

PCA 기반 모션 블렌딩

정우준⁰ 이인권

연세대학교 비주얼컴퓨팅 연구실

xtrem@cs.yonsei.ac.kr⁰, iklee@yonsei.ac.kr

PCA-based motion blending

Woojun Jung⁰, In-Kwon Lee

Visual Computing Lab.

Department of Computer Science

Yonsei University

요 약

캐릭터 애니메이션에 모션 캡처를 도입하면서 사실적인 애니메이션의 제작에 많은 도움을 받을 수 있었지만, 필요한 동작 마다 계속해서 고가의 장비를 이용하여 데이터를 수집해야하기 때문에 모션 캡처를 이용한 애니메이션 제작에는 많은 비용이 든다. 본 논문에서는 이미 수집된 모션 캡처 데이터의 재사용 방안 중 하나로 두 개의 캐릭터 애니메이션 시퀀스에서 개개의 특징을 유지하는 또 다른 애니메이션 시퀀스를 만들어내는 방법을 제안한다. 주성분분석(PCA)을 이용하여 두 모션의 평균 모션과 각각을 적절한 비율로 반영하여 선택, 합성하는 간단하면서도 직관적인 방법이다.

1. 서 론

캐릭터 애니메이션에서 사실적인 움직임은 매우 중요한 문제라고 할 수 있다. 모션 캡처 기법을 통해 사실적인 움직임을 보장할 수 있지만, 새로운 동작이 필요할 때마다 다시 모션 캡처를 해야하기 때문에 키프레임 애니메이션 또는 역기구학(inverse kinematics)이나 역동역학(inverse dynamics) 같은 시뮬레이션 방법에 비해 기존 데이터의 재사용이 어렵다는 단점이 있다. 이런 단점을 해결하기 위한 기존에 수집된 모션 캡처 데이터를 재사용하기 위한 방법이 많이 연구되어 왔다. 본 논문에서는 주성분 분석(PCA : principle component analysis)를 이용해 두 개의 서로 다른 모션 시퀀스에서 각각의 특징을 유지하는 새로운 모션을 합성하는 방법에 대해 설명하고자 한다.

2. 관련 연구

애니메이션 분야에서 주성분 분석[1]을 이용하는 방법은 이미 널리 사용되고 있다. Alexa[2]는 PCA를 이용하여 애니메이션 데이터를 압축하는 방법을 제시했고, Christina[3]는 2-D 카툰 애니메이션의 생성에 사용하기도 했다. Egges[4]는 개인의 특징을 유지하는 idle motion의 생성에 PCA를 사용하였다. Glardon[5]은 걷는 동작의 합성에 Urtasun[6]은 걷는 동작 뿐 아니라 달리고 뛰는 동작의 합성까지 PCA를 이용했다. Barbić[7]는 동작의 합성이 아닌 동작을 자동적으로 분류하는 데에 PCA를 이용한 방법을 제시했다.

기존의 방법은 문제를 해결하는데 PCA를 이용해 찾아낸 주성분을 사용했는데, 본 논문에서는 통계적으로 전체 모션에서 일정 비율을 반영하는 데이터를 복원하는데 PCA를 사용했다.

개인의 특징을 살리거나 원하는 스타일을 갖는 동작을 합성하는 방법으로 Amaya[8]는 emotional motion과 neutral motion의 차이를 frequency domain에서 분석해서 그 차이를

통해 새로운 모션을 합성하는 방법을 제안했다. Brand[9]는 HMM(Hidden Markov Model)을 통해 모션의 스타일을 학습하여 다양한 스타일의 모션 데이터를 합성하는 방법을 제시했다. 가장 최근의 연구로는 Hsu[10]가 제안한 방법이 있다. Hsu의 논문에서는 내용을 유지하면서 다른 스타일을 갖는 동작을 합성하는 방법에 대해 다뤘다.

3. Input data

본 논문에서는 모션 데이터의 처리에 BVH 포맷의 데이터를 사용하였다. BVH는 BioVision Hierarchical data를 뜻하는 것으로 모션 캡처 서비스를 제공하는 Biovision사에서 제안한 파일 포맷이고 모션 데이터에 skeleton hierarchy information을 추가적으로 제공한다. 실험에 사용한 모션의 스키텔론은 그림 1과 같으며, root joint의 경우 position과 orientation에 관해 6 차원(DOF : degree of freedom)의 정보를 갖고 다른 관절의 경우에는 rotation에 관한 3차원의 정보를 갖는 구조이다. 실험에는 20개의 관절, 즉 63차원의 정보로 각각의 프레임에 해당하는 사람의 동작을 표현하는 데이터가 사용됐다. 주성분 분석을 할 때에는 root translation 정보를 제외한 rotation 정보만을 분석하고 사용했다. 실험에 사용한 데이터는 같은 skeleton hierarchy의 두 걷는 동작에서 약간씩의 스타일에 변화가 있는 데이터이다. 오른발, 왼발을 번갈아 내딛는 것을 1 사이클이라고 할 때, 각각의 사이클이 60 프레임에 맞춰진 데이터를 사용했다.



그림 1 skeleton 구조

4. 주성분 분석 (PCA : Principle Component Analysis)

주성분 분석이란 다차원 변수들을 축소, 요약하는 차원의 단 순화와 더불어 일반적으로 서로 상관되어 있는 변수 상호간의

복잡한 구조를 분석하는 것이 그 목적이다. 이를 위하여 주성분분석은 변수들을 변환시켜, 주성분이라는 서로 독립적인 새로운 변수를 유도한다. 이때 각 주성분이 보유하는 변이의 크기를 기준으로 그 중요도의 순서를 생각할 수 있는데, 그들중 첫 소수 몇 개의 주성분에 의해 원래 데이터에 내재하는 전체 변이 중 가능한 많은 부분이 보유되도록 변환시킴으로서 정보의 손실을 최소화하는 차원의 축소(dimensionality reduction)를 가능하게 한다.

본 논문에서는 서로 다른 스타일로 걷는 두 모션 데이터에 대해 주성분 분석을 하여 구한 주성분을 통해 통계적인 특징을 유지하며 합성이 가능하도록 했다. i번째 프레임의 모션 벡터를 \vec{v}_i 라고 하면 전체가 n 프레임인 하나의 모션 시퀀스는 $M = [\vec{v}_1^T \vec{v}_2^T \dots \vec{v}_n^T]^T$ 과 같이 표현할 수 있다. 각각 n 프레임과 m 프레임으로 구성된 서로 다른 두 모션 시퀀스 M^A, M^B 를 다음과 같이 하나의 행렬로 나타낼 수 있다.

$$M = [M^A M^B] \dots (1)$$

위의 행렬에 대해 mean vector \overline{M} 을 구한다. $(M - \overline{M})$ 의 공분산 행렬을 구한 뒤 그에 대한 고유값과 고유벡터를 구한다. 모션 벡터가 K차원의 벡터라고 하면 K개의 고유값(λ_i)과 K개의 고유 벡터(\vec{e}_i)가 나오게 된다. 고유값으로 두 모션을 blending할 때의 비율(σ)과 그 때에 필요한 주성분의 수(k)를 결정할 수 있다. 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\sigma = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^K \lambda_i} \dots (2)$$

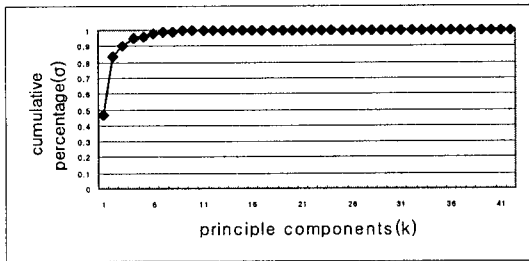


그림 2 k에 따른 σ 의 변화

몇 개의 주성분을 사용하여 모션 데이터를 재구성할지 결정하면 두 모션 시퀀스에 대해 다음 다섯 종류의 반영 형태를 결정할 수 있다.

- 1) 상위 n개의 주성분으로 모션 데이터 재구성

$$M_{1 \sim n}^A, M_{1 \sim n}^B \dots (3)$$

- 2) 상위 n번째 이후의 주성분으로 모션 데이터를 재구성

$$M_{(n+1) \sim K}^A, M_{(n+1) \sim K}^B \dots (4)$$

- 3) 1)과 mean vector의 차

$$M_{1 \sim n}^A - \overline{M}, M_{1 \sim n}^B - \overline{M} \dots (5)$$

- 4) 2)와 mean vector의 차

$$M_{(n+1) \sim K}^A - \overline{M}, M_{(n+1) \sim K}^B - \overline{M} \dots (6)$$

- 5) 본래의 데이터 그대로 사용

$$M^A, M^B \dots (7)$$

- 6) 5)와 mean vector의 차

$$M^A - \overline{M^A}, M^B - \overline{M^B} \dots (8)$$

위와 같이 나타낼 때 식 (3)은 한 동작에서 통계적으로 중요하다고 여겨지는 부분만으로 데이터를 재구성하는 것이다. 식 (4)는 (3)과는 반대로 그 나머지 부분만으로 재구성함으로써 한 동작에서의 미세한 변화를 추출하려 했다. 식(7)은 원래의 모션 시퀀스 자체를 나타내는데 다른 식과 더해서 원래의 모션 보다 과장된 동작을 표현할 수 있도록 하였다. 식 (5), (6), (8)은 식 (3),(4),(7)에서 mean posture(mean vector)를 빼서 어떤 한 동작 또는 스타일을 나타내는 변화만을 추출하려 했다.

5. 결과

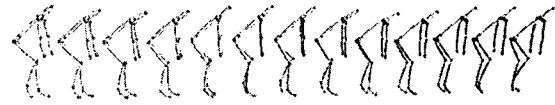


그림 3 모션 시퀀스 A



그림 4 모션 시퀀스 B

모션 시퀀스 A는 상체를 앞으로 숙인채로 두 팔을 늘어뜨리고 걷는 동작이고, 모션 시퀀스 B는 또각 또각 소리 나게 걷는 사람에 대한 동작이다.

사람의 걷는 동작에 대해서 실험해 본 결과

$$M^A + M^B \dots (9)$$

$$M^A + (M_{(n+1) \sim K}^B - \overline{M^B}) = (M^A - \overline{M^A}) + M_{(n+1) \sim K}^B \dots (10)$$

$$M_{1 \sim n}^A + (M_{(n+1) \sim K}^B - \overline{M^B}) = (M_{1 \sim n}^A - \overline{M^A}) + M_{(n+1) \sim K}^B \dots (11)$$

(n : 사용하기로 결정한 PC의 수)

의 조합으로 blending을 했을 때 B의 기본적인 움직임을 유지하면서 A에 가까운 스타일을 갖는 새로운 모션(그림5, 6) 또는 A보다는 B에 가까운 스타일을 갖는 새로운 모션(그림 7,8)을 합성할 수 있었다.

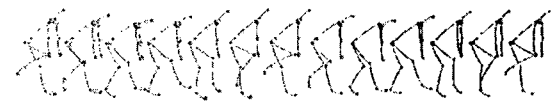


그림 5 식(9)에 의한 결과

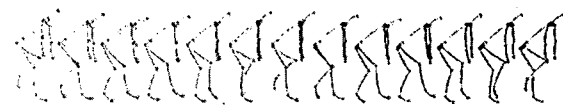


그림 6 식(10)에 의한 결과



그림 7 식(11)에 의한 결과

위의 (9)~(11)식으로 그림 5~7를 통해 볼 수 있는 세 가지의 서로 다른 모션을 합성할 수가 있다. 식 (10)와 (11)의 좌우변이 같은 이유는 $\overline{M^A} = \overline{M^B}$ 이기 때문이다. 모션의 합성에 $M_{1\sim n}^A$ (M^A 는 $n=k$ 인 경우)이 포함되면 합성 결과가 M^A 에 보다 유사하다는 식을 통해서 알 수 있다. 식(9)의 경우는 A와 B의 중간이 아닌 더 과장된 결과를 나타내게 되지만 항상 좋은 결과가 나오는 식은 아니다. 둘 모두를 더했을 경우 팔꿈치가 뒤로 꺾인다든지 하는 사람이 표현할 수 없는 결과를 만들어낼 수도 있기 때문이다. 결과의 차이를 한 눈에 확인할 수 있도록 겹쳐 놓은 것이 그림 8이다.



그림 8 하늘색 : B, 파란색 : 식(9),
노란색 : 식(10), 빨간색 : 식(11)

B와 좀 더 비슷하면서 A의 특징을 유지하는 새로운 모션은 다음과 같은 방법으로 합성할 수 있다.

$$(M_{(n+1)\sim K}^A - \overline{M^A}) + M^B = M_{(n+1)\sim K}^A + (\overline{M^B} - \overline{M^A}) \quad (12)$$

$$(M_{(n+1)\sim K}^A - \overline{M^A}) + M_{1\sim n}^B = (M_{(n+1)\sim K}^A - \overline{M^A}) + M_{1\sim n}^B \quad (13)$$

(n : 사용하기로 결정한 PC의 수)



그림 9 식(12)에 의한 결과



그림 10 식(13)에 의한 결과

위의 식(12)~(13)로 그림 9~10를 통해 볼 수 있는 두 가지의 서로 다른 모션을 합성할 수가 있다. M^A 와 비슷한 모션을 합성할 때와 마찬가지로 $M_{1\sim n}^B$ 가 식에 포함되기 때문에 M^B 와 유사한 결과가 나온다. 결과의 차이를 한 눈에 확인할 수 있도록 겹쳐 놓은 것이 그림 11이다.



그림 11 하늘색 : A, 노란색 : 식(12), 분홍색 : 식(13)

6. 결론

본 논문에서는 서로 다른 두 모션 시퀀스에 대해 각각의 스타일을 유지하는 새로운 모션을 합성하는 방법에 대해 제안했다. 적은 수의 파라미터로 모션을 합성할 수 있는 직관적이면서도 간단한 방법이지만 간단한만큼 몇몇 부분에서 post processing이 필요하다. 생성된 모션 B'는 B의 translation 정보를 그대로 가지고 오기 때문에 B에 따라서는 발이 미끌어지는 문제가 발생하기도 한다. 모션을 생성할 때 새로 재구성한 두 벡터를 더해서 만들기 때문에 관절 부분이 미세하게 떨리는 경우도 발생 가능하고 이 부분에 대해서도 따로 처리가 필요하다. 현재에는 두 모션 시퀀스에 대해서 둘 사이에서의 blending만 가능하다. 향후에는 모션 데이터 베이스를 구축하여 적절한 segmentation과 clustering을 통해서 원하는 스타일의 동작을 쉽게 만들 수 있는 방안에 대해서 연구를 진행하고자 한다.

감사의 글

본 연구는 한국과학재단 특정기초연구(R01-2004-000-10117-0(2004)) 지원으로 수행되었습니다.

7. 참고 문헌

- [1] I. T. Jolliffe. Principle Component Analysis (2nd edition). Springer series in statistics. Springer-Verlag New York. 2002.
- [2] M. Alexa, W. Mueller. Representing animations by principal components. Computer Graphics Forum, 19.3. pp. 411~418. 2000.
- [3] C. de Juan, B. Bodenheimer. Cartoon textures. Proceedings of the 2004 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation. pp. 267~276. 2004.
- [4] A. Egges, T. Molet, N. Magnenat, D. Thalmann. Personalised Real-time Idle Motion Synthesis. Pacific Graphics. pp. 121~130. 2004.
- [5] P. Giarion, R. Boulic, D. Thalmann. PCA-based walking engine using motion capture data. Computer Graphics International. pp. 292~298. 2004.
- [6] R. Urtasun, P. Giarion, R. Boulic, D. Thalmann, P. Fua. Style-based motion synthesis. Computer Graphics Forum. 23. 4. pp. 799~812. 2004.
- [7] J. Barbić, A. Safonova, J.-Y. Pan, C. Faloutsos, J. K. Hodgins, N. S. Pollard. Segmenting Motion Capture Data into Distinct Behaviors. Graphics Interface. pp. 185~194. 2004.
- [8] K. Amaya, A. Bruderlin, T. Calvert. Emotion from motion. Graphics Interface .pp. 222~229. 1996.
- [9] M. Brand, A. Hertzmann. Style machines. In Proceedings of SIGGRAPH. pp. 183~192. 2000.
- [10] E. Hsu, K. Pulli, J. Popović. Style Translation for Human Motion. Proceedings of ACM SIGGRAPH. 24. 3. pp. 1082~1089. 2005.