델을 고려하고, 넓이 편차 패턴을 이용하기 위한 생물체 인식 시스템을 분석, 적용시키도록 한다.

5. 참고문헌

[1] Paul J. Besl and Ramesh C. Jain. Three-Dimensional Object Recognition. *ACM Computing Surveys*, 17(1):75-145, Mar. 1985.

[2] Gail A. Carpenter and Stephen Grossberg. ART 2: Self-Organization of stable category recognition codes for analog input patterns. *Applied Optics*, 26(21):4914-4930, Dec. 1987.

[3] R. T. Chin and C. R. Dyer. Model-Based Recognition in Robot Vision. *ACM Computing Surveys*, 18(1):67-108, Mar. 1986.

[4] Michel Dhome, Marc Richetin, Jean-Thierry Lapreste, and Gerard Rives. Determination of the Attitude of 3-D Objects from a Single Perspective View. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(12):1265-1278, Dec. 1989.

[5] John J. Hopfield and David W. Tank. Neural Computation of Decisions in Optimization problems. *Biological Cybernetics*, 52(3):141-152, Jul. 1985.

[6] Katsushi Ikeuchi and Takeo Kanade. Automatic Generation of Object Recognition Programs. *Proceedings of the IEEE*, 76(8):1016-1035, Aug. 1988.

[7] Jean-Michel Jolion. Computer vision methodologies. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 59(1):53-71, Jan. 1994.

[8] Wei Li and Nasser M. Nasrabadi. Object Recognition based on Graph Matching implemented by a Hopfield-style Neural Network. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, pages 287-290, Washington DC, Jun. 1989.

[9] Wei-Chung Lin, F. Y. Liao, C. K. Tsao, and Theresa Lingutla. A Hierarchical Multiple-View Approach to Three-Dimensional Object Recognition. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2(1):84-92, Jan. 1991.

[10] David Nitzan. Three-Dimensional Vision Structure for Robot Applications. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(3):291-309, May 1988.

[11] Harry Plantinga and Charles R. Dyer. The ASP: A Continuous Viewer-Centered Representation for 3D Object Recognition. In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, pages 626-630, 1987.

[12] Thomas W. Ryan. The Resonance Correlation Network. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, pages 677-680, San Diego, 1988. CA: SOS Printing.

[13] Linda G. Shapiro and Robert M. Haralick. Structural Descriptions and Inexact Matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-3(5):504-519, Sept. 1981.

[14] Jaeyoung Lee. Three-dimensional object Identification using Artificial Neural Networks, PhD Thesis, Northwestern University, Dec. 1994.