

균등 자세 지도를 이용한 귀납적 동작 편집 기법에 관한 연구

정회원 이 범 로*, 정 진 현**

A Study on an Inductive Motion Edit Methodology using a Uniform Posture Map

Bum-Ro Lee*, Chin-Hyun Chung** Regular Members

요 약

키프레임 애니메이션 기법에 비해 보다 사실적이고 효율적인 작업을 가능하게 한 동작 포착 기법에 의한 동작 데이터는 편집의 어려움으로 인해 재사용이 용이하지 못하다는 문제를 가진다. 본 논문에서는 효과적인 동작 포착 데이터 편집 기법으로써 비감독 학습 기반의 균등 자세 지도(uniform posture map: UPM)를 이용한 동작 편집 기법을 제안한다. 다른 동작 편집 알고리즘들에 비하여 UPM 알고리즘은 상대적으로 적은 계산량을 요구하여 실시간 적용에 용이하며, 특히 자기 조직 지도(self-organizing map: SOM) 알고리즘을 이용한 동작 편집을 할 때, 실제로 존재하지 않은 자세가 포함될 수 있는 가능성을 학습 단계에서 제거함으로써 자세 생성에 있어서 안정성을 확보할 수 있다. 또한 제약조건이 많은 복잡한 대상체에 대한 적용에 있어서 제약조건의 수에 비례해서 계산량이 증가하는 기존 알고리즘의 약점을 보완한다. 본 논문에서는 UPM 알고리즘을 이용한 동작 편집 기법의 응용으로서 동작 전이 분야와 역운동학 분야에서의 적용 사례를 보였다. 본 논문의 제안 알고리즘은 가상 현실이나 컴퓨터 애니메이션, 게임들의 분야에 다양하게 적용될 수 있다.

ABSTRACT

It is difficult to reuse the captured motion data, because the data has a difficulty in editing it. In this paper, a uniform posture map (UPM) algorithm, one of unsupervised learning neural network, is proposed to edit the captured motion data. Because it needs much less computational cost than other motion editing algorithms, it is adequate to apply in real-time applications. The UPM algorithm prevents from generating an unreal posture in learning phase. It not only makes more realistic motion curves, but also contributes to making more natural motions. Above of all, it complements the weakness of the existing algorithm where the calculation quantity increases in proportion to increase the number of restricted condition to solve the problems of high order articulated body. In this paper, it is shown two applications as a visible the application instance of UPM algorithm. One is a motion transition editing system, the other is a inductive inverse kinematics system. This method could be applied to produce 3D character animation based on key frame method, 3D game, and virtual reality, etc.

I. 서 론

산업 전반에 걸친 컴퓨터 시스템의 도입은 단순 반복작업의 자동화를 통해서 작업의 효율을 극대화

하고 작업자가 작업 자체에 집중할 수 있도록 하는데 기여하였다. 디지털 애니메이션을 제작하는 과정에서 과거 제작자들이 각 프레임을 손으로 일일이 그려서 작업 하던 것을 동작 포착 시스템(moti

* (주)크리벨시스템즈 (redcom@creval.net), ** 광운대학교 정보제어공학과 (chung@kw.ac.kr)

논문번호 : 020462-1018, 접수일자 : 2002년 10월 18일

on capture system)을 도입해서 효율성을 높였다. 그러나 동작 포착 데이터의 경우에 키 프레임 방식의 경우처럼 동작 곡선에 제어점을 포함하고 있지 않아서 상호작용을 통한 동작을 편집할 수 없기 때문에 다양한 관점에서 포착된 동작 데이터의 편집에 대한 연구가 진행되고 있다.^{[12][3][4]}

다양한 동작 편집 기법 중에서 본 논문에서는 동작 전이 방식을 이용한다. 동작 전이란 짧은 단위 동작들로 구성된 동작 데이터베이스를 구성하고, 동작 데이터베이스에서 추출된 두개의 동작과 새롭게 생성된 중간 동작을 자연스럽게 연결하여 새로운 동작을 만들어 내는 동작 편집 기법이다. Rose^[9]는 중간 동작을 생성하기 위해서 비선형 프로그래밍 기법을 도입하였다. 비선형 프로그래밍은 제한 조건을 가지는 비선형 목적 함수가 최소값을 가지게 하는 해를 구하는 기법이다. 일반적으로 동작 전이의 경우에는 목적함수로서 동작의 에너지 함수를 사용하여 동작의 에너지를 최소화 시키는 해를 구한다. 그러나 다관절체의 실제 행동 방식이 반드시 에너지를 최소화하는 방향으로 이루어지는 것은 아니기 때문에 비선형 프로그래밍 방식은 자연스럽지 못한 동작을 생성해 낼 가능성이 있다. 또한 많은 계산량이 요구되고 알고리즘 자체에 작업자가 직관적으로 결과 동작을 제어할 수 있는 매개변수에 대한 고려가 없어서 실시간 상호작용을 통한 동작 전이에는 적합하지 않다. 본 논문에서는 다관절체의 동작의 경향을 나타내는 균등 자세 지도 (UPM: uniform posture map)을 이용한 동작 전이 기법을 제안한다. 제안된 기법에서는 동작 전이를 실제 동작에 의해 학습된 UPM에 근거해서 합성하기 때문에 보다 사실적인 중간 동작을 만들어 낼 수 있다. 또한 제안된 방법이 학습 단계에서는 다소 많은 계산량을 요구하지만 일단 UPM이 작성된 이후에는 동작 생성 단계에서 더 이상의 학습과정이 필요 없기 때문에 빠른 처리가 가능하다. 학습과 중간 자세 생성 과정의 계산 부하를 줄이기 위해 각 관절의 특성에 따라 자세 벡터를 4개의 벡터로 분할하여 각각 별도의 학습, 생성과정에 적용하였다. 생성된 중간 자세는 중간 동작 생성 과정에서 키 프레임으로 사용된다. 본 논문에서는 먼저 사용된 골격 모델과 특성에 따라 분류된 관절 클래스를 통한 동작 전이 수행의 효율성에 대해서 설명한다. 다음으로 동작 전이에 이용되는 UPM과 유사 알고리즘과의 장단점을 비교하고, 실제로 학습된 UPM 알고리즘을 이용한 동작 전이 실험과 결과에 대한 분석 등을 기술하였다.

많은 작업자들이 장면 내의 삼차원 다관절체의 자세를 정의하는 각 관절의 회전각의 집합으로 이루어진 매개변수를 결정하기 위해서 로보틱스 분야에서 널리 이용되고 있는 역운동학 알고리즘을 사용한다. 비록 역운동학 알고리즘이 다관절체의 엔드 이펙터의 위치를 제어하는데 매우 유용한 방법이라 하여도, 대부분의 알고리즘의 주된 관심은 다관절체가 자연스러운 자세를 가지도록 하는 데 있는 것이 아니라, 엔드 이펙터가 원하는 위치와 방향을 가지도록 만드는 데 있다. 그러나 삼차원 다관절체 애니메이션과 같은 응용 분야의 경우에는 실제로 다관절체의 엔드 이펙터의 정확한 위치와 방향보다는 전체 다관절체 자세의 자연스러운 전체 형태가 더욱 중요한 요소이다. 본 논문에서는 인간형 다관절체의 자연스러운 자세 제어를 위해 균등 자세 지도를 이용한 귀납적 역운동학 알고리즘을 제안한다. UPM은 비감독 학습 알고리즘을 통해서 다양한 자세들을 양자화함으로써 생성되며, 유사한 자세를 나타내는 출력 뉴런을 서로 인접한 위치에 배치하는 성질을 가진다. UPM은 학습 단계에서 실세계에 존재하지 않는 자세가 생성되는 것을 방지하고, 이것은 UPM을 통해 생성되는 자세가 인간형 다관절체의 물리적 제약 조건들을 충족하는 실세계에 존재하는 유효한 자세임을 보장해 준다. 그러므로 UPM에서 원하는 위치와 가장 가까운 위치에 엔드 이펙터를 위치시키는 자세를 찾아내는 작업만으로 자연스러운 자세를 가진 해를 찾아 낼 수 있다. 대부분의 작업자들은 엔드 이펙터를 정확한 지점에 위치시킨 해보다는 전체적으로 자연스러운 자세를 형성하는 해를 선호하기 때문에 제안된 알고리즘은 실제 키프레임 작업에 있어서 매우 유용하다. UPM을 이용한 역운동학 알고리즘을 구현하기 위해서 첫째로 인체의 동작 경향을 반영하는 UPM을 생성시키는 단계를 거치고 생성된 UPM에서 제공하는 여러 가지 정보를 이용해서 적당한 역운동학 해를 구할 수 있다. 만약 좀더 정확한 엔드 이펙터의 위치 제어가 필요한 경우에는 CCD 알고리즘을 응용해서 주어진 해를 보정할 수 있다.

이러한 기법은 키프레임 기반의 삼차원 다관절체 애니메이션의 제작이나 3차원 게임, 그리고 가상 현실 등의 다양한 분야에서 응용될 수 있다.

II. 관련 연구

동작 합성이나 동작 전이와 같은 동작 신호 처리

분야에 있어서 가장 많이 사용되는 알고리즘은 SQP (sequential quadratic programming)이나 BFGS와 같은 비선형 프로그래밍(non-linear programming: NLP)이며, 많은 학자들은 NLP를 이용한 시공 제약 조건(spacetime constraints)^[8] 기법을 사용자 상호작용에 의한 동작 편집 방법으로 제안하여 왔다. 대부분 기존의 동작 데이터를 변형하기 위한 연구들이었고, NLP에 적용되는 변수는 동작 데이터의 동작 곡선의 제어점이 대부분이었는데, 1996년 Rose^[9]가 시공 제약 조건을 이용한 NLP 알고리즘으로 포착된 동작 데이터들을 연결하여 새로운 동작을 생성하는 동작 전이 기법을 처음으로 제안 하였다. 그러나 이러한 접근 방법은 몇 가지 문제점을 수반하는데, 첫번째가 계산량에 대한 문제^{[7][9]} 이다. 본 논문에서는 21개의 관절로 정의되는 모델을 사용하는데, 한 관절이 3 DOF를 가지므로 하나의 자세를 표현하는데 63개의 인자를 가지는 DOF 벡터가 사용된다. 따라서 적절한 해를 찾기 위해서 63차원의 에리 공간에 대한 검색과 63차원의 목적 함수를 각 반복 단계마다 매번 계산을 해야 한다. 실제로 알고리즘에 따라 약간의 차이는 있지만 일반적으로 NLP는 많게는 에서 적게는 에 해당되는 계산 부하를 가지는 것이 일반적이다^{[7][8]}. 따라서 대상체가 63차의 고차원의 벡터일 경우 엄청난 계산량을 필요하고, 이것은 실시간 처리되는 사용자 상호작용 시스템에 있어서 심각한 문제점이라 할 수 있다. 또 다른 문제점은 NLP 기법에서는 항상 목적 함수로 설정된 각 DOF의 에너지 함수를 최소화하는 해를 구한다는 것이다^[7]. 그러나 자신의 내부적인 근육의 힘에 의해 자발적으로 움직이는 다관절체가 항상 자신의 동작 에너지 값을 최소화하는 방향으로 움직이는 것은 아니다. 따라서 구해진 해에 대응되는 결과 동작이 자칫 실세계에 존재하지 않는 부자연스러운 동작이 될 가능성이 있다. 특히 발레와 같이 의도적으로 안무된 동작을 대상으로 할 경우 이러한 문제점은 더욱 두드러질 수 있다. 세번째로 동작 제어의 편의성에 관한 문제로서 작업자가 상호작용을 통해 동작을 제어하기 위해서는 직관적이고도 예측 가능한 제어 변수가 필요하다. NLP의 경우에는 이러한 제어 변수를 갖지 않아 직관적인 제어에 어려움이 있다.

Kohonen의 자기 조직 지도 (self-organizing map)^[1]는 이러한 문제점들에 대한 해결에 적합한 비감독 학습망이다. 입력 뉴런과 출력 뉴런 그리고 양측의 뉴런을 연결하는 연결 강도로 구성되며, 학습과정

중에 입력된 정보들의 경향을 반영하여 특성 지도(feature map)를 조직한다. 자기 조직 지도의 학습 과정에 다관절체의 동작 데이터를 입력 패턴으로 사용한다면 자기 조직 지도의 특성 지도는 다관절체의 동작 패턴을 반영할 것이고, 이는 자연스러운 동작 생성에 기여할 수 있다. 그림 1은 기본적인 자기 조직 지도의 기본 구조를 나타낸다.

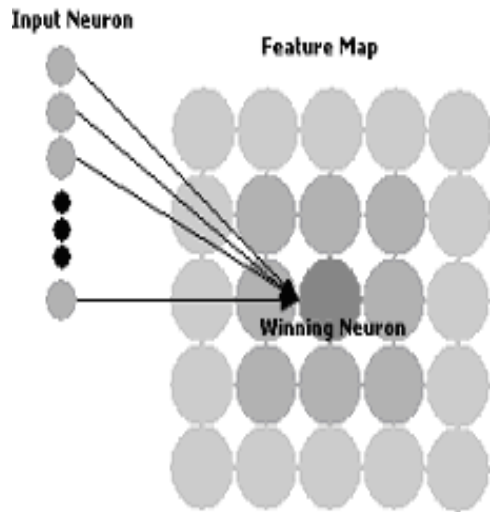
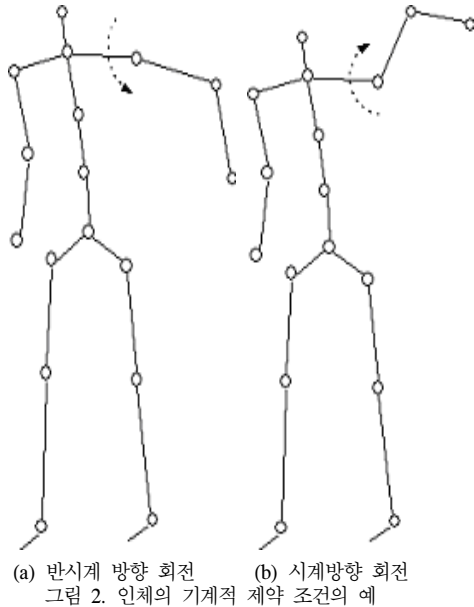


그림 1. 자기 조직 지도

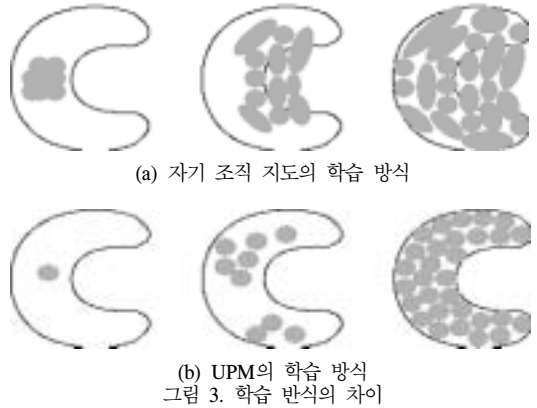
III. 균등 자세 지도

일반적으로 자기 조직 지도는 샘플 벡터들로 구성된 샘플 공간을 정확하게 반영하며, 상대적으로 빠른 학습 시간을 나타내지만 샘플 공간이 매우 복잡한 모양을 가질 경우 샘플 공간을 적절히 반영하지 못하는 단점을 가진다. 특히 샘플 공간이 오목한 (non-convex) 부분을 가질 경우에는 샘플 공간 밖의 유효하지 않은 공간에 출력 뉴런이 위치하는 경우가 간혹 발생하게 된다. 이것은 자기 조직 지도가 출력 뉴런간에 근접 관계를 유지하고자 하는 특성에 기인한다^[11]. 대부분의 응용 분야에서 이런 출력 뉴런은 발생 빈도가 적고, 전체 결과에 크게 영향을 미치지 않기 때문에 무시될 수 있다. 그러나 인간과 같이 실존하는 다관절체는 각 관절에 물리적인 제한이 존재하기 때문에 DOF 값으로 이루어진 벡터 공간상에 샘플 영역은 오목한 부분이 있을 수 있고 이것은 실존하는 두 자세를 토대로 산술적으로 계산된 중간 자세가 존재하지 않을 수 있다는 의미이다. 그림 2는 인체의 물리적 제약의 예를 보인다.



(a) 반시계 방향 회전 (b) 시계방향 회전
그림 2. 인체의 기계적 제약 조건의 예

그림 2의 (a)는 반시계 방향으로 회전하는 팔을 나타내고, 그림 2의 (b)는 시계방향으로 회전하는 팔을 나타낸다. (a)와 (b)의 중간 자세는 (a)보다 반시계 방향으로 더 회전한 형태가 되어야 하지만 어깨 관절이 더 이상 회전하지 않기 때문에 실제 두 동작의 중간값은 정상적인 상황에서 존재하지 않는다. 이러한 예는 인간의 자세를 표현해주는 DOF 값으로 구성된 벡터들의 집합이 오목하다는 것을 증명한다. 따라서 인체 골격을 모델로 하는 자세 교정 시스템이나 의료 시스템 또는 다관절체 애니메이션 등의 분야에서 이러한 뉴런이 결과에 상당한 악영향을 미칠 수 있다. 또한 자기 조직 지도의 학습 과정에서는 많은 매개 변수들의 값을 결정해야 하지만 이러한 변수들을 적절하게 결정하기 위해서는 학습과 생성된 자기 조직 지도를 조사해야 하는 몇 번의 시행착오 과정이 요구된다. 이는 요구되는 많은 변수들을 결정하는 유효한 규칙들이 없기 때문이다. 이러한 자기 조직 지도의 문제들을 해결하기 위해서 본 논문에서는 균등 자세 지도를 제안한다. 초기 연결 강도를 난수로 초기화 하고, 그것을 바탕으로 지도를 구성하는 자기 조직 지도와는 달리 UPM에서는 주어진 입력 샘플 벡터의 정보를 바탕으로 지도 구조를 결정한다 이 과정에서 미리 결정되어야 하는 매개변수는 근접도의 반지름 값과 출력 뉴런의 최대 허용 반지름 값 뿐이다. 그림 3는 자기 조직 지도와 UPM이 가지는 지도 학습 방식의 차이를 나타낸다.



(a) 자기 조직 지도의 학습 방식
(b) UPM의 학습 방식
그림 3. 학습 방식의 차이

그림 3에 나타난 바와 같이, UPM의 경우에는 정해진 출력 뉴런의 수가 없다. 만약 입력 샘플에 대해 특정 거리 내에 어떤 출력 뉴런도 존재하지 않을 경우, 기존 출력 뉴런의 연결강도를 변화시키지 않고 새로운 출력 뉴런을 UPM에 추가한 후 그때 적용된 입력 샘플로 연결 강도를 설정한다. 그러므로 오목한 구역에서 무리하게 기존 출력 뉴런의 구조를 변형시켜 유효하지 않는 범위에 출력 뉴런이 위치하게 되어 야기되는 자기 조직 지도의 문제점을 개선할 수 있다. 그리고 자기 조직 지도에서 미리 정해야 하는 많은 매개변수를 자동으로 결정하여 학습 과정의 시행 착오를 대폭 감소 시킨다. 또한 일단 생성된 UPM을 이용해 중간 동작을 계산하는 과정 중에도 입력된 두 벡터와의 거리, 그리고 특정 지점에서 대한 각 출력 뉴런까지의 거리 비교 연산만을 필요로 하기 때문에 단지 예 해당하는 계산량만이 요구된다. 따라서 계산량을 상당히 감소시킬 수 있는 장점을 가진다. 그러나 UPM은 학습의 결과가 학습 과정에서 입력되는 샘플에 종속된다는 문제점을 가지고 있다. 따라서 입력 샘플의 적절한 선별이 우수한 결과를 만들어 내는 중요한 요소로 고려 되어야 한다.

IV. 균등 자세 지도를 이용한 동작 편집 응용

자기 조직 지도를 기반으로 설계된 UPM의 두 출력 뉴런의 기하학적 거리는 출력 뉴런간의 유사성 정도와 매우 깊은 관련이 있으며, 이러한 특성을 이용해서 UPM을 동작 전이에 응용할 수 있다. 서로 다른 두 동작의 전이를 위해서는 적절한 중간 동작을 생성하고 이를 이용하여 두 동작을 자연스럽게 연결시키는 과정이 필요하다. 본 논문에서는

이 과정을 통해 전후 동작의 특성을 반영하는 중간 자세를 생성하고 전후 동작의 정보를 함께 적용하여 B-스플라인 기법을 이용해서 두 동작을 연결하는 방식으로 처리하였다. 이는 애니메이션 제작자가 키 프레임 방식의 애니메이션을 제작하는 과정과 매우 유사하므로, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 수작업으로 키 프레임을 잡는 애니메이션 제작자의 역할을 대신하는 것이라 할 수 있다. 일반적인 응용 분야에서 비감독 학습 기반 신경망의 출력값을 찾고자 할 때, 입력에 대한 모든 출력 뉴런과의 기하학적 거리를 계산하고 그 중 가장 작은 거리를 갖는 출력 뉴런의 연결 강도를 알아내는 것이 일반적이다. UPM의 경우에는 두개의 입력과 하나의 출력을 가지며 사용 목적이 다르기 때문에 새로운 출력 방식이 필요하다.

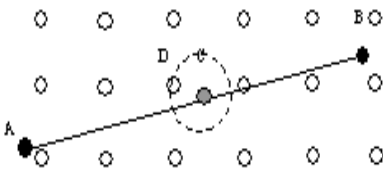


그림 4. 중간 자세 출력 방식

그림 4는 UPM으로부터 입력된 두 자세에 대한 중간 자세를 찾아내는 과정을 설명하고 있다. 먼저 두 입력 벡터 A와 B를 UPM의 해당 위치에 대응시키고, 두 입력 벡터의 중간 위치에 있는 벡터 C를 계산한다. 다음으로 기하학적으로 벡터 C와 가장 가까이 위치하고 있는 뉴런 D를 구할 수 있다. 이 단계에서 최종적인 결과값을 사용자의 의도에 따라 제어하고자 한다면 α 와 β 의 길이를 조절하기만 하면 된다. 그에 따라 두 벡터에 대해서 서로 다른 합성비를 가지는 새로운 출력 뉴런이 결정되며, 따라서 원하는 결과들을 얻을 수 있게 된다. 그러므로 상호작용을 통해 작업자가 원하는 자세를 선택할 수 있다.

연역적인 방식으로 해를 구하는 일반적인 역운동학 알고리즘은 물리적 제약조건이 많은 인간형 다관절체의 자세를 제어하기에 많은 어려움이 있다. 일반적인 역운동학 알고리즘의 주된 응용 목적은 엔드 이펙터를 희망하는 위치에 희망하는 방향으로 위치시키는 것이다. 이러한 응용분야에서 엔드 이펙터를 포함하지 않는 다른 링크의 자세를 고려하게 되는 경우는 다관절체의 작업 환경 내에서 루트와 엔드 이펙터 사이에 존재하는 장애물을 회피해야 하는 경우 정도이다. 이 경우에도 자세의 형태 자체를 고

려하는 것은 아니다. 만약 제어 대상체가 산업용 로봇 시스템이 아닌 인간형 삼차원 다관절체의 팔이나 다리라면, 그것의 자연스러운 자세 자체가 적용되는 역운동학 주된 목적이 될 수 있다. 이러한 응용 분야에 있어서 많은 작업자들은 전통적인 역운동학을 이용해서 자연스러운 자세를 생성하기 위해서 여러 번의 시행착오를 거치거나 관절을 특성 별로 나누어 각각의 부분에 별도의 역운동학을 적용하는 방식을 사용한다. 따라서 로봇의 엔드 이펙터 제어와는 다른 관절의 역운동학 알고리즘에 대한 연구의 필요성이 요구된다. 본 논문에서는 UPM을 이용한 귀납적 역운동학 (inductive inverse kinematics : IIK) 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 두 단계와 하나의 선택 단계로 구성된다. 우선 인간형 다관절체의 동작 경향을 반영하는 균등 자세 지도를 생성한다. 균등 자세 지도를 생성한 후에 각 출력 뉴런과 대응되는 미리 계산된 전진운동학 표를 작성하는 것을 권장한다. 전진운동학 표는 각각의 출력 뉴런에 의해 결정되는 자세들의 엔드 이펙터의 위치를 미리 계산하여 저장하는 표로서 실행시간 동안의 계산량 감소에 많은 기여를 한다. 두 번째 단계로는 전진운동학 표를 검색하여 다관절체의 엔드 이펙터가 위치하기 원하는 위치와 가장 근거리의 엔드 이펙터의 위치를 가지고 있는 출력 뉴런을 검색하고 해당 출력 뉴런의 자세를 우리가 찾고자 하는 해로 선택한다. 대부분의 경우 선택된 자세 벡터는 엔드 이펙터가 희망 지점과 충분히 가까우며 자세 자체의 자연스러움을 유지하는 자세 벡터이다. 만약 작업자가 현재의 엔드 이펙터 위치를 원하는 위치에 더 가까이 접근 시키고자 원하면 선택적으로 전형적인 CCD 알고리즘을 사용할 수 있다. 선택적 단계에서 DOF 범위 표에 의해 제약이 되는 CCD 알고리즘을 이용해서 1, 2 단계에서 도출된 해를 보정한다. 경험적으로 결정되는 DOF 범위 표는 기존 CCD 알고리즘에 의해 회전되는 각축의 회전각 범위를 제한하고 있다. 각 계산 단계에서 결정된 회전각을 관절에 적용한 결과가 DOF 표에 정의된 범위를 벗어나는지를 확인한다. 만약 범위를 벗어나면 /2로 를 대체한 후 다시 만큼 회전한 후 다시 결과를 비교한다. 이 단계는 DOF 범위 표에 정의된 범위를 만족하는 를 찾을 때까지 반복하거나 미리 설정된 반복 횟수를 초과하기 전까지 계속된다. 만약 범위 조건을 만족하는 를 찾아내게 되면, 만큼 관절을 회전시키고, 그렇지 못한 경우 다음 관절로 진행 과정을 넘긴다. 다음은 UPM을 이

용한 귀납적 역운동학 알고리즘의 수행 과정이다.

1) 초기화

- (1) 출력 뉴런의 최대 허용 반지름 r 을 초기화 한다.
- (2) 초기 근접도를 초기화 한다.
- (3) 처음 입력된 샘플 벡터를 첫번째 출력 뉴런의 연결 강도로 세팅한다.

2) 입력된 샘플 벡터와 모든 출력 뉴런과의 거리가 r 을 초과하는지 시험한다.

- (1) 모든 출력 뉴런과의 거리가 r 을 초과하는 샘플에 대해서는 새로운 뉴런을 추가하고, 그에 대한 연결 강도로 세팅한다.
- (2) 하나 이상의 출력 뉴런이 거리 r 이내에 존재하면 3) 단계로 진행한다.

3) 활성 출력 뉴런 계산

- (1) 활성 출력 뉴런 O_j 는 다음 식 (1)에 의해 계산된다.

$$O_j = F_{\min}(d_j) = F_{\min}\left(\sum_i (X_i - W_{ji})^2\right) \quad (1)$$

여기서 F_{\min} 는 단위 함수로서 j 번째 출력 뉴런이 최소의 활성도 값을 가지는 경우 그 출력 뉴런과 인접 출력 뉴런에 대해서는 1을 출력 시키고, 나머지 출력 뉴런에 대해서는 0을 출력한다.

4) 연결강도 학습

- (1) 활성화된 출력 뉴런에 대한 연결 강도를 다음 식 (2)에 의거하여 갱신시킨다.

$$\Delta W_{ji} = O_j \eta (X_i - W_{ji}) \quad (2)$$

여기서 η 는 학습이 반복됨에 따라 감소하는 학습율이다. ($0 < \eta < 1$)

- (2) 전체 입력 샘플에 대한 학습 과정을 마친 후 학습율 η 과 근접도를 감소시킨다.
- (3) $\eta = 0$ 이 될 때까지 위 과정을 반복한다.

5) DOF 범위 표와 전진운동학 표를 생성한다.

- 6) 전진운동학 표를 검색하여 원하는 위치와 가장 가까운 전진운동학 값을 가지는 출력 뉴런을 검색한다.

- 7) 검색된 출력 뉴런에 대응되는 자세 벡터를 주어진 원하는 위치에 대한 역운동학의 결과로 설정한다. 만약 추가적으로 자세 보정을 원할 경우 이 단계에서 설정된 자세를 기존 CCD 알고리즘의 초기 자세로 설정한다.

- 8) $N =$ 링크의 갯수로 설정한다.

- 9) N 번째 링크의 루트 R 에 대해서 다음과 같은 두 벡터를 정의한다, \overrightarrow{RE} 는 R 로부터 현재의 엔드 이펙터 E 까지로 정의되는 벡터이고, \overrightarrow{RD} 는 R 로부터 원하는 위치 D 까지로 정의되는 벡터이다.

- 10) 두 벡터 \overrightarrow{RE} 와 \overrightarrow{RD} 의 내각으로 정의되는 회전각 α 를 두 벡터의 내적으로 계산한다. 반복 제한 카운터 C 를 0으로 설정한다.

- 11) 두 벡터의 외적 $\vec{P} = \overrightarrow{RD} \times \overrightarrow{RE}$ 을 계산한다. 벡터 P 는 N 번째 링크를 회전시키는 축으로 사용된다.

- 12) 회전각 α 를 적용한 관절의 전체 회전각이 DOF 범위 표에서 지정된 범위를 초과하는지 조사한다.

- (1) 만약 회전각 α 가 DOF 허용 범위를 초과하는 회전각을 만들면, $\alpha = \alpha/2, C=C+1$.

① $C <$ 허용된 반복 횟수면, 12)단계 수행.

② $C \geq$ 허용된 반복 횟수이면, 13)단계 수행.

- (2) 만약 회전각 α 가 범위를 만족하는 회전각을 생성하면, 해당 관절을 \vec{P} 를 축으로 α 만큼 회전시킨다.

- 13) N 을 1만큼 감소시킨다.

- (1) 만약 N 이 0이 아니면, 9)단계에서부터 동일한 과정을 반복한다.

- (2) 만약 N 이 0이면, 현재의 엔드 이펙터와 원하는 위치 사이의 거리를 계산한다.

14) 13)-(2) 단계의 계산 결과에 따라 엔드 이펙터와 원하는 위치가 충분히 가까우면 전체 과정을 종료한다. 그렇지 않으면 8)단계에서부터 동일한 과정을 반복한다.

V. 실험 및 결과

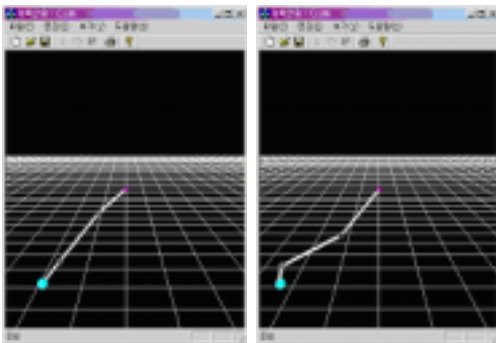
1. 역운동학 적용 실험

UPM을 이용한 역운동학 알고리즘은 크게 세가지 독립적인 단계로 구성되어 있는데, 균등 자세 지도의 생성을 위한 학습 단계와 생성된 균등 자세 지도를 이용한 역운동학 해를 구하는 단계, 그리고 구해진 해를 기존의 CCD 알고리즘을 이용해 보정하는 선택적인 단계이다. 본 실험에서는 균등 자세 지도의 학습 단계에서 실제 인간의 동작을 VICON 광학 동작 포착 시스템을 이용해 포착한 동작 포착 데이터를 이용하였으며 전체 골격 구조체 중에서 본 실험의 테스트를 위해서 비교적 많은 제약 조건을 가지고 있는 오른쪽 다리를 테스트 다관절체로 선택하였다. 선택된 다관절체는 3개의 관절과 9 DOF를 가지며 각 DOF당 하나의 입력을 할당하여 총 9개의 입력 뉴런을 가진 지도 구조체를 설정한 다음 학습을 실행하였다. 초기 근접도는 5, 반복 횟수를 50회, 학습 주기는 1800회, 최대 허용 반지름은 10, 초기 학습율은 0.7로 설정하였으며, 반복 학습 때마다 근접도는 1, 학습율은 0.1씩 감소를 시켰다. 최대 출력 뉴런의 개수는 1700개로 설정하였고 UPM 알고리즘이 실제로 생성해 낸 출력 뉴런은 1608개였다. 균등 자세 지도가 생성되고 난 후, 두개의 원하는 위치를 설정하고 이 두 점에 대해서 CCD 알고리즘과 IKK 알고리즘을 번갈아 적용하여 실험 결과를 얻었다.

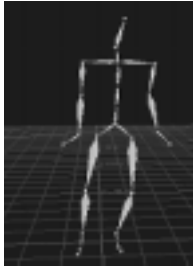
그림 5는 CCD 알고리즘과 IKK 알고리즘을 동일한 원하는 위치에 적용했을 때의 상이한 결과를 보여준다. 두 그림 5의 (a), (b)는 (6, -55, -50) 3차원 위치에 대한 실험 결과이다. 또한 그림 5의 (a)는 CCD 알고리즘으로부터 얻어진 결과이고 그림 5의 (b)는 IKK로부터 얻어진 결과이다. 그림 5에서 중앙에 위치한 구는 오른쪽 다리의 루트를 나타내고 링크의 끝부분의 구는 원하는 위치를 나타낸다. 또한 각 링크 사이의 구는 각 관절의 위치를 나타낸다. 루트로부터 세번째 링크가 인체의 발에 해당되는 링크이다. 그림 5에 나타난 바와 같이 IKK에 의해 생성된 (b)는 인체가 가지는 기본적인 물리적 제약 조건을 준수하고 인체의 자연스러운 동작 패턴을 유지하고 있다. 이를 인간형 다관절체에 적용한다 하더라도 자연스러운 다리의 자세를 생성할 수 있다. 반면에 CCD 알고리즘으로부터 생성된 (a)는 발목 관절이 인체의 기본적인 관절의 움직임과 반대로 형성되어 있으며 초기 자세로부터 원하는 위치에 가장 빠른 시간에 접근할 수 있는 자세를 생성한다. 따라서 (a)에 나타난 자세를 사용해서 인간형 다관절체에 적용했을 경우, 관절이 비정상적으로 뒤틀린 결과를 얻을 수 밖에 없다.

2. 동작 전이 적용 실험

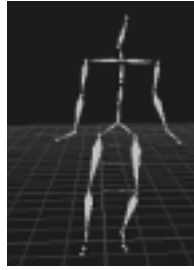
제안된 동작 전이 알고리즘을 다양한 조각 동작에 적용한 결과 중에서 두 가지 결과는 아래 그림 6과 같다. 적용된 조각 동작은 200 프레임의 길이를 가지며, 20 프레임의 전이 구간을 설정하였다. 따라서 다음 그림에서와 같이 200번째 프레임부터 220번째 프레임까지가 전이 구간이다. 그림 6은 두개의 춤 동작을 합성한 전이 동작을 다섯 프레임마다 한 프레임씩 나타내었다. 동작 전이 과정에서 UPM의 입력값으로 직접 사용한 프레임은 (b) 와 (f) 프레임이고, (d)가 출력된 결과 프레임이다. 동작 전이 과정에서 실제 자세 데이터에 의해 학습된 정보를 바탕으로 중간 동작들을 합성하게 되므로, 각 자세는 대상 다관절체의 고유한 동작의 특성을 유지하면서 자연스러운 동작을 연출하게 된다.



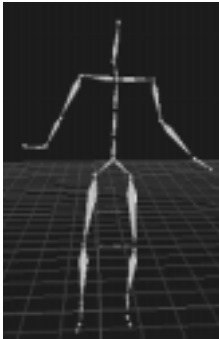
(a) CCD 사용의 예 (b) IKK 사용의 예
그림 5. 두 알고리즘의 적용 결과 비교



(a) 195 프레임



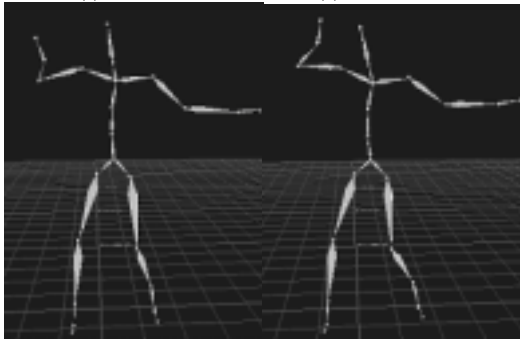
(b) 200 프레임



(c) 205 프레임



(d) 210 프레임



(e) 215 프레임

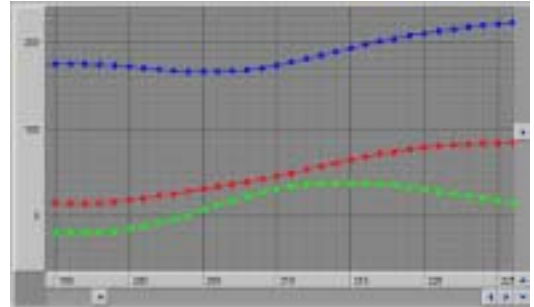
(f) 220 프레임



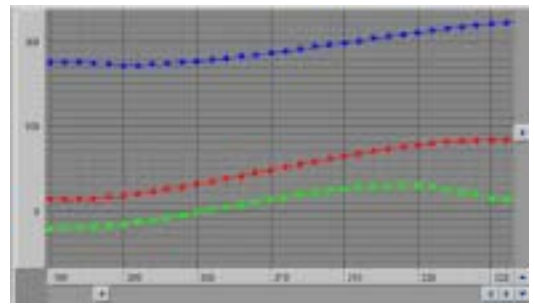
(g) 225 프레임
그림 6. 동작 전이 결과

예를 들어 그림 6의 (d)를 보면, 오른쪽 어깨의 DOF 값이 그림 (b)와 (f)간의 산술적 평균 DOF값이 아님을 알 수 있는데, 이는 그림 7의 (a)에 나타난 오른쪽 어깨의 DOF 값의 그래프를 보면 더욱 확실

히 알 수 있다. 그림 7의 (a)는 그림 6의 동작 전이 과정 중에서 오른쪽 어깨 관절의 DOF 값의 변화를 그래프로 나타낸 그림이다. 선형 보간법으로 동작 전이를 실행한 경우를 나타낸 그림 7의 (b)와 비교 하였을 때, 자연스러운 곡선을 그리는 그림 7의 (a)와 다르게 그림 7의 (b)는 전이 구간에서 굴곡 없이 직선으로 떨어지는 모습을 보이며, 이러한 전이 과정은 부자연스러운 동작을 생성할 가능성이 있다.



(a) UPM을 이용한 보간법



(b) 선형 보간법
그림 7. 동작 곡선의 비교

일반적으로 동작 전이 과정의 계산량은 사용되는 모델의 DOF수에 비례한다. 시공 전이 방법을 이용하는 Rose의 실험^[9]에서는 Pentium 100MHz 시스템상에서 44 DOF의 모델을 사용한 동작 전이를 수행하는데 72초가 소요되었다. 본 논문에서 제안한 UPM을 이용하여 계산속도가 유사한 Pentium 133 MHz 시스템에서 63 DOF의 모델을 가지고 동작 전이를 수행한 결과 2초 이하의 시간이 소요되었다. 이것은 UPM 알고리즘이 계산량의 측면에서 장점을 가지고 있다는 사실을 증명한다. UPM 알고리즘을 많은 동작 데이터들에 적용하여 실험한 결과로서 계산 속도나 결과 동작 측면에서 만족스러운 결과를 얻을 수 있었고 대부분의 결과에서 실세계에 존재하는 중간 자세들로 이루어진 부드러운 동작 전이를 얻을 수 있었다.

VI. 결 론

디지털 애니메이션이나 삼차원 게임에 등장하는 인간형 다관절체의 동작을 연역적으로 모델링하고 이를 분석하는 작업은 매우 난해한 작업이다. 이는 다양한 다관절체의 동특성을 제한된 몇 개의 수식으로 표현하기가 어렵기 때문인데 본 논문에서는 이러한 문제점에 대해 다양한 다관절체의 동특성을 자유롭게 표현 가능한 학습 알고리즘인 **UPM** 알고리즘은 도입함으로써 그 해결 방안을 제시하였다. 제안된 알고리즘은 또한 기존 알고리즘이 가지는 높은 계산 비용의 문제점을 해결하기 위한 대안으로서의 의미를 가지기도 한다. 실제로 실험에서 나타난 바와 같이 결과를 생성해 내는 과정에서 **UPM**을 사용하면 기존 알고리즘의 1/20정도의 계산량만으로 유사한 결과를 얻을 수 있다. 물론 기존 알고리즘이 많은 제약조건을 고려하기 위해서 더 많은 계산을 필요로 하는 것이지만, 그렇게 해서 얻어진 결과 값이 **UPM** 알고리즘에 의해 생성된 결과 값보다 인간의 눈에 더 자연스럽다는 보장은 없다. 더구나 보다 많은 제약조건을 적용했을 경우 보다 많은 계산량을 요구하는 기존 알고리즘에 약점도 **UPM**에는 존재하지 않는다. 무엇보다 여러 가지 원인으로 동작 처리 과정 중에 발생할 수 있는 왜곡 현상들을 최소화 시켰다는 점은 본 논문에서 제안된 알고리즘의 가장 큰 장점이다. 또한 본 논문에서는 기존 역운동학 알고리즘이 지향하는 바와 상이한 응용분야 예컨대 디지털 애니메이션과 같은 분야 - 에서 기존 역운동학 알고리즘의 설계 목적과 같은 우수한 성능을 보이지 못하는 경우를 설명하고 역운동학에 대한 **UPM** 알고리즘의 적용 사례를 그에 대한 대안으로 제시하였다. 따라서 주관적이고 매우 복잡한 데이터의 처리 과정에서 학습 알고리즘과 같은 귀납적 접근 방법이 보다 유용할 수 있다는 가능성을 보였으며, 차후에는 이러한 접근들에 대한 실용적인 적용해 대해서 연구를 진행할 것이다.

참고문헌

[1] M. Brand and A. Hertzmann, "Style machine," Proc. of SIGGRAPH 2000,

pp.183-192, ACM Press, 2000.

- [2] Harold C. Sun, Dimitris N. Metaxas, "Automating gait generation," Proc. of SIGGRAPH 2001, pp. 261-270, ACM Press, August, 2001.
- [3] H. J. Shin, J. Lee, S. Y. Shin, Michael Gleicher, "Computer puppetry," ACM Trans. on Graphics, vol. 20, issue 2, pp. 67-94, April, 2001.
- [4] Z. Popovi, "Controlling physics in realistic character animation," Communications of the ACM, vol. 43, issue 7, pp. 50-58, July, 2000.
- [5] B. R. Lee, C. H. Chung, "The Motion-Based Video Segmentation for Low Bit Rate Transmission," Journal of KIPS, vol.6, no.10, September 1999.
- [6] B. R. Lee, C. H. Chung, "Uniform Posture Map Algorithm to Generate Natural Motion Transitions in Real-time," Journal of KISS: Computing Practices, vol. 7, no. 6, December 2001.
- [7] Jeehee Lee and Sung Yong Shin, "A Hierarchical Approach to Interactive Motion Editing for Human-like Figures," Proc. of SIGGRAPH 99, pp. 39-48, ACM Press, 1999.
- [8] Soon Ki Jung, "Motion Analysis of Articulated Objects For Optical Motion Capture, Ph.D. thesis, Dept. of CS, KAIST, 1997.
- [9] Charles Rose, Bobby Bodenheimer, Michael F. Cohen, "Verbs and Adverbs: Multidimensional Motion Interpolation," IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 18, no. 5, pp. 32-40, September. 1998.
- [10] Michael Gleicher, "Motion Editing with Spacetime Constraints," Proc. of Symposium on Interactive 3D Gra

phics, pp.149-148, 1997.

- [11] Radek Grzeszczuk, Demetri Terzopoulos, Geoffrey Hinton, "NeuroAnimator: Fast Neural Emulation and Control of Physics-Based Models," Proc. of SIGGRAPH 98, pp.9-20, ACM Press, 1998.
- [12] Woo, J. Neider, Tom Davis, Dave Shreiner, "OpenGL programming Guide, 3rd edition," Addison-Wesley. 1999.
- [13] K. J. Choi, H. S. Ko, "On-line motion retargeting," J. Visual. Comput. Animation 11, pp. 223-243, 2000.

이 범 로(Bum-Ro Lee)

정회원



1993년 2월 : 광운대학교 제어
계측공학과 졸업.
1995년 2월 : 광운대학교 제어
계측공학과 석사.
2002년 8월: 광운대학교 제어
계측공학과 박사.
1995년 1월 ~ 1998년 4월 : 현

대정보기술 선임.

1998년 4월 ~ 2000년 3월: LG인터넷 대리.

2000년 3월 ~ 2001년 3월: (주)OCON 개발팀장.

2001년 3월 ~ 현재: (주)크리벨시스템즈 대표이사.

<관심분야> 3D graphics, Motion capture, Neural network, Fuzzy System, Network system.

정 진 현(Chin-Hyun Cung)

정회원

제26권 제12A호 참조.