

확률 기반의 동작 변환

장진욱*, 정규만**○, 이승용**

*엔-룩스 미디어 연구소, **포항공과대학교 컴퓨터공학과
*tyrann7@n-lux.com, **{misterq, leesy}@postech.ac.kr

Probability Based Motion Transformation

Jinwook Chang*, Kyuman Jeong**○, Seungyoung Lee**

*N-LUX Media Lab., **Dept. of Computer Science & Engineering, POSTECH

요약

본 논문에서는 동작 표본을 이용하여 내재하는 동작 특성을 추정하고, 이를 동작 변환에 적용하는 새로운 동작 변환 알고리즘을 제안한다. 기존의 역 운동학에 기반한 동작 변환 알고리즘은 우선 엔드 이펙터(end effector)의 궤적 차이를 줄이도록 한 후, 자세 공간에서 동작 간의 거리를 최소화하는 방향으로 자세를 변환시켰다. 그러나 동작 간의 거리에 대한 정의가 명확하지 않고, 이렇게 생성된 동작이 동작 주체가 취할 수 있는 자세라는 보장이 없기 때문에 실존 가능성이 낮은 부자연스러운 동작이 생성될 수 있다. 본 논문에서 제안하는 방법은 역 운동학 기반의 실존 가능성이 높은 자연스러운 동작 생성을 위해 동작 주체의 동작 표본을 고려한 확률분포를 이용한다. 제시된 알고리즘을 통한 동작 변환은 실존 가능성이 높은 자연스러운 동작을 생성할 수 있다.

제 1 절 서론

컴퓨터 그래픽스에서 인간 동작 애니메이션은 그 동안 많은 연구가 진행되어 왔다. 또한 인간의 동작에 대한 연구는 컴퓨터 그래픽스 이전에 생체 역학이나 로보틱스 등의 분야에서도 많은 연구가 진행되어 왔다. 인간은 매우 복잡한 구조를 갖고 있고, 움직이는 모습 또한 모두 정형화할 수 없을 정도로 복잡한 양상을 띄고 있기 때문에 자연스러운 동작을 얻기가 어려웠다. 컴퓨터 그래픽스에서 인간 동작 애니메이션은 매우 중요하지만 지금까지도 어려운 분야인 것은 바로 이러한 이유 때문이다.

인간 동작 애니메이션을 얻기 위한 방법은 크게 세 가지로 나눌 수 있다. 가장 직관적이고 현재까지도 널리 사용되고 있는 키프레이밍(keyframing) 방식은 전체 동작의 흐름 중에서 중요한 프레임에 대해 애니메이터가 직접 동작을 정의해 주고, 키프레임들 사이의 동작들은 적절한 보간(interpolation) 기법을 통해 자동적으로 계산함으로써 전체 동작을 생성한다. 역학(dynamics) 방식에서는 인체의 각 부위를 강체(rigid body)로 간주하고 이들을 표현할 물리적 요소들을 정의한다. 그리고 정의된 물리적 요소들을 제어할 역학 법칙들을 정의하여 전체 동작을 생성하는 제어 시스템을 구성한다. 최근 들어 모션 캡처(motion capture) 기술이 발전되면서 인간 동작 애니메이션에 있어서 새로운 전기를 맞게 되었다. 모션 캡처 기술은 직접 인간의 동작으로부터 데이터를 추출하기 때문에 매우 자연스럽다.

동작 변환은 하나의 모션 데이터를 서로 다른 가상 캐릭터에 적용하는 것을 말한다. 이때 동작 변환의 문제는 작은 두 개의 문제로 나누어 생각할 수 있다. 프레임 내에서 관절들 간의 상호 연관성을 고려하여 자연스러운 자세를 생성해 내는 문제(inter-joint correlation)와 프레임과 프레임 사이에 부드러운 연결을 이루어야 하는 문제(inter-frame coherence)이다. 본 논문에서는 전자의 문제를 해결하는데 초점을 맞추고 있으며, 후자의 문제는 [4]에서 제안된 다

계 B-spline 근사 기법을 이용하여 해결한다.

본 논문에서는 동작 변환시 동작 특유의 역학적, 비역학적 특성들이 가능한 한 보존되도록 할 수 있는 알고리즘을 제시한다. 본 논문에서 제안하는 방법은 역 운동학 기반의 실존 가능성이 높은 자연스러운 동작 생성을 위해 동작 주체의 동작 표본을 고려한 확률분포를 이용한다. 먼저 자세 공간에서 각 표본에 커널(kernel)을 부여하여 모든 커널의 합을 확률 영역으로 간주한다. 역 운동학 기반의 동작 변환에서는 항상 잉여 공간이 생기는데, 잉여 공간 내에서 확률을 최대화하는 방향으로 동작을 변환시킨다. 제시된 알고리즘을 통한 새로운 동작 변환은 실존 가능성이 높은 자연스러운 동작을 생성하게 된다.

제 2 절 관련 연구

2.1 동작 변환 기법들

Witkin과 Kass는 '시공간 제약 조건(spacetime constraints)' 방법을 제안하였다 [5]. 시공간 제약 조건의 핵심적인 생각은 동작을 시간에 따라 순차적으로 계산하는 것이 아니라 전체 동작을 한꺼번에 계산한다는 것이다. 결과적으로 각 프레임에서의 제약 조건을 만족하면서 프레임 간에 부드러운 연결을 유도해 낸다. Gleicher는 시공간 제약 조건 방법을 이용하여 동작 적응 문제를 해결하는 방법을 제시하였다 [3]. Witkin 등은 동작 파라미터 곡선(motion parameter curve)을 직접 다루어 동작 수정을 해결하는 방법을 제시하였다 [6]. Lee 등은 동작 수정 문제를 작은 두 개의 문제로 나누고 각각 역운동학(inverse kinematics)과 다단계 B-spline(multilevel B-spline) 기법을 적용하여 빠르고 정확하게 풀어내는 방법을 제시하였다 [4].

2.2 확률 기반 접근 방법

주어진 데이터로부터 데이터에 내재해 있는 동작 특성을 추정해 내고 이를 이용하여 새롭게 재구성해 내는데 확률 모델을 이용한 연구들이 있었다. 일반적으로 특성이 어떤 형태로 되어있는지 근본적으로 알지 못하는 경우, 적절한 확률 모델을 이용하여 특성을 추정해 낸다. 즉, 학습을 통하여 점차적으로 가장한 확률 모델을 표본 데이터에 맞추어 나간다. 결국 확률 모델은 표본 데이터에 들어맞는 모델로 다시 형성되고 이로부터 새로운 데이터를 생성해 낼 수 있다.

Brand 등은 동작 형성을 제어하는 몇 가지 파라미터들을 정의하고 엔트로피 최소화 기법을 이용하여 주어진 동작 데이터에 맞는 제어법칙을 추정해 내고 이를 통해 새로운 동작을 생성해 내는 기법을 제안하였다 [2]. Schödl 등은 일련의 비디오 데이터로부터 상태(state)를 찾아내고, 상태 사이의 전이 확률(transition probability)를 추정해 내었다 [1]. 이를 이용하여 상태의 전이 과정을 재구성함으로써 비디오 데이터를 무한히 생성해 낼 수 있는 기법을 제안하였다.

제 3 절 기본 알고리즘

전체 알고리즘은 입력된 데이터로부터 동작 특성 추정(estimate of probability field), 역운동학을 통한 제약 조건을 만족하는 자세 생성(inverse kinematics), 추정된 확률 영역에 기반한 확률 필터에 의한 자세 변환(probability motion filter)의 세 부분으로 이루어진다. 우선 전처리 과정에서는 확률 모델을 이용하여 동작 데이터 전체에 내재해 있는 동작 특성을 추정한다. 한편 제약 조건을 만족해야 하는 프레임들의 자세에 대하여 역 운동학으로 일단 제약 조건을 만족하는 한 가지 자세를 구한다. 여기서 구해진 자세는 제약 조건을 만족하지만 자연스러워야 한다는 조건을 만족한다는 보장이 없다. 따라서 전처리 과정에서 추정되었던 확률 영역에 기반한 동작 필터를 통하여 자연스러운 자세로 변환시켜 준다.

앞서 제시된 과정은 제약 조건을 만족해야 하는 프레임의 자세를 자연스러운 자세로 변환시키는 것이다. 그러나 전체적으로 부드러운 동작을 생성하기 위하여 변환된 자세들로부터 인접 프레임에서의 자세 변화를 유도해 내야 한다. 이를 위하여 변환된 프레임의 자세들과 원래 자세들과의 동작 변위(motion displacement) 함수를 구한 후 인접 프레임으로 전달(propagation)시켜 전체 동작을 부드럽게 변환시킨다. 지금까지 설명한 기본 알고리즘의 전체적인 과정을 pseudocode로 나타내면 Algorithm 1과 같다.

Algorithm 1 확률 기반의 동작 변환

```

INPUT : input motion
OUTPUT : transformed motion

func PMT
    estimate motion characteristics;
    for all the constrained frames
        solve IK for constraints;
        move pose by estimated motion characteristics;
    end
    propagate displacements to neighboring frames;
    
```

전체 과정 중에서 본 알고리즘의 핵심은 크게 두 부분으로 볼 수 있다. 전체 동작 데이터로부터 동작 특성을 추정

하는 과정과 추정된 동작 특성을 이용하여 제약 조건을 만족하지만 부자연스러운 자세를 자연스러운 자세로 변환시켜주는 과정이다. 4절과 5절에서 두 부분에 대해 자세히 설명한다.

제 4 절 확률 필드 추정

동작 데이터에 내포되어 있는 동작 특성을 확률 모델을 통하여 추정한다. 동작에 포함된 일련의 자세들은 각각 동일한 정도의 실존 가능성을 지니고 있다. 따라서 동작에 포함된 각 자세에 동일한 커널을 부여하고 이들을 합산하여 자세 공간에서의 확률 영역을 추정한다. 여기서 각 관절들을 독립적으로 다루는 것이 아니라, 서로간의 상관관계를 공분산 행렬을 통해 동작 표본들로부터 추정하고 이를 확률 영역을 생성하는데 이용한다. 이렇게 형성된 확률 모델은 동작에 내재해 있는 동작 특성을 포괄하게 되며 이를 자세에 적용하면 동작 데이터에 내재해 있던 동작 특성이 적용되어 자연스러운 동작을 유도할 수 있다. 지금까지 설명한 확률 모델 추정 과정을 pseudocode로 나타내면 Algorithm 2와 같다.

Algorithm 2 동작 특성 추정

```

INPUT : input motion
OUTPUT : probability density function

func estimate motion characteristics
    calculate correlation from input motion data;
    for all pose in motion
        give each pose a kernel with calculated correlation;
    end
    add up all kernels;
    
```

제 5 절 확률 기반 동작 필터

확률 기반 동작 필터는 역운동학의 잉여 공간 내에서 추정된 동작 특성을 따르도록 자세를 변환시켜준다. 추정된 동작 특성은 확률 영역으로 존재하므로 동작 특성을 만족시킨다는 것은 곧 잉여 공간에서 확률이 최대가 되는 자세로 이동시킨다는 것을 의미한다. 결국 최대 확률을 가지도록 자세를 이동시키면 변환된 자세는 동작 특성을 만족시키는 자연스러운 자세로 변환된다. 확률 영역의 함수가 일반적으로 비선형적일 것이므로 최대화하기 위해서는 기울기(gradient)를 이용한 반복적 최적화 방법을 이용한다. 일반적으로 기울기는 잉여 공간을 벗어날 수 있기 때문에 계산된 기울기를 잉여 공간에 투영시켜야 한다. 투영된 결과로 계산된 기울기는 결국 제약 조건을 위배하지 않으면서 확률을 최대화하는 방향의 벡터가 된다. 이렇게 확률값이 최대가 될 때까지 자세를 이동시켜 나아가면 결국 제약 조건을 위배하지 않으면서 확률값이 높은 자연스러운 자세로 변환된다. 지금까지 설명한 확률 기반 동작 필터에 의한 동작 변환 과정을 pseudocode로 나타내면 Algorithm 3과 같다.

제 6 절 실험 결과

그림 1은 달리는 동작으로 전체 동작 중 다섯번째 프레임에 본 논문에서 제시한 알고리즘을 적용한 예제이다. 그

Algorithm 3 확률 기반 동작 필터

INPUT : constraints-satisfying-pose
 OUTPUT : transformed pose

```

func move pose by estimated motion characteristics
    while probability is not optimum
        calculate gradient at current pose;
        project the gradient to null space;
        move in the direction of the projected gradient;
    end
    
```

림 1(a)는 입력된 자세이고 그림 1(b)는 오른손과 두 발에 제약 조건을 주고 기존의 역 운동학을 이용하여 변환시킨 결과이며 그림 1(c)는 확률 기반 동작 변환 알고리즘을 적용한 결과이다. 제약 조건에 의한 오른손과 두 발의 변화가 관절 간의 상관 관계 때문에 두 다리가 약간 벌어지게 만들었음을 관찰할 수 있다. 그림 2에서는 달리는 동작 전체를 동시에 보여준다. 그림 2(a)는 입력된 동작이고 그림 2(b)는 역 운동학을 이용한 결과이며 그림 2(c)는 확률 기반 동작 필터를 통한 결과이다. 그림에서 볼 수 있듯이 전체적으로 부드러운 동작이 생성되었다.



(a) 입력된 자세



(b) 제약 조건을 만족하는 자세



(c) 변환된 자세

그림 1: 제약 조건을 만족시켜야 할 프레임에서의 자세

제 7 절 결론

본 논문에서는 제약 조건을 만족시키면서 동시에 자연스러운 동작으로 변환시킬 수 있는 확률 기반 동작 변환 알고리즘을 제시하였다. 본 알고리즘은 동작 라이브러리를 구성하기 위해 필수적인 동작 변환에 대한 새로운 알고리즘으로 사용될 수 있다.

본 논문에서 제안한 알고리즘에서 사용한 확률 모델 추정 방법은 커널 기반 확률 모델 추정 방식이다. 비교적 간단한 동작 특성은 이 모델을 통해서 반영되지만, 복잡한 동작 특성은 나타나지 않을 수 있다. 따라서 좀 더 복잡한 동



(a) 입력된 동작



(b) 제약 조건을 만족하는 동작 동작



(c) 변환된 동작

그림 2: 달리는 동작

작 특성을 다룰 수 있는 확률 모델 추정 방법에 대한 연구가 필요하다.

감사의 글

본 연구는 (주) 엔젠 테크놀로지(정보통신부 산업기술개발사업, 과제번호 : 1NJO100201), 포항공과대학교 정보통신연구소(과제번호 : 2UD0051501), BK21 사업을 통하여 포항공과대학교 전자.컴퓨터공학부에 주어진 교육부의 재정지원을 통해 이루어진 것입니다.

참고 문헌

- [1] A. SCHODL, R. SZELISKI, D. S., AND I.ESSA. Video textures. *Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH '00)* (2000), 489-498.
- [2] BRAND, M., AND HERTZMANN, A. Style machines. *Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH '00)* (2000), 183-192.
- [3] GLEICHER, M. Retargetting motion to new characters. *Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH '98)* (1998), 33-42.
- [4] LEE, J., AND SHIN, S. A hierarchical approach to interactive motion editing for human-like figures. *Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH '99)* (1999), 39-48.
- [5] WITKIN, A., AND KASS, M. Spacetime constraints. *Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH '88)* (1988), 159-168.
- [6] WITKIN, A., AND POPOVIC, Z. Motion warping. *Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH '95)* (1995), 105-108.