

레터논문-09-14-1-08

시점별 형상의 지역적 선형 사상을 통한 3차원 물체의 특성 분석

이 수 찬^{a)}, 윤 일 동^{b)†}

An Analysis of 3-D Object Characteristics Using Locally Linear Embedding

Soochahn Lee^{a)} and Il Dong Yun^{b)†}

요 약

본 논문은 시점에 따른 형상의 변화를 이용하여 물체의 특성을 나타내는 기법을 제안한다. 구체적으로, 3차원 물체의 여러 시점별 형상을 추출한 후, 이를 지역적 선형 사상^[1]을 통해 차원 축소하여 저차원 분포를 생성하고, 이를 이용하여 물체의 특성을 나타낸다. 또한, 생성된 점집합들에 반복적 최근접점 기법 및 푸리에 변환을 적용하여 유사한 모델을 검색하는 기법과 그 결과를 제시한다. 제안하는 기법은 다양한 시점에서의 형상 자체만이 아니라 시점에 따른 형상의 변화도 물체의 특성을 표현한다는 것을 보여주며, 검색 등 물체 특성을 표현하는데 적용될 것으로 기대된다.

Abstract

This paper explores the possibility of describing objects from the change in the shape according to the change in viewpoint. Specifically, we sample the shapes from various viewpoints of a 3-D model, and apply dimension reduction by locally linear embedding^[1]. A low dimensional distribution of points are constructed, and characteristics of the object are described from this distribution. Also, we propose two 3-D retrieval methods by applying the iterative closest point algorithm, and by applying Fourier transform and measuring similarity by modified Housdorff distance, and present experimental results. The proposed method shows that the change of shape according to the change in viewpoint can describe the characteristics of an object.

Keywords : Locally Linear Embedding, View based 3-D Object Retrieval

1. 서 론

물체의 전체 모양을 분석하기 위해 사람들은 보통 물체를 돌려가며 다양한 시점에서의 생김새를 확인한다. 보통 각 시점에서의 형상은 그 물체를 나타내는 하나의 단면이라 볼 수 있고, 여러 단면을 종합할 때 물체의 전체 특성을 파악할 수 있게 되는 것이다. 본 논문은 이와 같이 여러 시점의 형상을

통해 물체의 특성을 설명하지 않고 시점의 변화에 따라 형상이 변화하는 형태를 이용하여 물체의 특성을 표현하는 기법을 제안한다. 구체적으로, 3차원 물체의 시점 구면(view sphere) 위의 시점별 형상을 고차원 벡터로 추출한 후, 추출된 형상들에 지역적 선형 사상(Locally Linear Embedding, 이하 LLE)^[1]을 적용하여 차원 축소(dimension reduction)한다. 이를 통해 차원이 축소된 형상들의 저차원상의 분포로부터 물체의 특성을 설명한다.1) 제안하는 기법은 물체의 검색 및 인식 등에 적용될 수 있으며, 본 논문에서는 3차원 모델 검색에 적용한 결과를 제시한다.

3차원 물체 인식 및 모델 검색 기법들은 크게 기하학적인 특성을 이용하는 기법들과, 특정 시점에서의 형상을 이용하

a) 서울대학교 전기·컴퓨터공학부

School of Electrical Engineering and Computer Science, Seoul National University, Kwanak-Gu, Seoul

b) 한국외국어대학교 용인캠퍼스 디지털정보공학과

School of Digital Information Engineering, Hankuk University of Foreign Studies, Yongin, Kyunggi-Do

† 교신저자 : 윤일동(yun@hufs.ac.kr)

※ 이 논문은 2006년도 정부재원(교육인적자원부 학술연구조성사업비)으로 한국 학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음 (No. KRF-2006-521-D00453)

1) 차원 축소 기법은 여러 종류^[7]가 있으나, LLE가 구현이 쉽고 효율적이어서 본 논문에서는 LLE를 적용하였다.

는 기법으로 나뉜다⁶⁾. 제안하는 기법은 시점 기반 기법으로, 기존의 시점 기반 검색 기법을 간략히 언급한다. Weinsall 등은 시점의 변화에 따른 형상의 변화를 통해 시점의 안정성(stability) 및 가능성(likelihood)의 개념을 제시하였다²⁾. Cyr 등은 시점의 변화에 형상이 일관되는 시점의 궤적을 상(aspect)으로 정의하고, 이중 특징적인 형상을 추출하여 물체를 인식하는 기법을 제시하였다³⁾. 또한 Lee 등은 상 뿐만 아니라 시점에 따른 변화가 큰 변위(transition) 위의 시점의 형상도 이용하는 검색 기법을 제안하였다⁴⁾. 각 기법들은 모두 물체의 특성을 가장 잘 나타내는 시점의 형상을 통해 3차원 물체의 특성을 2차원으로 표현하는 기법들로, 형상들의 분포를 이용하는 본 논문의 기법과는 구분된다.

2장에서는 LLE에 대해 간단하게 설명하고, 3장에서는 LLE를 적용하는 과정 및 차원 축소를 통해 생성된 점 분포와 물체의 특성의 연관 관계에 대해 설명한다. 4장에서는 생성된 분포를 이용하여 특성이 유사한 물체를 검색하는 방법과 실험 결과를 제시한 후 5장에서 결론을 맺는다.

II. 지역적 선형 사상 (Locally Linear Embedding)¹⁾

고차원 데이터들 간의 관계를 파악해야 하는 경우는 얼굴 및 물체 인식, 분류 등 많은 문제에서 발생한다. 이때 고차원 데이터의 분포가 실제보다 낮은 차원의 다양체를 이룰 경우 저차원의 정보를 추출함으로써 훨씬 효율적으로 나타낼 수 있게 된다. LLE는 데이터의 지역적인 구조를 가장 잘 보존하는 저차원의 다양체를 찾는 알고리즘으로, 데이터가 비선형 다양체를 이루는 경우에도 국소적인 지역에서는 선형적인 특성을 나타낸다는 가정에서 출발한다. 그 예로 그림 1은 대표적인 비선형 다양체인 스위스 롤(Swiss roll)에 LLE를 적용하여 차원 축소된 결과를 보여주는데, 말려있던 면의 구조가 보존된 채 퍼진 것을 확인할 수 있다.

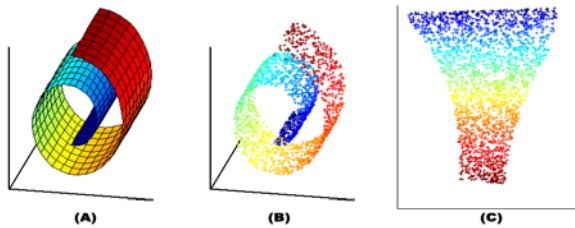


그림 1. (A) 3차원 스위스 롤 다양체, (B) 추출된 다양체 위의 점, (C) (B)의 점들에 LLE를 적용하여 2차원으로 차원 축소된 결과

Fig. 1. (A) 3-D Swiss Roll manifold, (B) sampled points on the Swiss Roll, (C) dimension reduces points of (B) by LLE

LLE 알고리즘의 구체적인 내용은 다음과 같다. 우선 i 번째 데이터에 해당하는 X_i 와 인접한 데이터 점들을 찾는다. 다음 X_i 를 인접한 데이터의 가중 평균으로 대체할 때의 가중치 W_{ij} 를 찾게 되는데, 이는 아래 식 (1)으로 정의된 오차 E 의 값을 최소화하는 W_{ij} 을 찾는 것을 의미한다.

$$\min_W E(W) = \sum_i \left| X_i - \sum_j W_{ij} X_j \right|. \quad (1)$$

이때 W_{ij} 는 제한적인 최소 제곱 문제(constrained least squares problem)를 해결함으로써 구할 수 있는데 그 과정은 다음과 같다. 우선, W_{ij} 는 가중치이므로 $\sum_j W_{ij} = 1$ 이고, 이에 따라

$$\left| X_i - \sum_j W_{ij} X_j \right|^2 = \left| \sum_j W_{ij} (X_i - X_j) \right|^2 = \sum_j \sum_k W_{ij} W_{ik} C_{jk} \quad (2)$$

가 성립한다. C 는 행렬로써 각 원소는 $C_{jk} = (X_i - X_j) \cdot (X_i - X_k)$ 로 계산되므로, (1)을 최소화하는 W_{ij} 는 다음과 같이 계산된다.

$$W_{ij} = \frac{\sum_k C_{jk}^{-1}}{\sum_l \sum_m C_{lm}^{-1}}. \quad (3)$$

LLE는 저차원으로 데이터를 차원 축소한 이후에도 인접 데이터 점과 구해진 가중치 W_{ij} 를 바탕으로 각 데이터 점이 같은 가중 평균으로 계산될 수 있도록 하는 새로운 저차원의 데이터 Y_i , 즉 아래 식의 Φ 를 최소화하는 Y_i 를 구하는 것이다.

$$\min_Y \Phi(Y) = \sum_i \left| Y_i - \sum_j W_{ij} Y_j \right|. \quad (4)$$

여기에서 Y_i 는 고유치 문제(eigenvalue problem)를 해결하여 구하게 된다. 구체적으로, 식 (4)는 다음과 같이 정리된다.

$$\Phi(Y) = \sum_i \sum_j M_{ij} (Y_i \cdot Y_j).$$

이때, M 은 행렬로, 각 원소 $M_{ij} = \delta(ij) - W_{ij} - W_{ji} + \sum_k W_{ki} W_{kj}$ 이며, Y 를 d -차원으로 축소할 경우 M 의 가장 작은 $d+1$ 고유치에 해당하는 고유 벡터로 Y 가 계산되는데, 이때 가장 작은 고유치에 해당하는 고유 벡터는 제외한다.

III. 시점별 형상의 LLE를 통한 저차원 점집합 생성

시점에 따른 형상의 변화를 나타내기 위해 우선 각 시점에 해당하는 형상을 영상으로 추출한다. 이때 Lee 등이 제안한 방식⁴⁾을 적용하여 시점을 고르고 촘촘하게 배열하여 영상을 추출하고, 각 영상을 고차원의 점으로 해석한다.

이렇게 추출된 영상으로 이루어진 고차원 점 집합에 LLE를 적용하면 물체에 따라 그림 2와 같이 다양한 형태로

저차원 점집합이 분포하게 된다. 차원 축소를 통해 생성된 점집합의 분포에서 해당하는 시점의 영상을 확인하면 인접한 점에 해당하는 영상들은 유사하며, 영상의 변화가 클수록 점 분포에서의 거리도 크다는 것을 알 수 있는데, 그림 3은 (1) 시점의 위치, (2)는 해당 시점에서의 형상, 그리고 (3) 차원 축소 이후 분포와 해당 시점 형상의 점을 통해 이를 보여준다. 구체적으로, 그림 3(B)에서는 비행기의 꼬리 날개가 가려져 두 형상간의 변화가 크므로 저차원 점 분포상의 거리도 큰 것을 알 수 있다. 결국 LLE를 적용하여 생성된 점집합의 분포는 데이터의 지역적인 구조를 보존하며 시점별 영상들 간 변화의 정도를 반영한다는 것을 알 수 있다.

IV. 저차원 점집합을 이용한 3차원 물체 검색

생성된 저차원 데이터 분포는 물체의 특성에 따라 다른

형태를 나타내게 되는데, 그림 4는 각 물체 별로 생성된 분포를 비교하면 유사한 특성을 가지는 물체를 검색할 수 있음을 뒷받침한다.

본 논문에서는 프린스턴 형상 벤치마크(Princeton shape benchmark) 데이터베이스^[6]에서 15개 클래스의 3차원 모델 98개를 추출하여 모델 데이터베이스를 형성한 후, 그림 5 나타난 바와 같이 점 분포에 반복적 최근접 점(Iterative Closest Point, 이하 ICP) 기법^[5]을 통해 점 분포 사이의 거리를 계산하여 거리가 작은 순으로 유사도를 측정하였다. 구체적으로, ICP 기법은 초기 점 분포의 방위(orientation) 등 정렬 상태에 큰 영향을 받으므로, x, y, z 의 세 축에 대해 180° 를 각각 회전시켜 생성되는 8가지의 조합에 대한 결과 중 점간 평균 거리가 가장 작은 두 개의 점집합간의 거리로 정의하였다. 이와 같이 ICP기법을 적용할 때에는 다양한 초기 정렬 상태를 시험하여 계산 시간이 길어지므로, 푸리에 변환(Fast Fourier Transform)을 적용하여

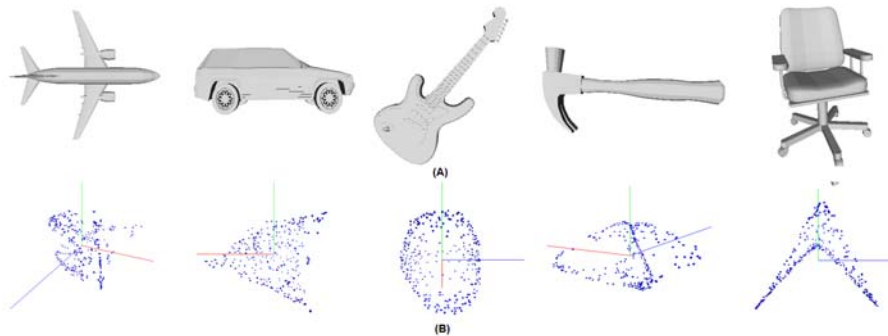


그림 2. (A) 프린스턴 벤치마크 3차원 모델 데이터베이스^[6]의 모델들과 (B) 각 모델별로 LLE를 통해 시점별 영상이 차원 축소된 점집합의 3차원 상 분포
Fig. 2. Examples of distributions of points for point sets obtained from applying LLE to images sampled from view sampling for several 3-D models

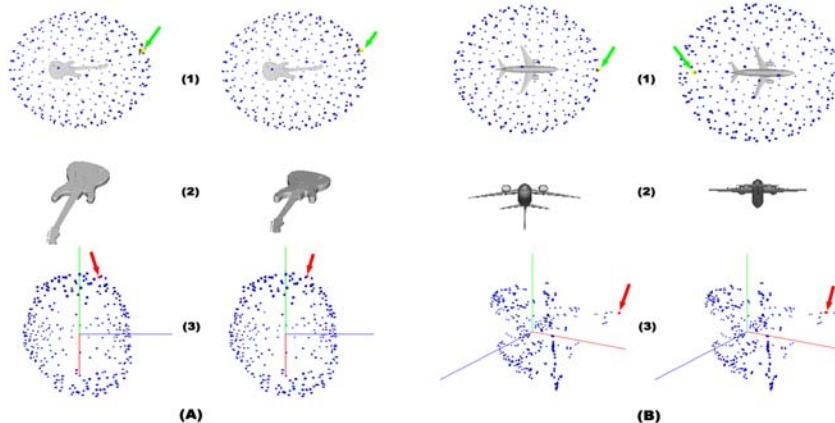


그림 3. LLE를 통해 차원 축소된 점집합의 분포에서 각 점에 해당하는 시점과 영상의 예.

Fig. 3. Examples of points on the dimension reduced point set and corresponding viewpoints along with their images.

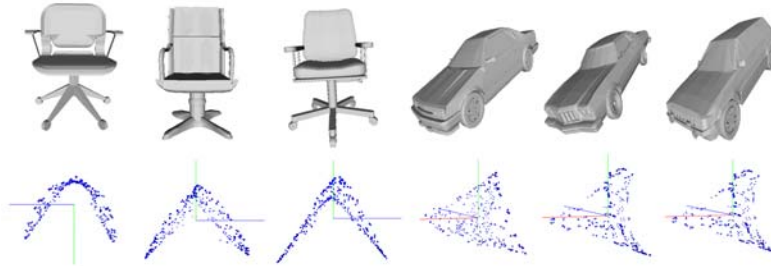


그림 4. 같은 클래스(책상용 의자와 세단형 자동차)에 속하는 모델들과 생성된 점 분포의 형태
 Fig. 4. Constructed point sets by locally linear embedding for models of a same class(desk chair and sedan classes)

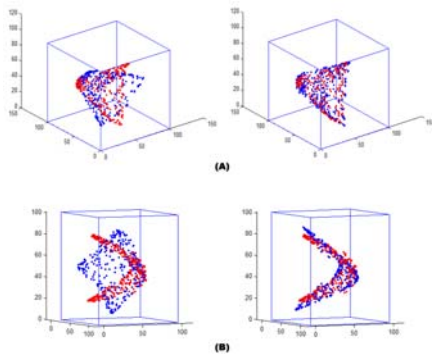


그림 5. (A) 세단형 자동차 모델 쌍과 (B) 책상용 의자 모델 쌍 점집합 거리를 비교하는 과정. 왼쪽 영상은 초기 점집합 분포이고, 오른쪽 영상은 ICP를 수행한 후의 점집합 분포이다.
 Fig. 5. Computing distance between point sets by ICP for a (A) sedan model pair and a (B) desk chair pair. The left images are the initial point set distribution and the right images are the distribution after running ICP.

초기 정렬상태에 대한 영향을 제거한 후 검색 실험을 하였다. 이때의 거리는 변환된 하우스도프 거리(modified Hausdorff distance)^[4]를 이용하였다. 두 기법을 통한 검색의 성능을 평가하는 정확도-회수도(precision-recall) 그래프는 그림 8에 제시되어 있다. 결과를 통해 ICP를 적용한 결과가 약간 더 좋음을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 3차원 물체의 다양한 시점에서의 영상을 추출한 후, 영상들을 고차원 벡터로 놓고 지역적 선형 사상을 통하여 3차원 점으로 차원 축소하여 얻은 점집합을 이용하여 그 물체의 특성을 파악하는 기법을 제시하였다. 또한, 반복적 최근접점 기법과 푸리에 변환 이후의 변환된 하우스도프 거리를 이용한 유사한 모델 검색 기법과 그 결과를 제시하였다. 제안하는 기법은 다양한 시점에서의 영상의 형태뿐만 아니라 시점에 따른 형상의 변환도 물체의 특성

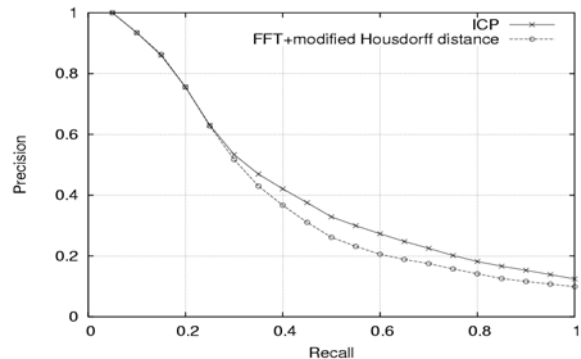


그림 6. 프린스턴 형상 데이터베이스의 15 클래스의 모델 98 개에 제안하는 기법을 통해 시점별 영상에 해당하는 저차원 점집합을 생성한 후 반복적 최근접점(ICP) 기법과 푸리에 변환(FFT) 및 변환된 하우스도프 거리를 계산하여 구한 검색 결과
 Fig. 6. Precision-recall plot obtained by applying ICP and modified Hausdorff distance applied to Fourier transformed points for 98 models in 15 classes extracted from the Princeton shape benchmark database

을 표현한다는 것을 보여주며, 검색 등 물체 특성을 표현해야 하는데 유용하게 쓰일 수 있는 가능성을 제시한다.

참고 문헌

- [1] S. Roweis, L. Saul, "Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding," Science, v.290, no. 550, pp. 2323-2326, Dec., 2000.
- [2] D. Weinshall, M. Merman, "On View Likelihood and Stability," IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, v. 19, no.2, pp. 97-108, Feb., 1997.
- [3] C. Cyr, B. Kimia, "A Similarity-Based Aspect-Graph Approach to 3D Object Recognition," International Journal of Computer Vision, v. 57, no. 1, pp 5-22, Jan., 2004.
- [4] S. Lee, S. Yoon, I.D. Yun, D.H. Kim, K.M. Lee, S.U. Lee, "A New 3-D Model Retrieval System Based on Aspect-Transition Descriptor," In Proceedings of European Conference on Computer Vision, vol. 4, pp 543-554, 2006.
- [5] A. Fitzgibbon, "Robust Registration of 2D and 3D Points Sets," In Proceedings of British Machine Vision Conference, vol. 2, 2001.
- [6] P. Shilane, P. Min, M. Kazhdan, and T. Funkhouser. "The princeton shape benchmark." In Shape Modeling International, June 2004.
- [7] http://en.wikipedia.org/wiki/Nonlinear_dimensionality_reduction