

유추적 이식에 의한 새로운 모션의 합성*

장원섭¹, 이인권², 이제희³

^{1,2}연세대학교 컴퓨터과학과, ³서울대학교 컴퓨터공학부

¹einblue@cs.yonsei.ac.kr, ²iklee@yonsei.ac.kr, ³jehee@mrl.snu.ac.kr

New Motion Synthesis by Analogic Transplanting

Wonseob Jang⁰¹, In-Kwon Lee², Jehee Lee³

^{1,2}Dept. Of Computer Science, Yonsei University

³School Of Computer Science, Seoul National University

요약

본 논문에서는 모션데이터의 재사용성을 높이기 위해 ‘유추적 이식(analogic transplanting)’이라는 새로운 방법을 제시한다. 일반적으로 사람 또는 동물의 동작에서 각 관절은 상호 연관성을 가지고 움직인다. 그러므로 신체를 몇 부분으로 나누었을 때 나누어진 한 부분의 유사성을 바탕으로 다른 부분과의 결합 가능성을 유추할 수 있게 된다. 본 연구에서는 신체 부분의 의미적 유사성을 판단하기 위해 주성분분석법과 클러스터링 기법을 사용하였다. 유추적 이식 방법은 매우 자연스러운 동작을 합성할 수 있으며, 충돌을 피할 수 있는 단순하고 저비용의 방법을 제공하며, 물리적 요소를 고려하지 않아도 결과적으로 매우 안정된 동작을 풍부하게 생성해낸다.

1. 서론

영화의 많은 요소 중에서 배우의 역할이 그러한 것처럼 애니메이션에 있어서 캐릭터의 중요성은 매우 크다. 특히 3차원 애니메이션은 하드웨어와 소프트웨어의 비약적인 발전으로 실사 수준에 가까운 장면을 묘사하기에 이르렀으며, 가상공간에 존재하는 배우인 캐릭터의 사실적 표현은 그 무엇보다 중요한 요소로 꼽히게 되었다. 동시에 3차원 캐릭터는 애니메이션뿐만 아니라 게임에서도 매우 핵심적인 부분으로, 사실적 표현과 동시에 자연스러운 움직임의 제어도 요구된다.

캐릭터 애니메이션의 제작은 모델의 제작과 동작의 제작 두 부분으로 이루어지는데, 동작을 제작하기 위해 일반적으로 키-프레임 기법과 모션 캡처 기법이 사용된다. 많은 시간과 노력을 들여 키-프레임 기법으로 만든 동작에 비해 모션 캡처 기법은 매우 사실적인 동작을 표현할 수 있기 때문에 최근에 널리 사용되는 방법이다. 하지만 모션 캡처 기법이 키-프레임 기법을 완전히 대체할 수는 없다. 왜냐하면 한 번 캡처된 모션 캡처 데이터를 애니메이션이나 게임의 가상공간과 어울리게 하기 위해서 별도의 추가적 작업이 필요할 때가 많고 고가의 장비와 연기가 필요해 비용이 많이 들기 때문이다. 또한 연기가 연기할 수 없는 동작이나 사람이 아닌 동물 또는 가상의 캐릭터의 동작은 모션 캡처가 불가능하다.

고비용의 문제를 해결하기 위해, 한 번 캡처된 모션 캡처 데이터를 적절히 수정하고 합성하여 원하는 동작을 만들어 재사용하는 연구가 활발히 이루어졌다. 이러한 연구 대부분은 프레임 단위의 재배열 또는 역운동학(inverse kinemat-

ics)에 기본 아이디어를 두고 있다. 따라서 정해진 경로를 따라 움직이게 하거나 단순한 제한 사항을 만족시키는 동작을 생성하는데 상당히 효과적이지만 기존에 없는 전혀 새로운 자세를 포함하는 동작을 생성해내지는 못한다.

따라서 기존 모션 데이터베이스로부터 자연스러움을 최대한 활용하면서 새로운 동작을 합성할 수 있는 방법이 제시되어야 할 필요가 있다. 본 논문에서는 사람이나 동물의 일반적인 동작에서 각 관절 간에 상호 연관성이 존재함에 착안하여 신체를 몇 부분으로 나누고 이를 재조합하는 ‘유추적 이식(analogic transplanting)’ 방법을 제시한다.

유추적 이식 방법은 매우 자연스러운 동작을 합성할 수 있으며, 충돌을 피하는 등의 제한사항을 만족시키는 비용을 줄여주고 기존의 제한적인 모션 데이터의 사용을 획기적으로 풍부하게 하며 물리적으로도 안정된 동작을 합성해 낸다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 연구와 관련된 기존의 연구들을 살펴보고, 3장에서 유추적 이식의 기본 개념과 그 타당성에 대해 설명한다. 4장에서는 유추적 이식을 구현할 수 있는 알고리즘을 세그먼트이션, 주성분분석, 클러스터링을 중심으로 설명하며, 5장에서 여러 조건으로 합성된 모션의 직관적 또는 수치적 자연스러움을 평가하며 제한사항을 만족하는 모션을 생성하는 실험 및 모션 데이터의 풍부화, 합성된 동작의 물리적 안정성에 대한 관찰 결과를 보여준다. 마지막으로 6장에서 본 연구의 결론을 제시하며 향후 연구 방향을 제시한다.

*본 연구는 정보통신부 대학 IT연구센터 육성·지원사업의 연구결과로 수행되었습니다.

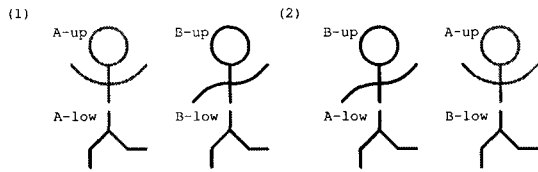


그림 1: 유추적 이식의 기본 개념. 하체 동작이 유사하다면, 상체 동작을 교환해도 자연스럽다.

2. 관련 연구

3차원 캐릭터의 자연스러운 동작을 생성하기 위한 노력은 지난 10년 간 꾸준히 발전해 왔다. 모션 캡처 데이터를 적절히 수정할 수 있는 효과적인 방법들에 대한 연구 [1, 2]를 비롯해 기존의 데이터를 활용해 원하는 동작을 합성 [3, 4]해 내거나 물리적·수학적 방법으로 새로운 동작을 생성해 내는 방법 [5, 6]까지 다양한 시도들이 있었으며 이렇게 생성된 모션 데이터의 자연스러움과 물리적 정확도를 평가 [7, 8]하거나 대규모의 모션 데이터베이스를 위한 모션 데이터 분석 [9, 10] 시도도 많은 연구자들에 의해 진행되었다.

Reitsma [11]는 모션 그래프에 대해 효용성을 평가할 수 있는 방법을 제안했다. 유추적 이식에 의해 생성되는 동작은 Reitsma에 의하면 매우 훌륭한 모션 그래프를 생성할 수 있도록 돕는데, 그 이유는 첫째로 매우 풍부한 동작의 새로운 프레임에 제공하며, 둘째로 동작의 경로를 유지하면서 여러 제한사항을 만족하는 다양한 상체 동작을 합성할 수 있기 때문이다.

Barbic [12]은 모션 데이터에 대한 특별한 선행 지식 없이 통계적 기법에 따라 세그먼트이션하는 방법을 제시했고, Jenkins [13]는 세그먼트이션과 동시에 유사한 동작끼리 클러스터링을 수행하여 동작 어휘(behavior vocabulary)라는 개념을 제안했다. Jenkins의 알고리즘 구조는 본 논문에 크게 영향을 주었는데, 그는 운동학적 관점에서 수치적으로 매우 가까운 동작은 한 동작 어휘로 묶은 반면, 유추적 이식을 위해서는 의미적 유사성에 더 초점을 맞추었기 때문에 구체적으로 사용된 기법들이 달라진다.

Pullen [14]은 사람의 관절이 상호 밀접한 관계를 가지고 움직임을 보였다. 그는 “Motion Texturing”이란 개념을 제안했는데, 조인트의 연관성을 바탕으로 키-프레임 기법으로 제작된 하체 모션에 모션 캡처된 상체 모션을 합성하는 방법을 제안했다. 우리는 Pullen의 연구와 달리 상체와 하체뿐만 아니라 사용자가 지정하는 단위로 신체를 나눌 수 있으며 각 부분 모션 모두 다 모션 캡처 데이터를 사용하였고 Pullen에 비해 원하는 동작을 유도해낼 수 있는 가능성을 더 크게 확장시켰다. 관절의 상호 관계성에 대한 내용은 Safonova [15]의 논문에서도 언급 되는데, 우리에게 주성분분석법 사용에 대한 근거를 제시하는 논문이기도 하다.

Ikemoto [16]는 처음으로 이식(transplanting)을 통해 모션 데이터를 풍부화할 수 있음을 제안하였다. 그러나 그는 자연스러운 동작을 생성할 가능성이 있는 몇 가지 규칙만을 제시했을 뿐 확실하게 자연스러움을 보장하지는 못했으며 구체적 응용에 대해서 발전시키지 못했다. 우리는 Ikemoto가 제시한 이식(transplanting)의 개념을 수용하여 자연스러움을 연역적으로 보장할 수 있는 방법을 제시한다.

3. 유추적 이식의 기본 개념

유추적 이식의 방법은 두 가지 간단한 직관적 사실을 기반으로 도출 된다. 첫째, 사람, 동물 또는 가상의 3차원 캐릭터와 같은 관절체의 동작은 각 관절의 동작이 조합되어 전체 동작을 이루기 때문에 복잡적이다. 많은 연구들이 이 사실에 근거해서 각 관절 운동을 독립적으로 다루어 왔다.

둘째, 자연스러운 동작에서는 각 관절 동작 간에 서로 연관성이 존재한다. 예를 들어 사람의 걷기 동작에서 다리의 동작과 팔의 동작이 서로 일정한 연관성을 가지고 움직여야 자연스러운 동작으로 인지된다. Pullen의 논문 [14]에 이에 대한 자세한 설명이 있다.

첫 번째로부터, 새로운 동작을 생성하기 위해서 기존의 자연스러운 모션 데이터로부터 신체의 각 부분을 독립적으로 선택하여 조합이 가능하다는 것, 즉 ‘이식(transplanting)’이 가능함을 알 수 있지만, 두 번째에 의해 이렇게 조합된 전체 동작은 신체 구조적으로 가능한 동작일 수는 있으나 언제나 자연스러운 것은 아니라는 것 또한 알 수 있다. 그러나 기존의 주어진 자연스러운 동작들로부터 결합관계를 유추적으로 도출해 낼 수는 있다.

그림 1에서 사람의 동작은 상체 동작 ‘up’과 하체 동작 ‘low’ 두 개의 관절 그룹으로 이루어진다. 동일한 모양의 그림은 해당 동작이 서로 유사한 관계임을 나타낸다. (1)에서 A와 B 두 동작은 하체 동작이 서로 유사하며 상체는 서로 상이한 관계이다. A와 B 모두 자연스러운 동작이라면 ‘A-up’과 ‘A-low’, ‘B-up’과 ‘B-low’의 관절 결합관계가 데이터로부터 이미 정의되어 있다고 생각할 수 있다. 이러한 기존의 결합관계는 ‘자연스러운 동작’이라는 판단의 결합적 요소를 유추할 수 있게 해 준다. 즉, ‘A-up’과 유사한 다른 상체 동작, ‘A-low’와 유사한 다른 하체 동작의 상호 결합은 자연스럽게 평가할 수 있다.

그러므로 (2)와 같이 ‘A-low’와 의미적으로 동일한 ‘B-low’와 ‘A-up’과의 결합은 자연스러운 동작임이 보장되며 그 반대의 경우인 ‘A-low’와 ‘B-up’의 결합도 허용할 수 있다.

유추적 이식을 구현하기 위해서는 동작단위에 대한 정의가 필요하며 각각의 동작 단위 간의 의미적 동일성을 어떻게 평가할 수 있는가의 문제를 해결하여야 한다.

4. 알고리즘

유추적 이식을 위한 알고리즘의 개요는 그림 2와 같다. 먼저, 분류되지 않은 충분한 크기의 모션 데이터를 일정한 기준에 의해 세그먼트이션한다. 세그먼트이션은 관절 축, 시간(또는 프레임) 축으로 각각 수행한다. 각 관절 축의 세그먼트들은 주성분분석에 의한 차원축소와 완전결합법(complete linkage)을 이용한 계층적 클러스터링(hierarchical clustering)에 의해 의미적 유사도를 기준으로 분류되어, 분류 번호(클러스터 번호)가 할당된다. 이렇게 분류된 정보를 바탕으로 여러 조건을 만족하는 원하는 관절 조합을 생성한 후 필요한 사후처리(post-processing)를 통해 최종적으로 자연스럽게 새로운 동작이 생성되게 된다.

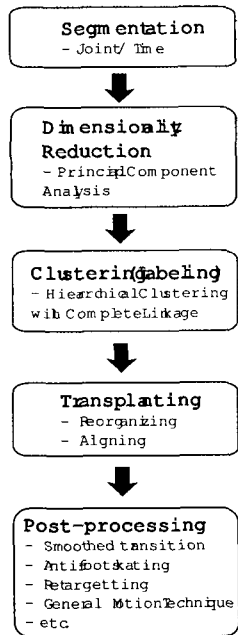


그림 2: 알고리즘의 개요

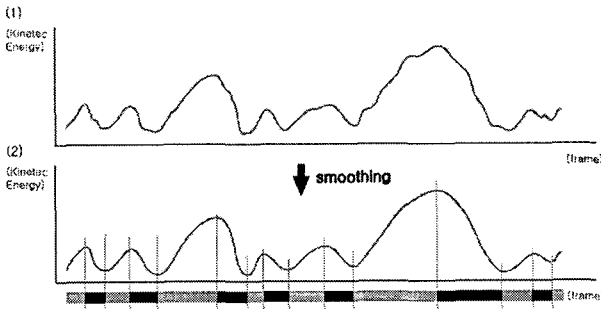


그림 3: 운동에너지의 극점을 기준으로 세그먼테이션을 수행한다. (1) 프레임-운동에너지 그래프 (2) 노이즈가 제거되어 적당한 길이로 세그먼테이션된 모습

4.1 세그먼테이션 및 관절 그룹화

3장에서 설명한 ‘동작’의 기본 단위는 임의의 기준으로 구분된 프레임의 묶음이다. 이 기본 단위를 ‘세그먼트’라 하고, 각 세그먼트는 또 다시 몇 개의 관절 그룹으로 나뉜다. 모션 캡처된 모션 데이터 또는 키-프레임 기법이나 여타의 방법으로 제작된 동일한 구조의 자연스러운 모션 데이터가 충분한 길이로 주어졌을 때, 프레임 축과 각 관절의 동작자유도, DoF(Degree of Freedom) 축을 기준으로 각각 세그먼테이션을 수행한다.

4.1.1 프레임 축의 세그먼테이션

긴 길이의 모션 데이터를 필요에 따라 작은 단위 동작들로 구분해야 할 필요가 있는 기존의 많은 연구에서 각자의 목적에 맞는 방법과 기준으로 프레임 축에서 세그먼테이션을 수행했다. 예를 들어, Kwon [10]은 걷는 동작의 합성을

위해 무게중심점의 수직적 운동의 최고점을 기준으로 모션 데이터를 세그먼테이션했다. 충분한 크기의 자연스러운 모션 데이터베이스로부터 동작 단위를 추출하기 위한 방법으로 PCA(Principal Component Analysis), PPCA(Probabilistic PCA), GMM(Gaussian Mixture Model)을 이용하는 방법이 Barbić [12]에 의해 제안되기도 하였다.

본 연구에서는 좀 더 단순하고 효과적인 세그먼트 방법을 사용한다. 프레임 단위 운동 에너지의 극점을 기준으로 단위 동작을 나누는 방법으로, 속도의 1차 미분 값의 부호가 바뀌는 프레임을 기준으로 한 Kim [9]의 방법과 유사하다. 이 방식으로 프레임 축의 세그먼테이션을 수행하는 이점은 다음 두 가지이다.

- 첫째, 어떠한 종류의 동작도 적절히 세그먼테이션할 수 있다. 본 연구에서는 모션 데이터의 종류에 특별한 제한을 요구하지 않는다. 그러므로 특정한 종류의 동작에만 적용되지 않고 일반적 동작에 적용할 수 있는 방법이 필요하다.
- 둘째, 세그먼트를 재배열했을 때 세그먼테이션 간의 전환이 자연스럽다. 운동에너지의 순간변화가 일정한 곳을 접점으로 이어진 동작은 약간의 사후처리(post-processing)를 통해 자연스러운 전환동작을 만들어낼 수 있다.

관절의 개수가 n 개인 관절체의 운동에너지는 다음의 식으로 구한다.

$$E = \sum_i^n \frac{1}{2} I_i w_i^2, \quad (1)$$

I 는 관성 모멘트이며 w 는 순간각속도이다. 자세의 어울림을 평가하기 위해 캐릭터의 위치 변화에 따른 운동에너지는 고려하지 않는다.

그림 3의 (1)과 같이 모션 캡처 데이터의 경우 프레임 간의 미세한 노이즈가 존재해서 하나의 세그먼트 길이가 너무 짧아지는 경향이 있다. 이런 경우 가우시안-필터(gaussian filter) 등을 이용해 운동에너지 곡선을 부드럽게 만들어 준 후 세그먼테이션을 수행한다. (2)의 아래쪽 막대가 세그먼테이션된 모션 데이터를 나타낸다.

프레임 축으로 세그먼테이션된 모션 데이터는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$MotionData = \{M_1, M_2, M_3, \dots, M_N\}. \quad (2)$$

4.1.2 관절 축의 세그먼테이션

각 세그먼트에 있는 관절들은 사용자에게 의해 몇 개의 그룹으로 나누어지게 된다. 모든 관절을 각기 다른 그룹으로 세그먼테이션할 수도 있고 심지어 각 관절의 회전축 동작자유도(DoF, Degree of Freedom) 단위 까지도 나눌 수 있다. 그룹의 개수가 많을수록 유추적 이식을 통한 조합 가능성이 늘어 나므로 새로운 동작을 많이 생성할 수 있게 되지만 관절 간 상호 연관성이 저하되어 부자연스러운 동작이 조합될 확률이 높아지게 된다. 실험적으로, Pullen [14], Ikemoto [16]와 같이 상체/하체를 각 그룹으로 묶거나, 하체, 머리를 포함한 몸통, 그리고 양 팔을 각각의 그룹으로 묶는 것이 좋다. 그림

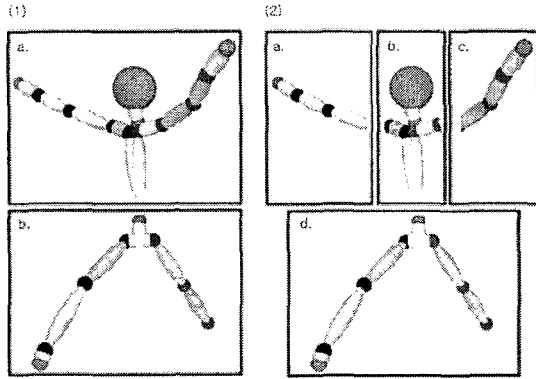


그림 4: 관절 축 세그먼트이션. (1) 두 개의 관절그룹으로 나눈 모습 (2) 네 개의 관절그룹으로 나눈 모습

4에서 (1)은 상체와 하체 두 그룹으로 나눈 모습이고 (2)는 상체에서 양 팔을 각기 다른 그룹으로 나눈 모습이다. (2)에서 a와 c 즉 양쪽 팔을 같은 그룹으로 묶어서 전체를 세 그룹으로 나눌 수도 있다.

프레임 축으로 세그먼트이션 된 각각의 세그먼트 M_i 는 다음과 같이 K 개의 관절 그룹(joint group)으로 나뉘게 된다.

$$M_i = [S_i^{(1)} S_i^{(2)} \dots S_i^{(K)}]^T. \quad (3)$$

즉, K 개의 관절 그룹 집합이 있을 때 각각의 $S_i^{(j)}$ 는 다음과 같은 소속관계를 갖는다.

$$JointGroup = \{G_1, G_2, \dots, G_K\}, \quad (4)$$

$$\text{for } 1 \leq j \leq K,$$

$$G_j = \{S_1^{(j)}, S_2^{(j)}, S_3^{(j)}, \dots, S_N^{(j)}\}. \quad (5)$$

4.1.3 세그먼트의 정규화 및 정렬

세그먼트의 길이, 즉 프레임 수는 각각 다양하게 나타난다. 캐릭터의 절대적 위치 또한 유사한 동작이라도 시작 위치와 끝 위치가 매우 다르게 나타날 수 있다. 동작의 유사도를 평가하기 위한 다음 단계를 위해, 모든 세그먼트의 프레임 수를 동일하게 맞추어 주며 캐릭터의 절대 위치도 상대화시켜 준다.

주성분분석(PCA, Principal Component Analysis)을 위해 각 세그먼트는 동일한 길이로 샘플링 되어 정규화(normalize) 된다. 일반적으로 사람 모션의 경우 한 프레임 당 57개 정도의 동작자유도(DoF, Degree of Freedom)를 갖는다. 설명을 위해 관절 그룹은 상체 33개의 DoF와 하체 24개의 DoF 두 그룹으로 지정되어 있다고 가정하면, 한 세그먼트를 10프레임으로 샘플링 했을 경우, 상체 330 차원, 하체 240 차원의 벡터로 각각 나타낼 수 있게 된다. 샘플링 방법으로는, 관절의 회전에 대해서는 사원수(Quaternion)의 3차 곡선 보간법(SLERP)을 이용하고, 캐릭터의 절대 위치에 대해서는 일반적인 3차원 벡터의 3차 곡선 보간법(cubic curve interpolation)을 이용한다.

캐릭터의 절대 위치 정보는 일반적으로 루트 관절(root joint) 정보에 포함되어 있다. 그러므로 캐릭터 위치의 상대

화는 루트 관절을 포함한 그룹에만 적용하면 된다. 각 세그먼트에 포함되어 있는 루트 관절의 회전 정보는 그대로 유지하고 위치 정보를 상대화한다. 즉, 첫 프레임의 위치정보를 기준 위치로 하고 이후의 프레임은 앞 프레임과의 차이 값만을 유지한다. 이러한 과정을 정렬(arrangement)라 하겠다.

정규화되고 정렬된 세그먼트로 구성된 단위 동작 \bar{M}_i 는 다음과 같이 나타낸다:

$$\bar{M}_i = [\bar{S}_i^{(1)} \bar{S}_i^{(2)} \dots \bar{S}_i^{(K)}]^T. \quad (6)$$

각각의 세그먼트 $\bar{S}_i^{(k)}$ 는 모두 같은 프레임으로 정규화 되기 이전의 프레임 수를 보존하여 이후에 필요한 경우 사용할 수 있게 되어 있다.

4.2 주성분분석을 이용한 차원의 축소

유추적 이식에 있어서 세그먼트 간의 의미적 동일성을 정의해야 할 필요가 있다. Kovar [17]가 언급한 것과 같이 동작의 수치적 유사도와 의미적 유사도는 동일하지 않다. 수치적 유사도의 경우는 단순히 동작자유도(DoF, Degree of Freedom) 간의 수치적 차이가 작을수록 유사하다고 판단하지만, 의미적 유사도는 그와 일치하지 않는다. Safonova [15]는 사람의 동작의 경우 주성분분석법(PCA, Principal Component Analysis) 등을 이용한 차원 축소를 통해 10차원까지 축소하여도 원래의 동작을 상당 부분 유지함을 보였다. 이 결과를 바탕으로 차원 축소법을 통해 동작의 의미적 유사도를 정의할 수 있게 된다. 즉 차원 축소에 의해 모션 데이터의 많은 부분이 제거되어도 원래의 동작을 거의 그대로 유지할 수 있음은, 축소된 차원 공간이 동작의 의미적 구조를 나타내며, 제거된 차원 공간이 의미적 구조에 대한 추가적 변이라는 것을 의미한다.

주성분분석(PCA, Principal Component Analysis) [18]은 다차원으로 이루어진 다량의 데이터를 통계적으로 분석해서 새로운 변수들의 선형결합으로 나타낼 수 있는 분석법이다. 여기서 새로운 변수를 ‘주성분(principal component)’이라 한다. 최대한 적은 수의 주성분으로 전체 데이터의 변동을 포함하려는 부분에서 차원 축소가 일어나게 된다.

주성분분석의 과정은 다음과 같은 벡터의 선형 변환으로 표현할 수 있다.

$$PCA : X \rightarrow Y, \text{ for } x \in X, y \in Y,$$

$$x = Ay + \bar{x}, \quad (7)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_i^n x_i, \quad (8)$$

여기서, x 가 원본 데이터, y 가 주성분분석에 의해 투영된 새로운 변수이며, \bar{x} 은 데이터의 평균이다. 식(7)은 다음과 같이 풀어 쓸 수 있다.

$$y = a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + \dots + a_px_p, \quad (9)$$

$$A^{-1} = A^T = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ \dots \ a_p], \quad (10)$$

$$x - \bar{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_p]^T, y = [y_1 \ y_2 \ y_3 \ \dots \ y_p]^T, \quad (11)$$

행렬 A^T 는 데이터 $(x - \bar{x})$ 로부터 구해지는 공분산 행렬(covariance matrix)의 고유벡터(eigen-vector)로 구성된다.

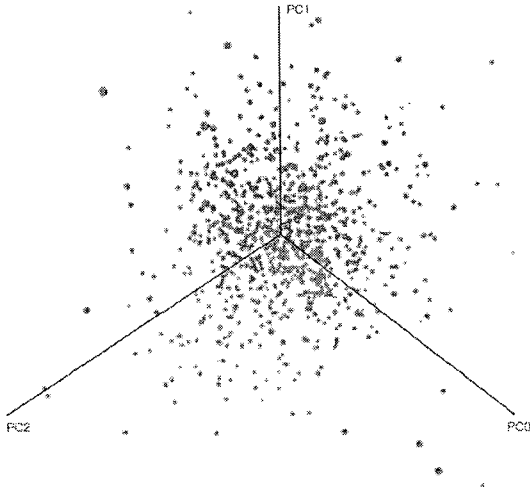


그림 5: 모션 세그먼트의 주성분분석. 각 세그먼트의 첫째, 둘째, 셋째 주성분을 x, y, z 축에 투영한 모습

즉 이 고유벡터들은 새로이 구성되는 주성분 공간의 기저(basis)가 된다. 고유벡터 행렬은 그 역(inverse)이 자신의 전치행렬(transpose matrix)과 같다. 고유벡터는 각각 대응되는 고유값(eigen-value)이 있는데, 이 고유값이 클수록 해당 고유벡터가 전체 데이터의 변동을 잘 나타내는 축이 된다.

공분산 행렬 대신 상관 행렬(correlation matrix)을 사용할 수 있는데, 각 차원의 편중된 분포에 따른 오차를 줄일 수 있는 이점이 있다. 세그먼트 $\bar{S}_i^{(j)}$ 의 경우 정규화되기 전의 세그먼트 길이와 정렬된 절대 위치에 대한 정보, 회전각 등 서로 범위가 다른 요소들이 하나의 벡터에 모여 있기 때문에 상관 행렬을 이용해 주성분 분석을 수행하는 것이 좋다.

주성분 분석은 관절 그룹 각각에 대해 독립적으로 시행한다. 관절 그룹 G_j 에 대해, 정규화 되고 정렬된 세그먼트 $\bar{S}_i^{(j)}$ 는 다음과 같은 식에 의해 차원 축소된 주성분 $y_i^{(j)}$ 로 변환된다.

$$y_i^{(j)} = \bar{A}_j^T \bar{S}_i^{(j)} - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \bar{S}_k^{(j)}, \quad (12)$$

여기서 행렬 \bar{A}_j 는 세그먼트 $\bar{S}_i^{(j)}$ 의 모든 i 에 대한 집합,

$$\bar{A}_j = \{\bar{S}_i^{(j)} | 1 \leq j \leq N\}$$

의 상관행렬(correlation matrix)로부터 구해지는 고유벡터 행렬 A_j 에서 고유값이 큰 순서대로 p^* 개의 고유벡터로만 이루어진 투영행렬(projected matrix)로, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\bar{A}_j = [a_1^{(j)} \ a_2^{(j)} \ a_3^{(j)} \ \dots \ a_{p^*}^{(j)}], \quad (13)$$

각 열은 고유값이 큰 순서대로 배열된 고유벡터들이다. p^* 값은 실험적으로 10 내외의 값이 좋다.

그림 5는 실제 모션 데이터 세그먼트들을 이용해 주성분 분석을 수행한 후 각 세그먼트의 첫 번째, 두 번째, 세 번째 주성분을 각각 x, y, z 축 좌표로 하여 3차원 공간상에 나타낸 것이다.

4.3 클러스터링

그림 2에서와 같이 모든 모션 세그먼트는 각 관절 그룹마다 의미적 유사성에 의해 분류되어야 한다. 동작을 이식 및 합성하기에 앞서 세그먼트들을 미리 분류해 두면 이식 가능한 세그먼트를 찾는 탐색 시간을 줄일 수 있을 뿐만 아니라 수치적으로 차이가 크지 않으면서 의미적 차이가 큰 동작을 구분할 수 있게 된다. 즉 완전 결합법(complete linkage)을 이용한 계층적 클러스터링(hierarchical clustering) [19]을 통해 각 관절 그룹에서 가장 가까운 세그먼트끼리 우선적으로 같은 클러스터로 모이면서 수치적으로 차이가 크지 않은 세그먼트가 주변의 다른 세그먼트와의 관계에 의해 의미적 차이에 따라 서로 다른 클러스터로 분류되게 된다.

계층적 클러스터링(hierarchical clustering)은 집합 중 가장 유사한 요소들을 우선적으로 같은 클러스터로 분류하여 요소와 요소, 요소와 클러스터, 클러스터와 클러스터 간의 계층적 분류의 반복으로 트리 구조의 분류 관계를 갖게 된다. 가장 가까운 요소 또는 클러스터를 판단하기 위한 방법으로 단일결합법(single linkage), 완전결합법(complete linkage), 평균결합법(average linkage) 등의 기준이 있다. 모션 세그먼트의 분류에 있어서는 완전결합법(complete linkage)이 유용하다. 완전결합법은 가장 거리가 먼 요소 간의 거리가 클러스터 간의 거리로 정의된다. 그러므로 한 클러스터 내의 요소 간의 거리가 최소화되어 서로 크게 다른 동작이 같은 클러스터로 분류되는 것을 막아 준다.

클러스터의 개수는 원본 데이터(주성분-공간에 투영된 모션 세그먼트 집합 $\{y_i^{(j)} | 1 \leq i \leq N\}$)의 통계적 특성에 의해 결정한다. 즉 클러스터의 최대 크기가 클러스터링의 입력으로 주어지는 집합의 기하학적 표준편차를 넘지 않도록 한다. 기하학적 표준편차 σ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(y_i^{(j)}, \bar{y}_i^{(j)}), \quad (14)$$

$$\bar{y}_i^{(j)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^{(j)}, \quad (15)$$

여기서 $d(x, y)$ 는 벡터 간의 유클리드-거리(Euclidean distance)이다.

클러스터링은 각 관절 그룹마다 독립적으로 수행한다. 이 과정을 통해서 각 그룹의 세그먼트들은 자신이 속한 클러스터의 번호로 레이블링(labeling) 되게 된다. 이렇게 붙여진 클러스터 번호를 이용해 유추적 이식이 진행된다.

$\bar{G}_j = \{y_i^{(j)} | 1 \leq i \leq N\}$ 라고 할 때, 클러스터링 수행 후 \bar{G}_j 는 다음과 같이 나타낼 수 있게 된다.

$$\bar{G}_j = C_1^{(j)} \cup C_2^{(j)} \cup C_3^{(j)} \cup \dots \cup C_{q_j}^{(j)}, \quad (16)$$

여기에서 $C_k^{(j)}$ 는 j 번째 관절 그룹의 k 번째 클러스터이며, q_j 는 j 번째 관절 그룹의 클러스터 개수이다. 클러스터링 결과로부터 유추적 이식을 위해 다음과 같은 레이블링 함수를 정의한다.

$$L(i, j) = l, \text{ if } y_i^{(j)} \in C_l^{(j)}. \quad (17)$$

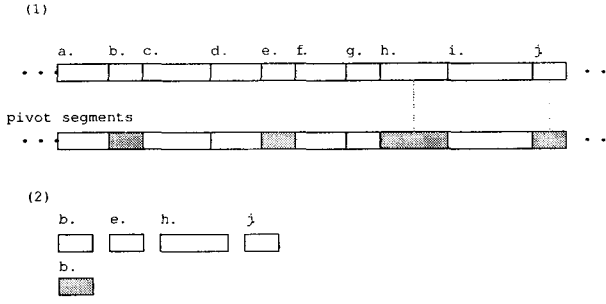


그림 6: 유추과정. (1) 원래의 관절 조합(녹색이 표시된 세그먼트는 동일한 클러스터에 속한다.) (2) 세그먼트 'b'와 어울리는 관절조합들

4.4 새로운 동작 시나리오 생성

유추적 이식에는 기준이 되는 관절 그룹과 치환이 일어나는 관절 그룹이 정의되어야 한다. 그림 1의 예에서는 하체 관절 그룹이 기준이 되는 관절 그룹이며 상체 관절 그룹이 치환이 일어나는 관절 그룹이라고 할 수 있다. 기준이 되는 그룹은 이식 과정에서 변하지 않는 부분이다. 즉 원래의 관절 값과 세그먼트 길이 등을 모두 유지하면서 새롭게 합성되는 다른 그룹에 기준이 된다. 그러므로 루트 관절(root joint)이 포함되어 있는 관절 그룹이 기준이 되는 그룹이 되면 좋다. 루트 관절에는 캐릭터의 절대 위치 변화와 방향 등 중요한 정보가 포함되어 있고, 대부분의 이식 과정에서 루트 관절을 포함한 하체 관절 모듈을 한 개의 관절 그룹으로 묶으면 합성된 후 발이 땅에서 끌리는 현상 등을 방지할 수 있다.

그러므로 새로운 동작을 합성함에 있어서 선행해야 하는 것은, 기준이 되는 관절 그룹을 설정한 후 그 그룹의 전체 시나리오를 생성하는 것이다. 모션의 세그먼트를 단위로 해서 새로운 모션을 재배열하여 합성하는 방법은 기존의 연구들 [2, 9]을 활용할 수 있다.

루트 관절이 포함된 관절 그룹을 G_r 이라고 한다면, 하나의 기준이 되는 세그먼트 $S_i^{(r)}$ 에 대하여 치환이 되는 세그먼트 $r \neq t$ 인 $S_i^{(t)}$ 와 치환될 수 있는 또 다른 세그먼트 $S_k^{(r)}$ 는 다음과 같은 조건을 만족한다.

$$L(i, r) = L(k, r). \quad (18)$$

그림 6의 (1)은 원래의 모션 데이터를 나타낸다. 아래 있는 막대는 기준이 되는 그룹을 나타내며 위의 막대는 치환이 되는 부분을 나타낸다. 각각의 세그먼트는 이미 주어진 상호 결합 관계를 가지고 있다(점선). 기준이 되는 그룹의 색칠된 세그먼트들은 서로 같은 클러스터로 분류되었음을 나타낸다. (2)는 기준이 되는 그룹의 세그먼트 'b'에 대한 유추 과정을 보여 준다. 그림과 같이 기준이 되는 'b'의 관절 그룹과 어울릴 수 있는 치환 가능한 세그먼트들은 'b', 'e', 'h', 'j'가 된다. 즉 기준이 되는 그룹의 세그먼트가 속한 클러스터의 크기만큼 치환 가능한 경우의 수가 생기게 되는 것이다.

치환 가능한 모든 경우의 수에 대해 한 가지 세그먼트를 선택하는 기준은 자연스러운 이식을 위한 다음의 제한사항들에 준한다.

- 첫째, 기준이 되는 세그먼트의 프레임 수와 이식되는 세

그먼트의 원래 프레임 수의 차이 비율이 크지 않도록 해야 한다. 이식 과정에서 이식되는 세그먼트가 다시 샘플링 되어 기준이 되는 세그먼트의 길이와 같게 되는데 이때 샘플링 비율이 너무 크거나 작으면, 동작이 너무 빠르거나 느려지는 부자연스러운 결과를 낳게 된다. 기준이 되는 세그먼트의 프레임 수를 f_i 이라 하고, 이식이 될 세그먼트의 프레임 수를 f_k 라고 하면, 다음의 조건을 만족하는 세그먼트 $S_k^{(t)}$ 를 선택해야 한다.

$$\frac{|f_i - f_k|}{f_i} < \lambda_f, \quad (19)$$

λ_f 는 실험적으로 0.15 정도가 좋다.

- 둘째, 시간적으로 앞, 뒤의 다른 세그먼트와 연결되어 합성될 때, 자연스러운 동작 전환을 위해 전환 시점에서의 관절각 차이가 크지 않도록 해야 한다. 즉 시간적으로 앞에 있는 세그먼트의 마지막 프레임과 이식될 세그먼트의 첫 번째 프레임 간의 수치적 차이와, 시간적으로 뒤에 있는 세그먼트의 첫 번째 프레임과 이식될 세그먼트의 마지막 프레임 간의 수치적 차이가 작아야 한다는 것이다. 동작의 자연스러운 전환을 위해 사후작업(post-processing) 단계에서 세그먼트 전환 시점을 기준으로 자세가 갑자기 변하지 않도록 수정할 때, 자세의 차이가 너무 크다면 관절각이 부자연스럽게 회전하는 현상이 발생한다. 실험적으로, 각 관절각 차이의 평균이 45도 이하인 것이 좋다.
- 셋째, 주어진 환경과의 충돌을 피해야 하고 사용자 임의의 조건을 만족해야 한다. 합성될 동작의 환경 조건이 주어졌다면 주변의 다른 캐릭터나 물체와의 충돌을 검사하여 이식과정에서 충돌을 피해갈 수 있다. 뿐만 아니라 특정 프레임에서 특정 관절에 대한 사용자 임의의 조건을 만족하는 치환 가능한 세그먼트를 선택할 수도 있다. 이 과정에서 전체 동작을 사용자가 원하는 제한 조건을 만족하도록 하는 조작성(controllability)을 제공할 수 있게 된다.

4.5 재조합 및 사후작업(post processing)

유추과정에 의해 기준이 되는 관절 그룹 세그먼트 $S_i^{(r)}$ 와 어울리는 이식될 세그먼트 $S_{k_t}^{(t)}$ 가 모든 관절 그룹 G_t 에 대해 결정되었다면, 각각의 $S_{k_t}^{(t)}$ 의 프레임 수를 $S_i^{(r)}$ 와 같도록 다시 샘플링 하여 $\hat{S}_{k_t}^{(t)}$ 를 만든다. 이때의 샘플링 방법은 4.1.3.에서 사용한 방법과 동일하다. 이렇게 전체 프레임 수가 동일하게 샘플링된 각각의 세그먼트 $\hat{S}_{k_t}^{(t)}$ 와 $S_i^{(r)}$ 는 다음과 같은 새로운 동작 M_* 를 구성하게 된다.

$$M_* = [\hat{S}_{k_1}^{(1)} \hat{S}_{k_2}^{(2)} \dots S_i^{(r)} \dots \hat{S}_{k_K}^{(K)}]T. \quad (20)$$

각 관절각은 계층 구조에 따라 상대적으로 정의되었기 때문에 각 동작 자유도(DoF, Degree of Freedom) 값을 그대로 치환하는 것만으로 자연스러운 새 동작을 합성할 수 있게 된다. 이렇게 합성된 동작 M_* 는 그 자체의 동작만으로도 유추적 이식의 자연스러움을 기대할 수 있지만 몇 가지 상황에 의해 사후작업(post-processing)이 필요하게 된다. 사후작

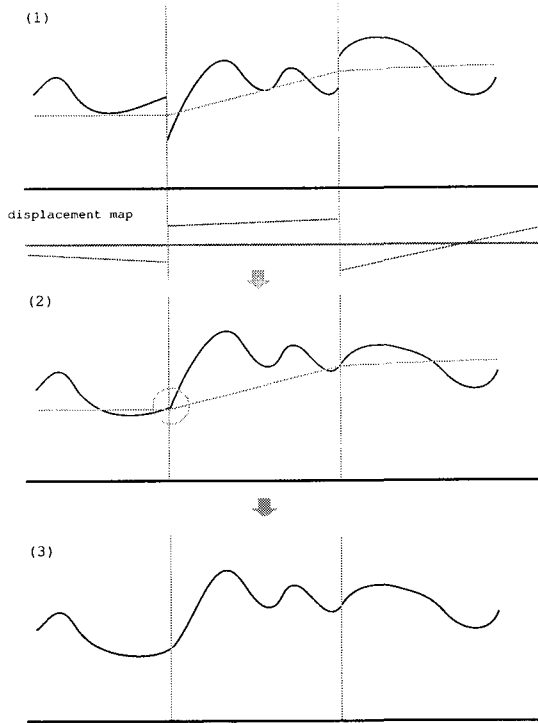


그림 7: 불연속 문제의 해결. (1) 세그먼트 전환 부분 불연속한 모습 (2) 차이-맵을 통해 값을 일치시킨 모습 (3) 1차 미분 값의 불연속을 제거한 모습

업을 통해 더욱 자연스럽게 효율성있는 동작을 생성하게 된다.

루트 관절을 포함한 하체 동작 전부가 기준이 되는 관절 그룹이라면 합성된 후에도 하체 동작과 캐릭터의 위치는 달라지지 않으므로 걷기나 뛰기 동작 등의 합성에서 나타날 수 있는 발의 미끄러짐 현상은 없다. 그렇지 않다면 발의 미끄러짐 현상이 나타날 수밖에 없다. 이런 발의 미끄러짐 현상을 제거하기 위한 노력은 Kovar의 연구 [20] 결과를 사용하거나 역운동학(inverse kinematics)을 적용하여 해결할 수 있다.

또한 이렇게 합성된 동작 단위들을 이어 붙여 긴 길이의 동작을 생성해야 할 때 세그먼트가 전환될 때 마다 동작이 끊기는 현상이 일어나게 된다. 세그먼트 전환 때의 동작 끊김 현상은 두 단계의 접근이 필요하다. 첫 번째는 관절각 또는 위치 값 자체의 연속성 문제를 해결하는 단계이며 두 번째는 1차 미분 값의 연속성 문제를 해결하는 단계이다. 유추 과정에서 어느 정도 전환이 용이한 세그먼트가 선택되었다고 가정하고 각 관절 단위로 사원수(quaternion)의 보간법을 사용하여 그림 7과 같이 해결할 수 있다.

(1)은 관절각이 세그먼트 전환 시에 불연속함을 보여준다. 불연속점에서 앞 세그먼트의 마지막 프레임의 관절 값과 뒤 세그먼트의 첫 번째 프레임의 관절 값의 중간값을 계산하여 세그먼트 전체의 관절 값을 변환시킬 차이-맵(displacement map)을 생성하고, 이 차이-맵을 통해 끊어진 부분이 이어지도록 만들어 준다.

이렇게 끊어진 부분이 이어지더라도 (2)의 원으로 표시한 부분과 같이 1차 미분 값이 불연속할 수 있기 때문에

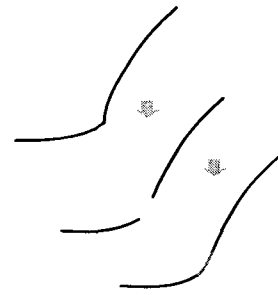


그림 8: 1차 미분 값의 불연속.

그림 8와 같은 단계가 한 번 더 필요하다. 불연속점을 기준으로 앞·뒤로 5프레임 정도의 관절 값을 삭제한 후 사원수(quaternion)의 3차 곡선 보간법(SLERP)으로 부드럽게 보간해 준다.

5. 실험 결과

실험은 다섯 가지로 이루어진다. 첫 번째는 기존의 자연스러운 모션에 새로운 관절 조합을 적용해서 또 다른 자연스러운 동작을 연출할 수 있는가 알아보는 실험, 두 번째는 제한사항을 만족하는 모션을 만들기 위해 드는 비용을 줄일 수 있는가를 알아보는 실험, 세 번째는 새롭게 만들어지는 조합이 수치적으로 어느 정도 자연스러운지를 측정하는 실험, 네 번째는 유추적 이식을 통해 기존의 모션 데이터가 얼마나 풍부해지는지를 측정하는 실험, 마지막으로 합성된 동작이 물리적 관점에서 유효한가에 대한 실험이다. 모션 캡처 데이터로는 Biovision 사의 BVH 파일 형식을 사용하였고 하나의 파일에 필요한 모든 동작이 포함되어 있다고 가정한다.

5.1 자연스러운 동작의 생성

첫 번째 실험은 모션 데이터를 상체와 하체로 나누어서 하체를 기존의 모션과 동일하게 적용하고 상체를 기존의 동작과 다른 동작들로 치환하도록 하였다. 4.4.에서 설명한 것과 같이 치환 가능한 상체 중에 샘플링 비율이 크게 왜곡되지 않고, 앞 뒤 세그먼트와의 연결성이 일정 수준 이상으로 보장되는 동작들 중에 무작위로 선출하였고, 4.5.에서 언급한 방법으로 세그먼트 앞·뒤로 적절한 보간을 통해 최종 모션을 완성하였다. 결과는 그림 9와 같이 기존에 없던 새로운 동작을 다양하게 생성할 수 있었으며 매우 자연스러운 결과를 볼 수 있었다. 윗줄은 원래의 동작이며 아랫줄은 상체를 다른 세그먼트로 치환하여 합성한 결과이다. 그림 10은 몸을 세 부분으로 나누어 실험한 결과를 보여준다.

5.2 제한사항을 만족하는 동작의 생성

환경 또는 다른 캐릭터와의 충돌을 피하는 등의 제한사항을 만족하는 동작을 간단한 방법으로 생성할 수 있는지에 대한 실험을 수행하였다. 4.4.에서 설명한 바와 같이 유추 과정을 통해 선택 가능한 세그먼트를 선택하는 과정에서 충돌을 미리 피할 수 있지만 게임 등의 동적인 환경에서 짧은 시간

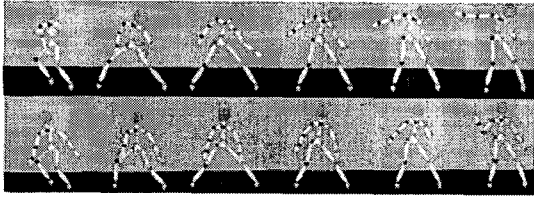


그림 9: 하체 동작을 유지하고 새로운 상체를 합성한 결과. (위) 원래 동작 (아래) 합성된 동작

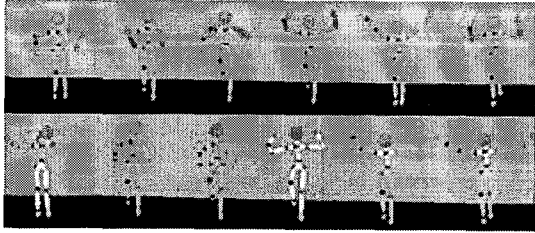


그림 10: 하체/머리와 몸통/양 팔의 세 부분으로 나누고 하체를 기준으로 다른 두 부분을 치환한 결과. (위) 원래 동작 (아래) 합성된 동작

안에 충돌을 예상하고 피하기 위해선 충돌을 피할 수 있는 또다른 동작을 검색하는 비용이 적게 들어야 한다.

우리는 동일한 동작을 하는 두 캐릭터를 적절한 거리에 위치시키고 두 캐릭터 간의 충돌이 일어나는 부분의 관절 그룹만을 충돌을 피해 갈 수 있는 다른 세그먼트로 교체하도록 하였다. 그림 11의 (1)은 충돌이 일어나는 모습이고 (2)는 오른쪽의 캐릭터가 충돌을 피해가도록 상체 세그먼트가 치환된 결과이다. 위에서 아래로 내려가는 방향이 시간의 흐름 방향이다. 충돌을 피하기 위해 전체 동작을 바꿀 필요 없이 신체의 부분인 충돌이 일어난 관절 그룹만 다른 세그먼트로 치환하는 경우 그 치환비용과 유추 과정의 비용은 상당히 줄어들게 된다.

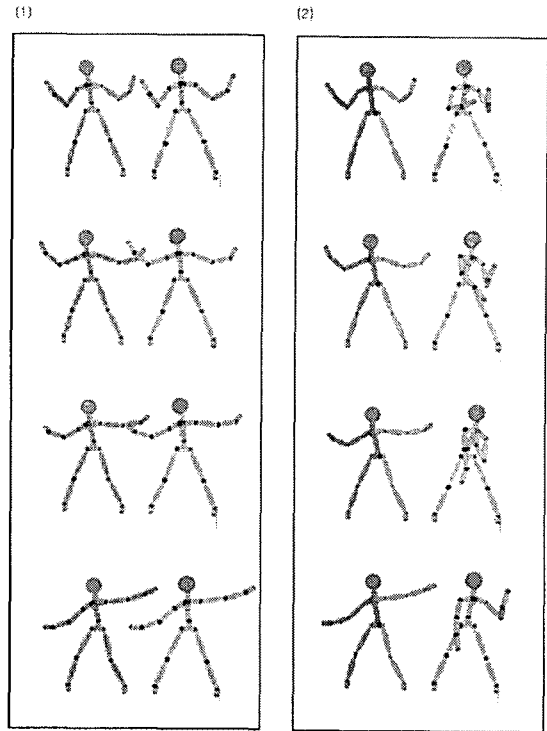


그림 11: 다른 캐릭터와의 충돌 피하기. (1) 두 캐릭터 간에 충돌이 일어난 모습 (2) 오른쪽의 캐릭터의 상체만 바꾸어 충돌을 피한 모습

용되는데, 테스트 집단을 제대로 분류해 내는 비율을 최대로 하는 매개변수를 찾아내게 된다. 본 실험에서 훈련된 SVM은 약 0.77의 신뢰도로 동작을 분류하도록 훈련되었다.

유추적 이식 방법을 사용해서 906개의 세그먼트를 훈련된 SVM으로 분류한 결과 무려 약 90%가 넘는 823개의 세그먼트가 자연스러운 동작으로 분류되었다. 이는 Ikemoto [16]의 논문에서 가장 좋은 결과인 44%보다 훨씬 향상된 결과이다.

5.3 자연스러움의 수치적 평가

Ikemoto [16]는 무작위로 이식을 수행했다. 이식된 동작의 자연스러움은 SVM(Support Vector Machine) [21]을 이용해서 분류하였는데, SVM은 기계 학습(machine learning)을 통해 훈련된 매개변수로 모델을 만들어 훈련되지 않은 데이터도 분류할 수 있는 효과적인 방법이다. 우리는 유추적 이식법으로 생성된 새로운 동작을 SVM으로 분류하여 수치적으로 어느 정도 자연스러운지 평가하는 실험을 수행했다.

유추 과정을 적용하지 않고 무작위로 상체와 하체 관절 그룹들을 조합한 후 각 세그먼트 단위들을 실험자가 관찰하여 직접 자연스러운 그룹과 그렇지 않은 그룹을 분류했다. 사람의 경우 사람 동작의 자연스러움을 분류하는 것은 매우 쉬운 작업이기 때문에 동작을 보고 분류하는 데에는 수초 이하의 시간이 소요되었다.

훈련 집단으로 300 개의 세그먼트를 사용했고 테스트 집단으로 200개의 세그먼트를 사용했다. 먼저 훈련 집단을 실험자가 직접 분류한 후 SVM 매개변수를 실험자의 분류 데이터를 통해 추출하였다. 매개변수의 추출에 테스트 집단이 사

5.4 모션 데이터의 풍부화(enriching)

유추적 이식 방법으로 조합 가능한 모든 동작을 생성했을 때를 가정하여 새롭게 생성되는 세그먼트 수를 관찰하였다. 895개의 세그먼트로 이루어진 댄스 동작을 상체와 하체로 나누었을 경우 조합 가능한 세그먼트 수가 3736개에 달했으며, 이것은 기존 동작에 비해 약 4.2배의 프레임 증가를 보였다. 마찬가지로, 하체, 몸통, 팔 세 부분으로 나누었을 때 약 52.5배 증가했고 각 팔을 다른 그룹으로 하여 네 부분으로 나누었을 때 약 4220배 증가하였다(표 1).

906개의 세그먼트로 이루어진 또 다른 댄스 동작의 경우, 두 부분으로 나누었을 때 약 4.7 배, 세 부분으로 나누었을 때 약 87.2 배, 네 부분으로 나누었을 때 약 2108.4배 증가하였다(표 2).

제한된 모션 캡처 데이터로부터 기하급수적으로 많은 '자연스러움' 동작들을 생성해낼 수 있는 것은 매우 중요하다. 기존의 예제 기반의 모션 합성 연구들의 많은 제약 사항은 입력된 예제 모션이 충분히 풍부하지 않기 때문에 발생한다.

원본 세그먼트 수(A)	관절 그룹 수	조합 가능한 세그먼트 수(B)	증가율(B/A)
895	2	3736	약 4.2배
	3	47018	약 52.5배
	4	3776858	약 4220배
	5	143030206	약 159810.3배

표 1: 6572프레임의 댄스모션(1)의 조합 가능한 동작의 수

원본 세그먼트 수(A)	관절 그룹 수	조합 가능한 세그먼트 수(B)	증가율(B/A)
906	2	4272	약 4.7배
	3	79012	약 87.2배
	4	1910228	약 2108.4배
	5	8330957	약 9195.3배

표 2: 6652프레임의 댄스모션(2)의 조합 가능한 동작의 수

그러나 유추적 이식 기법을 이용하면 주어진 모션 데이터의 자연스러움을 최대한 활용할 수 있게 된다.

5.5 물리적 관점에서의 유효성 평가

우리는 물리적 유효성 중에 정적균형(static balance)이 얼마나 유지 되는 지를 관찰해 보았다. 사람이 제 자리에 서서 어떤 행위를 할 때 지면에 닿는 지점들을 포함하는 컨벡스-헐(convex hull)의 내부에 무게 중심의 투영(projection)이 존재해야 안정적인 균형 상태, 즉 정적균형(static balance)상태가 유지 된다(그림 12).

Ikemoto [16]의 연구에서 가장 자연스러운 동작을 많이 생성한 방법은, 발이 땅에 닿는 유형이 비슷한 하체의 끼리 상체를 치환하는 것이다. 본 실험에서는 Ikemoto와 같이 발이 땅에 닿는 유형을 기준으로 이식을 수행한 세그먼트들과, 유추적 이식 방법을 적용한 세그먼트들, 그리고 원래 입력으로 주어진 모션 캡처 데이터의 세그먼트들을 대상으로 정적 균형이 유지되지 못하는 세그먼트의 개수를 관찰하였다.

표 3에서 보는 바와 같이 전체 478 개의 세그먼트로 세그먼트이션 된 댄스 동작 데이터를 사용했다. Ikemoto의 방법과 유추적 이식 방법 모두 각 조건에 맞는 이식될 세그먼트를 무작위로 선택하므로, 10번의 반복 실험을 수행하여 평균을 구하였다.

관찰 결과, Ikemoto의 방법이 17.95%로 유추적 이식 방법

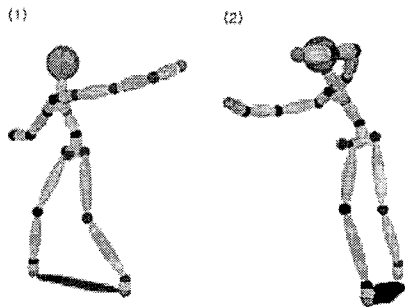


그림 12: (1)정적균형이 유지되는 상태 (2)정적균형이 유지되지 못하는 상태

생성방법	실험 횟수	전체수(A)	정적균형이 깨지는 평균세그먼트수(B)	불균형을 (B/A)
Ikemoto's	10	478	85.8	17.95%
유추적이식	10		81.7	17.09%
원본데이터	1		64	13.39%

표 3: 정적균형이 깨지는 비율

의 17.09% 보다 정적 균형이 유지되지 않는 비율이 높게 관찰되었다. 두 가지 방법 모두 다 원래의 동작의 비율 13.39% 보다 안정적이지 않은 동작이 약간 더 생성되었다.

이식 방법으로 새로운 동작을 합성했을 때 원래의 모션 데이터에 비해 정적 균형이 깨질 가능성이 조금 더 높으나, 큰 수치로 불균형 비율이 높아지는 않는 것을 확인 할 수 있으며, Ikemoto의 경우와 유추적 이식법의 경우 물리적 요인들을 고려하지 않았음에도 어느 정도 물리적 안정성을 보장 할 수 있음을 알 수 있다.

6. 결론 및 향후 연구 과제

모션 합성의 많은 연구가 이제껏 프레임 단위 또는 세그먼트 단위의 재배열이나 역운동학(inverse kinematics)을 기반으로 이루어져 왔다. Pullen [14]과 Ikemoto [16]에 의해 관절을 다시 재조합해서 새로운 모션을 생성하는 ‘이식’에 대한 연구가 제시되었고, 우리는 논리적 유추에 의해 기존의 자연스러운 모션 캡처 데이터를 획기적으로 풍부화할 수 있는 이식 방법을 본 논문을 통해 제시하였다.

Pullen의 경우 자연스러움이 상당 수준 보장됨에 반해 관절을 더 많은 그룹으로 나눌 수 없고 생성되는 모션이 다양하지 않았다. Ikemoto의 경우는 조합 가능한 몇 가지 규칙들에 기반해서 아주 다양하게 새로운 모션을 생성하였지만 생성된 모션이 기계학습에 의해 다시 분류되어야 하고 그 결과도 45% 이상 자연스러운 모션을 생성하지 못하는 문제가 있었다.

유추적 이식 방법은 아주 자연스러운 동작을 생성할 수 있고, 환경과의 충돌을 피하는 등의 제한 사항을 만족시키기 위해 신체의 부분만을 탐색하여 이식할 수 있으므로 그 비용이 줄어들게 된다. 또한 SVM으로 수치적 자연스러움을 확인한 결과 90% 이상 자연스러운 동작임을 확인할 수 있었다. 또한 신체를 몇 개의 관절 그룹으로 나누는가에 따라 기하급수적으로 새로 생성할 수 있는 자연스러운 동작의 개수가 증가한다.

경험적으로, 상당 수준 물리적 동작의 자연스러움도 보장 되는 것을 확인할 수 있었지만, 이론적 정확도를 개선할 여지가 분명히 남아 있다. 또한 유추적 이식 방법을 이용한 새로운 모션 합성의 응용도 다양하게 연구될 수 있을 것이다. 일례로, 기존의 실시간 모션 합성 기법을 응용하여 기준이 되는 관절 그룹을 실시간에 생성되도록 하고 유추 과정의 속도를 개선하여 환경과의 충돌을 피하고 여러 제한 사항을 만족하는 인터랙티브(interactive)한 이식을 수행하는 연구도 더욱 진행되어야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] A.Bruderlin and L.Williams, Motion signal processing, ACM SIGGRAPH '95, pp.97-104, Los Angeles, CA, ACM Press, 1995.
- [2] J.Lee and S.Y.Shin, A hierarchical approach to interactive motion editing for human-like figures, In Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer Graphics and interactive Techniques International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., New York, NY, pp.39-48, 1999.
- [3] L.Kovar, M. Gleicher, and F.Pighin, Motion graphs, In Proceedings of the 29th Annual Conference on Computer Graphics and interactive Techniques (San Antonio, Texas, July 23 - 26, 2002). SIGGRAPH '02. ACM Press, New York, NY, pp.473-482, 2002.
- [4] O.Arikan, D.A.Forsyth, and J.F.O'Brien, J. F, Motion synthesis from annotations, ACM Trans. Graph. 22, 3 (Jul. 2003), pp.402-408, 2003.
- [5] A.Witkin, and M.Kass, Spacetime constraints, In Proceedings of the 15th Annual Conference on Computer Graphics and interactive Techniques R. J. Beach, Ed. SIGGRAPH '88. ACM Press, New York, NY, pp.159-168, 1988.
- [6] Z.Liu, S.J.Gortler, and M.F.Cohen, Hierarchical spacetime control. In Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and interactive Techniques SIGGRAPH '94. ACM Press, New York, NY, pp.35-42, 1994.
- [7] L.Ren, A.Patrick, A.A.Efros, J.K.Hodgins, and J.M.Rehg, A data-driven approach to quantifying natural human motion, ACM Trans. Graph. 24, 3 (Jul. 2005), 1090-1097, 2005.
- [8] A.Safonova, and J.K.Hodgins, Analyzing the physical correctness of interpolated human motion, In Proceedings of the 2005 ACM Siggraph/Eurographics Symposium on Computer Animation (Los Angeles, California, July 29 - 31, 2005). SCA '05. ACM Press, New York, NY, pp.171-180, 2005.
- [9] T.Kim, S.I.Park, and S.Y.Shin, Rhythmic-motion synthesis based on motion-beat analysis, ACM Trans. Graph, 22, 3, 2003.
- [10] T.Kwon, and S.Y.Shin, Motion modeling for on-line locomotion synthesis, In Proceedings of the 2005 ACM Siggraph/Eurographics Symposium on Computer Animation (Los Angeles, California, July 29 - 31, 2005). SCA '05. ACM Press, New York, NY, pp.29-38, 2005.
- [11] P.S.Reitsma, and N.S.Pollard, Evaluating motion graphs for character navigation, In Proceedings of the 2004 ACM Siggraph/Eurographics Symposium on Computer Animation (Grenoble, France, August 27 - 29, 2004). SCA '04. ACM Press, New York, NY, 89-98, 2004.
- [12] 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.
- [13] O.C.Jenkins, and M.J.Mataric, Automated derivation of behavior vocabularies for autonomous humanoid motion, In Proceedings of the Second international Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (Melbourne, Australia, July 14 - 18, 2003). AAMAS '03. ACM Press, New York, NY, 225-232, 2003.
- [14] K.Pullen, and C.Bregler, Motion capture assisted animation: texturing and synthesis, ACM Trans. Graph. 21, 3 (Jul. 2002), 501-508, 2002.
- [15] A.Safonova, J.K.Hodgins, and N.S.Pollard, Synthesizing physically realistic human motion in low-dimensional, behavior-specific spaces, ACM Trans. Graph. 23, 3 (Aug. 2004), 514-521, 2004.
- [16] L.Ikemoto, and D.A.Forsyth, Enriching a motion collection by transplanting limbs, In Proceedings of the 2004 ACM Siggraph/Eurographics Symposium on Computer Animation (Grenoble, France, August 27 - 29, 2004). SCA '04. ACM Press, New York, NY, 99-108, 2004.
- [17] L.Kovar, and M.Gleicher, Automated extraction and parameterization of motions in large data sets, ACM Trans. Graph. 23, 3 (Aug. 2004), pp.559-568, 2004.
- [18] I.T.Jolliffe, Principal Components Analysis, Springer, 1986.
- [19] E.Gose, R.Johnsonbaugh, and S.Jost, Pattern recognition and Image Analysis, Prentice Hall, 1996.
- [20] L.Kovar, J.Schreiner, and M.Gleicher, Footskate cleanup for motion capture editing, In Proceedings of the 2002 ACM Siggraph/Eurographics Symposium on Computer Animation (San Antonio, Texas, July 21 - 22, 2002). SCA '02. ACM Press, New York, NY, pp.97-104, 2002.
- [21] C.J.C.Burges, A tutorial on support vector machines for pattern recognition, Data Mining and Knowledge Discovery, 2(2):pp.955-974, 1998.