

자연스러운 자세 제어를 위한 귀납적 역운동학 알고리즘

(Inductive Inverse Kinematics Algorithm for the Natural Posture Control)

이 범 로 * 정 진 현 **

(Bum Ro Lee) (Chin Hyun Chung)

요 약 역운동학 알고리즘은 다관절체의 엔드 이펙터를 제어하기 위한 매우 유용한 방법이다. 대부분의 역운동학 처리 과정에서 주된 관심사는 다관절체가 가지는 자세의 형태 자체가 아니라 제어되는 다관절체의 엔드 이펙터의 위치와 방향이다. 그러나 삼차원 캐릭터 애니메이션과 같은 종류의 응용 분야에 있어서는 엔드 이펙터의 정확한 위치와 방향보다는 다관절체의 전체적으로 자연스러운 자세 자체가 훨씬 더 중요한 요소이다. 실제로 애니메이터가 기존의 역운동학 기법을 사용해서 인체와 같이 다수의 물리적인 제약조건을 가지는 인간형 삼차원 캐릭터의 자세를 자연스럽게 제어하기 위해서는 많은 시행착오를 겪어야만 하기 때문에 이를 보완하는 특별한 알고리즘이 요구된다. CCD(Cyclic Coordinate Descent) 알고리즘은 기하학적인 검색을 통해 원하는 위치에 엔드 이펙터를 위치시키는 해를 구하는 역운동학 방식의 하나로서 사용자 상호작용을 통한 다관절체의 자세 제어에 적합하다. 그러나 CCD 알고리즘의 해는 초기 자세에 강력하게 종속되어 있기 때문에 초기 자세에 따라서 서로 다른 많은 해들을 얻게 된다. 본 논문에서는 인간형 캐릭터의 자세 제어를 위해 균등 자세 지도를 이용한 귀납적 역운동학 알고리즘을 제안한다. 균등 자세 지도의 학습 알고리즘은 인간의 다양한 자세를 왜곡 없이 양자화하기 때문에 균등 자세 지도를 이용해서 기술되는 모든 자세들은 사실적인 자세임을 보장한다. 그러므로 균등 자세 지도를 통해 계산된 다관절체의 엔드 이펙터가 원하는 삼차원 위치와 가장 가까운 자세를 추출해냄으로써 자연스러운 자세를 가지는 역운동학의 결과를 얻을 수 있다. 이러한 방식은 키 프레임 기반 삼차원 캐릭터 애니메이션의 제작과 3차원 게임, 그리고 가상 현실 등의 분야에 유용하게 적용될 수 있다.

키워드 : 가상현실, 관절체, 역운동학, 모션 캡처, 키프레임 애니메이션

Abstract Inverse kinematics is a very useful method for controlling the posture of an articulated body. In most inverse kinematics processes, the major matter of concern is not the posture of an articulated body itself but the position and direction of the end effector. In some applications such as 3D character animations, however, it is more important to generate an overall natural posture for the character rather than place the end effector in the exact position. Indeed, when an animator wants to modify the posture of a human-like 3D character with many physical constraints, he has to undergo considerable trial-and-error to generate a realistic posture for the character. In this paper, the Inductive Inverse Kinematics(IIK) algorithm using a Uniform Posture Map(UPM) is proposed to control the posture of a human-like 3D character. The proposed algorithm quantizes human behaviors without distortion to generate a UPM, and then generates a natural posture by searching the UPM. If necessary, the resulting posture could be compensated with a traditional Cyclic Coordinate Descent (CCD). The proposed method could be applied to produce 3D-character animations based on the key frame method, 3D games and virtual reality.

Key words : Virtual Reality, Articulated Body, Inverse Kinematics, Motion Capture, Key frame Animation

· 이 논문은 2001년도 광운대학교 교내 학술연구비 지원에 의해 연구되었음.

* 비 회 원 : 광운대학교 정보제어공학과

redcom@creval.net

** 정 회 원 : 광운대학교 정보제어공학과 교수

chung@daisy.kwangwoon.ac.kr

논문접수 : 2001년 10월 30일

심사완료 : 2002년 4월 9일

1. 서론

전통적인 셀 애니메이션 제작과정에서 가장 많은 시간과 비용을 소모하는 것이 각각의 프레임들을 일일이 손으로 그리는 작업들이었다. 컴퓨터 그래픽의 도입으로 인해 이러한 지루한 작업들이 자동화되어 전체적인 작업 과정에 효율성이 증대되었다. 키프레임 기법은 캐릭터 애니메이션에서 엄청난 양의 수작업들을 자동화해주는 유용한 애니메이션 제작 기법으로서, 애니메이터가 몇 개의 키 프레임들을 생성해 주면 컴퓨터 시스템이 각 키 프레임 사이의 중간 프레임들을 자동으로 생성해 준다. 그러므로 이러한 작업에서 각 키 프레임을 올바르게 설정하는 것이 매우 중요하다고 할 수 있다[1][2]. 많은 애니메이터들이 프레임 내의 다관절체의 자세를 정의하는 각 관절의 회전각의 집합으로 이루어진 매개변수를 결정하기 위해서 로보틱스 분야에서 널리 이용되고 있는 역운동학 알고리즘을 사용한다. 역운동학은 엔드 이펙터가 특정 위치에 있을 때, 각 링크를 연결하는 관절의 회전각의 집합을 계산해 주는 알고리즘이다. 따라서 애니메이터들은 다관절체의 엔드 이펙터의 위치를 변화 시키면서 전체 다관절체의 자세를 조정하게 된다. 키프레임 애니메이션 분야뿐만 아니라 동작포착 기법을 이용한 캐릭터 애니메이션 분야에서도 잘못 포착된 자세로 인해 캐릭터가 물리적 법칙 위반하는 문제점을 해결하기 위해 역운동학 알고리즘이 유용하게 이용된다. 비록 이러한 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 만드는데 있다. 다시 말하면 대부분의 역운동학 알고리즘이 엔드 이펙터에 작업 도구를 장착한 로봇의 제어에 적당하도록 설계되어 있다는 것을 의미한다. 그러나 삼차원 캐릭터 애니메이션과 같은 응용 분야의 경우에는 실제로 다관절체의 엔드 이펙터의 정확한 위치와 방향보다는 전체 다관절체 자세의 자연스러운 전체 형태가 더욱 중요한 요소이다. 만약 애니메이터가 기존의 역운동학 알고리즘을 이용하여 인체와 같은 물리적 제약조건이 많은 삼차원 캐릭터를 제어하고자 한다면, 원하는 자세를 실제에 가깝도록 만들기 위해서 많은 시행착오 과정을 경험하게 될 것이다. CCD(Cyclic Coordinate Descent) 알고리즘은[3][4] 기하학적 검색을 통해서 해를 구하는 역운동학 알고리즘의 하나로서 상호작용에 의한 실시간 다관절체 자세 제어에 적합한 방식이다. 그러나 CCD 알고리즘은 그 해가 초기값에 강

력하게 종속되는 문제점을 가지는데, 다시 말하면 초기 자세에 따라 수많은 서로 다른 해가 구해질 수 있다. 서로 다른 초기 조건에 의해 구해진 수많은 서로 다른 해들 중에서 일부는 인간형 캐릭터에 적용하기 알맞은 해가 있을 수 있지만, 구해진 해를 인간형 캐릭터에 적용했을 때, 실세계에 존재하지 자세를 생성하는 해도 생성될 수 있다. 본 논문에서는 인간형 캐릭터의 자연스러운 자세 제어를 위해 균등 자세 지도(Uniform Posture Map: UPM)를 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 캐릭터의 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 애니메이터들은 엔드 이펙터를 정확한 지점에 위치시킨 해보다는 전체적으로 자연스러운 자세를 형성하는 해를 선호하기 때문에 제안된 알고리즘은 실제 키프레임 작업에 있어서 매우 유용하다. 귀납적 역운동학 알고리즘을 구현하기 위해서 첫번째로 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 기존 CCD 알고리즘을 응용해서 주어진 해를 보정할 수 있다. 이러한 기법은 키프레임 기반의 삼차원 캐릭터 애니메이션의 제작이나 3차원 게임, 그리고 가상 현실 등의 다양한 분야에서 응용될 수 있다.

2. 귀납적 역운동학

대부분의 산업용 로봇 시스템에는 엔드 이펙터에 실제로 작업에 필요한 도구를 장착한다. 따라서 로봇 시스템을 제어한다는 것은 결국 엔드 이펙터를 제어한다는 것과 동일한 의미 일 수 있다. 엔드 이펙터의 방향과 위치의 제어를 위해서 제어기는 원하는 엔드 이펙터의 위치와 방향을 생성할 수 있는 각 관절의 회전각을 계산해야 한다. 적절한 회전각의 집합을 계산하기 위해서 다양한 관점에서 역운동학 알고리즘들이 연구되어 왔는데 엔드 이펙터의 정확한 위치와 방향에 주된 관심을 가지고 연구가 진행되었다고 할 수 있다. 실제로 자코비안

행렬이나 에너지 제약 조건을 이용한 역운동학 알고리즘들은 엔드 이펙터의 위치와 방향을 주된 고려의 대상으로 역운동학 과정을 수행한다[5][6][7].

2.1 자코비안 행렬

역운동학의 문제를 해결하기 위한 자코비안 행렬[8][9] 기법은 비선형 시스템 제어 분야에서 널리 이용되어 왔다. 자코비안 행렬기법을 이용하여 한 관절의 회전각이 충분히 작을 때 엔드 이펙터의 위치변화와 회전각의 크기 사이에 근사적인 선형관계가 성립된다는 가정하에 여러 번의 반복적인 계산으로 통해 원하는 위치에 엔드 이펙터를 위치시키는 회전각의 집합을 구할 수 있다. 회전각과 위치 변화의 관계는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta \hat{X} = J(\hat{\theta}) \Delta \hat{\theta}$$

위 식에서 나타난 바와 같이 위치의 변화에 따르는 각 관절의 회전각을 구하게 위해서는 $J(\hat{\theta})$ 의 역행렬을 구해야 한다. 일반적으로 행렬의 역행렬이 존재하기 위해서는 대상 행렬이 반드시 정방 행렬이어야 하고, nonsingular해야 한다는 조건을 갖지만 대다수의 경우 해당 조건을 충족하지 못하기 때문에 자코비안 행렬의 유사 역행렬을 사용하는 것이 일반적인데 각각의 반복에서 유사 역행렬을 구하는데 $O(n^2)$ 에 해당되는 적지 않은 연산량이 요구된다. 또한 자코비안 행렬을 이용한 역운동학 방법은 작은 회전각을 가질 경우를 가정해서 반복적으로 자코비안 행렬을 계산해야 하기 때문에 원하는 위치에 대한 각 회전각을 구하는데 많은 반복적인 연산 요구되는 것이 보통이다. 따라서 일반적인 애니메이션 작업에서 요구되는 상호작용을 통한 키프레임 작업을 수행하기에 부적합한 측면이 있다.

2.2 에너지 제약조건 알고리즘

역운동학의 대상인 다관절체의 제약 조건들을 에너지 함수화하고 이를 최소화하는 회전각의 집합을 에너지 Gradient에서 찾아내는 방식이 에너지 제약 조건 알고리즘[10]이다. 실제로 최소 에너지를 가지는 회전각의 집합을 구하기 위해 에너지 함수의 미분값을 0으로 만드는 회전각의 집합을 찾는 기법을 사용하는데, 일반적으로 다음 식을 수치 해석적인 방식으로 풀어서 내서 해당 회전 집합을 찾아 내는 것이 일반적이다.

$$d\theta(t)/dt = -\nabla E(\theta)$$

이 방식에서 사용되는 제약 조건들은 크게 엔드 이펙터의 위치, 이동 방향, 지향 방향, 직선상의 위치, 평면상의 위치 등으로 주로 다관절체의 단말에 위치한 엔드 이펙터에 관련된 제약 조건들이다. 비록 에너지 제약 조

건 알고리즘이 자코비안 행렬 알고리즘에 비해 빠른 수렴속도를 가지며 사용자 상호작용에 의한 애니메이션 편집 방식에 적합하지만, 지역 최소 지점에 빠지는 경우 적절하지 못한 해를 가질 수 있고, 주로 엔드 이펙터에 관한 제약 조건만으로 이루어지는 방식이기 때문에 엔드 이펙터 이외의 링크들에 의해 형성되는 자세에 대해서는 고려가 되어 있지 않다는 약점을 가진다.

2.3 CCD

CCD 알고리즘[3][4]은 정해진 규칙에 의해 각 관절의 회전각을 변화시킴으로써, 어려값을 최소화 시키는 해를 기하학적으로 검색하는 역운동학 알고리즘의 하나이다. 각 반복 실행 단계에서 각 관절의 회전각은 어려값을 최소화하는 방향으로 수정된다. CCD 알고리즘은 각 관절의 어려값 최소화 과정에 소요되는 계산량이 충분히 적기 때문에 매우 빠른 시간 안에 원하는 결과를 얻을 수 있어, 삼차원 게임이나 가상현실과 같은 실시간 상호작용을 이용한 응용 환경에서 유용하게 적용될 수 있다. CCD 알고리즘의 동작 원리를 그림 1에 나타내었다.

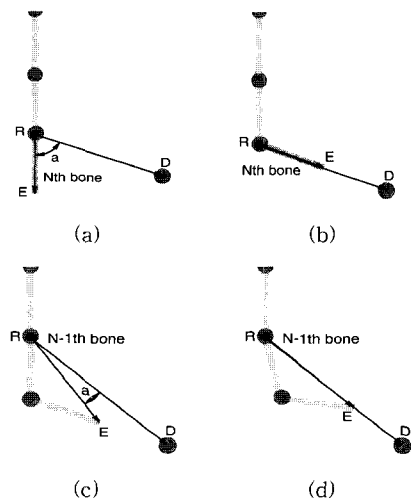


그림 1 CCD 알고리즘

비록 CCD 알고리즘이 다양한 응용 분야에서 만족할 만한 성능을 보이지만 몇 가지 문제점을 가지고 있다. 우선 결과 자세가 임의로 정해지는 초기 자세에 종속된다는 것이다. 다시 말하면 초기 조건이 달라짐에 따라 그에 따른 다양한 해가 존재할 수 있다는 것인데 거의 모든 역운동학 알고리즘이 이와 같은 복수 해의 문제점을 지니고 있다. 이렇게 구해진 많은 해 중에 어떤 해는 인간형 캐릭터의 애니메이션 작업에 적합하지만 구해진

해를 이용해서 구성된 자세가 실세계에 존재하지 않기 때문에 작업에 적용할 수 없는 해들도 존재한다. 따라서 애니메이터는 이러한 오류를 피해 만족스러운 해를 구하기 위해 여러 번의 시행착오를 거쳐야만 하는 문제점으로 가진다. 그림 2는 이러한 역운동학 알고리즘의 동일한 원하는 위치에 대해서 복수의 해가 존재하는 예를 도시한다.

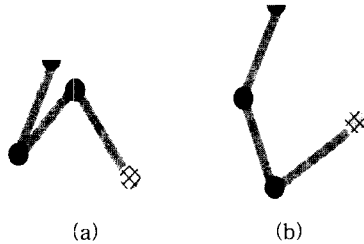
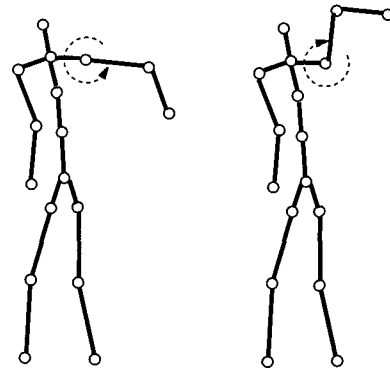


그림 2 복수 해의 예

2.4 균등 자세 지도

일반적으로 자기 조직 지도(Self Organizing Map) [11][12]는 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. 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(Degree Of Freedom) 값으로 이루어진 벡터 공간상에 샘플 영역은 오목한 부분이 있을 수 있고 이것은 실존하는 두 자세를 토대로 산술적으로 계산된 중간 자세가 존재하지 않을 수 있음을 의미한다. 그림 3은 인체의 물리적 제약의 예를 보인다.

그림 3의 (a)는 반시계 방향으로 회전하는 팔을 나타내고, 그림 3의 (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 자세의 중간 자세는 정상적인 상황에서 존재하지 않는다. 이러한 예는 인간의 자세를 표현해 주는 DOF 값으로 구성된 벡터들의 집합이 오목하다는 것을 증명한다. 따라서 인체 골격을 모델



(a) 반시계 방향 회전 (b) 시계방향 회전
그림 3 물리적 제약 조건의 예

로 하는 자세 교정 시스템이나 의료 시스템 또는 캐릭터 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. 또한 초기화 과정에서 자기 조직 지도는 난수를 이용해서 초기 지도를 형성하는데, 같은 조건 하에서도 임의로 다르게 결정되는 초기값들에 의해 최종적으로 완성되는 지도의 결과값이 확연하게 다른 모습으로 형성될 가능성이 존재한다. 아래 그림 4의 (a)와 (b)는 같은 조건 아래서 5000회의 반복 학습을 한 후의 서로 다른 결과를 나타내는 자기 조직 지도의 문제점을 나타낸다. 다음은 자기 조직 지도의 학습 알고리즘이다.

1. 연결강도 초기화
 - 연결강도를 난수를 사용하여 임의로 초기화 한다..
 - 적당한 근접도를 설정한다.
2. 활성 출력 뉴런 계산
 - 활성 출력 뉴런 O_j 는 다음 식에 의해 계산된다.

$$O_j = F_{\min}(d_j) = F_{\min}(\sum_i (X_i - W_{ij})^2)$$

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

3. 연결강도 학습
 - 활성화된 출력 뉴런에 대한 연결 강도를 다음 식에

의거하여 갱신시킨다.

$$\Delta W_{ji} = \eta \cdot f(X_i - W_{ji})$$

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

-전체 입력 샘플에 대한 학습 과정을 마친 후 학습율 η 와 근접도를 감소시킨다.

- $\eta=0$ 의 조건이 만족될 때까지 위 과정을 반복한다.

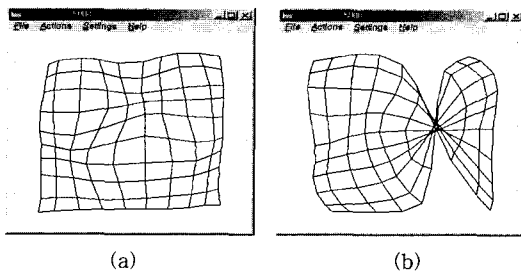


그림 4 초기값 변화에 따른 결과값의 변화

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. UPM 알고리즘은 다음과 같다;

1. 초기화

- 출력 뉴런의 최대 허용 반지름 R을 초기화한다.
- 초기 근접도(neighborhood)를 초기화한다.
- 처음 입력된 샘플 벡터를 첫번째 출력 뉴런의 연결 강도로 설정한다.

2. 입력된 샘플 벡터와 모든 출력 뉴런과의 거리가 R을 초과하는지 시험한다.

- 모든 출력 뉴런과의 거리가 R을 초과하는 샘플에 대해서는 새로운 뉴런을 추가하고, 그에 대한 연결 강도로 설정한다.
- 하나 이상의 출력 뉴런이 거리 R이내에 존재하면 3번 단계로 진행한다.

3. 활성 출력 뉴런 계산

-활성 출력 뉴런 O_j 는 다음 식에 의해 계산된다.

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

여기서 F_{\min} 는 단위 함수로서 j번째 출력 뉴런이 최소의 활성도 함수 d_j 값을 가지는 경우 그 출력 뉴

런과 인접 출력 뉴런에 대해서는 1을 출력시키고, 나머지 출력 뉴런에 대해서는 0을 출력한다.

4. 연결강도 학습

-활성화된 출력 뉴런에 대한 연결 강도를 다음 식에 의거하여 갱신시킨다.

$$\Delta W_{ji} = \eta \cdot f(X_i - W_{ji})$$

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

-전체 입력 샘플에 대한 학습 과정을 마친 후 학습율 η 와 근접도를 감소시킨다.

- $\eta=0$ 의 조건이 만족될 때까지 위 과정을 반복한다.

그러므로 지도의 생성 과정에 있어서 자기 조직 지도와 UPM이 서로 다른 지도 학습 방식을 가지고 있음을 나타낸다. 그림 5에 이런 차이를 도시하였다.

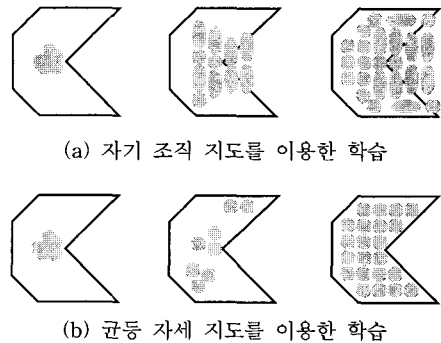


그림 5 학습 방식의 차이

그림 5에 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 위치하여서 발생하는 자기 조직 지도의 문제점을 개선할 수 있다. 그리고 자기 조직 지도에서 미리 정해야 하는 많은 매개변수를 자동으로 결정하여 학습 과정의 시행 착오를 대폭 감소시킨다. 또한 일단 생성된 UPM을 이용해 필요한 연산을 수행하는 과정 중에도 단지 $O(n)$ 에 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 고려되어야 한다.

2.5 귀납적 역운동학 알고리즘

연역적인 방식으로 해를 구하는 일반적인 역운동학 알고리즘은 물리적 제약조건이 많은 인간형 캐릭터의 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 고려하는 것은 아니다. 만약 제어 대상체가 산업용 로봇 시스템이 아닌 인간형 삼차원 캐릭터의 팔이나 다리라면, 그것의 자연스러운 자세 자체가 적용되는 역운동학 주된 목적이 될 수 있다. 이러한 응용 분야에 있어서 많은 애니메이션자들은 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 관점의 역운동학 알고리즘에 대한 연구의 필요성이 요구된다. 본 논문에서는 UPM을 이용한 귀납적 역운동학 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 두 단계와 하나의 선택 단계로 구성된다. 우선 인간형 캐릭터의 동작 경향을 반영하는 균등 자세 지도를 생성한다. 균등 자세 지도를 생성한 후에 각 출력 뉴런과 대응되는 미리 계산된 전진운동학 테이블을 작성하는 것을 권장한다. 전진운동학 테이블은 각각의 출력 뉴런에 의해 결정되는 자세들의 엔드 이펙터의 위치를 미리 계산하여 저장하는 테이블로서 실행시간 동안의 계산량 감소에 많은 기여를 한다. 두 번째 단계로는 전진운동학 테이블을 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 애니메이션가 현재의 엔드 이펙터 위치를 원하는 위치에 더 가까이 접근 시키고자 원하면 선택적으로 전형적인 CCD 알고리즘을 사용할 수 있다. 선택적 단계에서 DOF 범위 테이블에 의해 제약이 되는 CCD 알고리즘을 이용해서 1, 2단계에서 도출된 해를 보정한다. 경험적으로 결정되는 DOF 범위 테이블은 기존 CCD 알고리즘에 의해 회전

되는 각축의 회전각 범위를 제한하고 있다. 각 계산 단계에서 결정된 회전각 α 를 관절에 적용한 결과가 DOF 테이블에 정의된 범위를 벗어나는지를 확인한다. 만약 범위를 벗어나면 $\alpha/2$ 로 α 를 대체한 후 다시 α 만큼 회전한 후 다시 결과를 비교한다. 이 단계는 DOF 범위 테이블에 정의된 범위를 만족하는 α 를 찾을 때까지 반복하거나 미리 설정된 반복 횟수를 초과하기 전까지 계속된다. 만약 범위 조건을 만족하는 α 를 찾아내게 되면, α 만큼 관절을 회전시키고, 그렇지 못한 경우 다음 관절로 진행 과정을 넘긴다. 다음은 귀납적 역운동학 알고리즘의 전체 과정을 설명한다.

1. 정의된 학습 알고리즘에 의해서 균등 자세 지도를 생성한다. 필요한 경우 DOF 범위 테이블과 전진운동학 테이블도 생성한다.
2. 전진운동학 테이블을 검색하여 원하는 위치와 가장 가까운 전진운동학 값을 가지는 출력 뉴런을 검색한다.
3. 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.
4. 링크의 갯수로 설정한다.
5. N 번째 링크의 루트 R 에 대해서 다음과 같은 두 벡터를 정의한다: \overline{RE} 는 R 로부터 현재의 엔드 이펙터 E 까지로 정의되는 벡터이고, \overline{RD} 는 R 로부터 원하는 위치 D 까지로 정의되는 벡터이다.
6. 두 벡터 \overline{RE} 와 \overline{RD} 의 내각으로 정의되는 회전각 α 을 두 벡터의 내적으로 이용해서 계산한다. 반복 제한 카운터를 로 설정한다.
7. 두 벡터의 외적 $\overline{P} = \overline{RD} \times \overline{RE}$ 을 계산한다. 벡터 \overline{P} 는 N 번째 링크를 회전시키는데 축으로 사용된다.
8. 회전각 α 를 적용한 관절의 전체 회전각이 DOF 범위 테이블에서 지정된 범위를 초과하는지 조사한다.
 - A. 만약 회전각 α 가 DOF 허용 범위를 초과하는 회전각을 만들면, $\alpha = \alpha/2$, $C = C + 1$.
 - i. 만약 $C < \text{허용된 반복 횟수}$ 이면, 8단계 수행.
 - ii. 만약 $C \geq \text{허용된 반복 횟수}$ 이면, 9단계 수행.
 - B. 만약 회전각 α 가 범위를 만족하는 회전각을 생성하면, 해당 관절을 \overline{P} 를 축으로 α 만큼 회전시킨다.
1. $N = N - 1$.
 - A. 만약 N 이 0이 아니면, 5단계에서부터 동일한 과정을 반복한다.
 - B. 만약 N 이 0이면, 현재의 엔드 이펙터와 원하는 위치 사이의 거리를 계산한다.

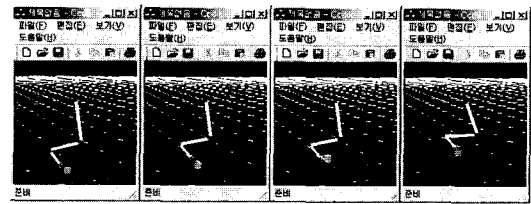
2. 9-B의 계산 결과에 따라 엔드 이펙터와 원하는 위치가 충분히 가까우면 전체 과정을 종료한다. 그렇지 않으면 4단계에서부터 동일한 과정을 반복한다.

로봇 응용에서와 같이 3차원 공간에서의 엔드 이펙터의 정확한 위치를 구할 필요가 있는 응용 분야와는 다르게 인간형 캐릭터를 사용하는 삼차원 애니메이션의 제작과 같은 응용 분야에서는 엔드 이펙터의 근사적인 위치 설정만으로도 충분히 사용 가능한 자세의 생성이 가능하기 때문에 대부분의 경우 3단계에서 만족스러운 결과를 얻을 것이다. 또한 일반적인 인간의 동작 패턴을 반영하는 균등 자세 지도를 근거로 자세가 생성되기 때문에 상대적으로 자연스러운 결과 동작을 얻을 수 있다. 그러므로 3단계 이후의 자세 보정 과정은 반드시 필요한 부분은 아니고 응용분야에 따라 사용 가능한 선택적인 과정이다. 일반적인 역운동학에서 복수 해를 가지는 문제의 경우, 실제 인간의 동작에서 같은 엔드 이펙터에 대해서 복수개의 자세를 가질 수 있고, UPM을 이용한 IIK의 경우에서도 학습 방식 자체가 각 DOF의 벡터들을 양자화하는 방식이기 때문에 같은 엔드 이펙터 위치에 대해서 서로 다른 해를 가질 수 있다. 그러나 IIK에 의해 생성된 모든 해들도 신체의 물리적인 제약 조건을 따르기 때문에 부자연스러운 자세는 나타나지 않으며, 따라서 UPM을 통해 생성된 복수개의 해 중에서 작업자가 가장 적절한 해를 선택하는 방식으로 복수 해의 문제를 해결할 수 있다.

3. 실험 및 결과

귀납적 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 싸이클은 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 IIK알고리즘을 번갈아 적용하여 실험 결과를 얻었다.



(a) z=-60 (b) z=-55 (c) z=-50 (d) z=-45

그림 6 z값의 변화에 따른 IIK 적용 결과

그림 6은 실험에 이용된 오른쪽 다리 엔드 이펙터의 원하는 위치를 (20, -60, -70)에서 위치 (20, -45, -70)까지 z축 방향으로 이동하면서 나타난 실험결과를 나타내었다. 실험 결과 원하는 위치의 변화에 따라 다리의 특성을 유지하면서 엔드 이펙터를 이동시켰음을 확인하였다.

그림 7은 CCD 알고리즘과 IIK 알고리즘을 동일한 원하는 위치에 적용했을 때의 상이한 결과를 보여준다. 두 그림 7, (a), (b)는 (20, -40, 10) 3차원 위치에 대한 실험 결과이고 (c), (d)는 (65, -30, 0) 위치, (e), (f)는 (-4, -50, -65) 위치에 대한 실험 결과이다. 또한 그림 7의 (a), (c), (e)는 CCD 알고리즘으로부터 얻어진 결과이고 그림 7의 (b), (d), (f)는 IIK로부터 얻어진 결과이다. 그림 7에서 중앙에 위치한 붉은 오른쪽 다리의 루트를 나타내고 링크의 끝부분의 붉은 원하는 위치를 나타낸다. 또한 각 링크 사이의 붉은 각 관절의 위치를 나타낸다. 루트로부터 세번째 링크가 인체의 발에 해당되는 링크이다. 관점은 바디의 오른쪽 측면에서 바라본 것으로 (a), (b)는 루트보다 높은 시점에서 (c), (d)는 루트와 동일 시점에서 바라본 결과를 나타내며, (e), (f)는 정면 왼쪽 위에서 바라본 결과를 나타낸다. 그림 7에 나타난 바와 같이 IIK에 의해 생성된 (b), (d) 인체가 가지는 기본적인 물리적 제약 조건을 준수하고 인체의 자연스러운 동작 패턴을 유지하고 있다. 이를 인간형 캐릭터에 적용한다 하더라도 자연스러운 다리의 자세를 생성할 수 있다. 반면에 CCD 알고리즘으로부터 생성된 (a), (c)는 발목 관절이 인체의 기본적인 관절의 움직임과 반대로 형성되어 있으며 초기 자세로부터 원하는 위치에 가장 빠른 시간에 접근할 수 있는 자세를 생성한

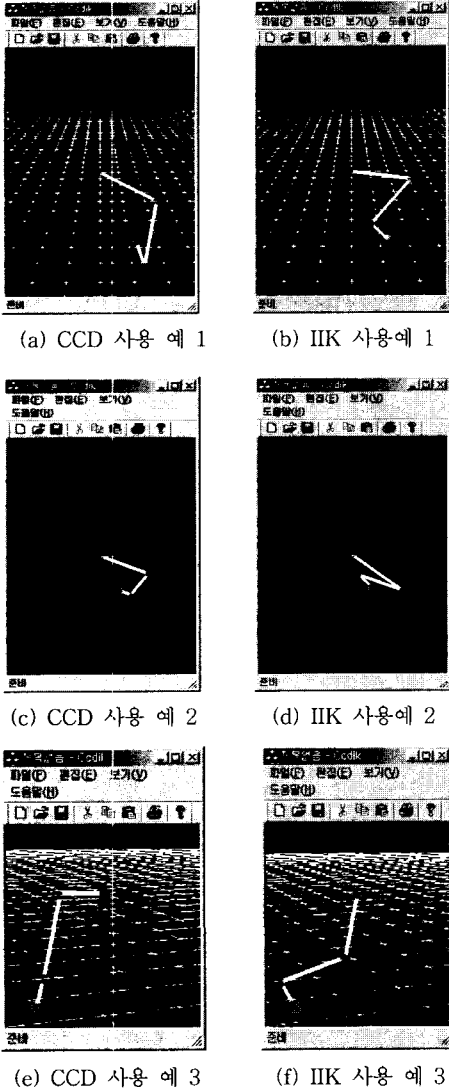


그림 7 두 알고리즘의 적용 결과 비교

다. 따라서 (a)와 (c)에 나타난 자세를 사용해서 인간형 캐릭터에 적용했을 경우, 관절이 비정상적으로 뒤틀린 결과를 얻을 수 밖에 없다. 본 실험에서 CCD와 IIK 알고리즘의 구현과 실험 결과의 표시기를 구현하기 위해 Visual C++와 OpenGL을 이용했다.

4. 결론

역운동학 기법은 키프레임 애니메이션 제작 기법에서 다관절체의 자세를 제어하기 위해 널리 이용된다. 역운

동학 알고리즘은 그 편의성에도 불구하고 몇 가지 문제점을 가지는데 대표적인 문제점이 대부분의 역운동학 알고리즘이 하나의 원하는 위치에 대하여 많은 복수의 해를 가진다는 것이다. 만약 제어 대상체가 많은 물리적인 제약 조건을 가지는 인간형의 다관절체라면 복수 해는 실제로 존재하는 자세를 생성하는 해와 그렇지 못한 해로 구분될 수 있다. 많은 기존의 역운동학 알고리즘은 이러한 문제에 대한 고려 없이 개발되었기 때문에 많은 애니메이터들이 시행착오를 통해 자세에 대한 선택을 하거나 관절을 특성별로 나누어 각각 독립적으로 역운동학 알고리즘을 적용함으로써 문제를 해결해 왔으나 비용과 시간 면에서 비효율을 초래해 왔다. 본 논문에서 제안한 귀납적 역운동학은 이러한 문제점들을 고려하여 연구되었으며 실험을 통해서 귀납적 역운동학이 시행착오 없이 한번의 작업으로 다관절체 자세의 자연스러움을 유지하면서 원하는 위치로 엔드 이펙터를 이동시킬 수 있음을 보였다. 따라서 귀납적 역운동학은 애니메이션 제작 과정에서 원하는 키프레임을 생성하는데 효율을 증대 시키고 이로 인해 제작 과정상의 비용과 시간을 절약하는데 기여할 수 있다. 추후에는 현재 일반적인 역운동학 알고리즘에 비해 엔드 이펙터의 근접 능력이 다소 떨어지는 부분에 대해서 보정 알고리즘을 보강하고, 수립 시간을 단축하여 그 기능을 개선하는 작업을 수행해 나갈 것이다. 이러한 귀납적 역운동학 알고리즘은 3차원 키프레임 방식 애니메이션의 제작과정뿐만 아니라, 삼차원 게임, 가상현실 등의 인간형 캐릭터 응용 분야에 널리 응용될 수 있다.

참고 문헌

[1] Matthew Brand and Aaron Hertzmann, "Style Machine," Proc. of SIGGRAPH 2000, pp.183-192, ACM Press, 2000.
 [2] Radek Grzeszczuk, Demetri Terzopoulos and Geoffrey Hinton, "NeuroAnimator: Fast Neural Emulation and Control of Physics-Based Models," Proc. of SIGGRAPH 98, pp.9-20, ACM Press, 1998.
 [3] Chris Welman, "Inverse Kinematics and Geometric Constraints for Articulated Figure Manipulation," Master thesis, SIMON FRASER UNIVERSITY, 1993.
 [4] Alan Watt, Mark Watt, "Advanced Animation and Rendering Techniques: Theory and Practice," Addison-Wesley, 1992.
 [5] Jianmin Zhao and Norman I.Badler, "Inverse Kinematics Positioning Using Nonlinear

- Programming for Highly Articulated Figures," ACM Transactions on Graphics, Vol.13, No.4, pp.313-336, October, 1994.
- [6] Michael F. Cohen, "Interactive Spacetime Control for Animation," Proc. of SIGGRAPH 92, pp. 293-302, ACM Press, 1992.
- [7] L.C.T. Wang and C.C. Chen, "A Combined Optimization Method for Solving the Inverse Kinematics Problem of Mechanical Manipulators," IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol. 7, No.4, pp. 489-499, August. 1991.
- [8] Whitney, D. E., "Resolve Motion Rate Control of Manipulators and Human Prostheses," IEEE Transaction on Man-Machine Systems, Vol. MMS-10, No.2, pp.47-53. June, 1969.
- [9] Whitney, D. E., "The Mathematics of Coordinated Control of Prostheses and Manipulators," Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, Transactions ASME, Vol.94, Series G, pp.303-309, December, 1972.
- [10] Badler, N. I., and Zhao J., "Real-time Inverse Kinematics with Joint Limit and Spatial Constraints," UPENN TR, MS-CIS-89-09.1989.
- [11] Ritter, Martinetz and Schukten, "Neural Computation and Self Organizing Maps," Addison Wesley, New York, 1992.
- [12] Stephen I. Gallant, "Neural Network Learning and Expert System," MIT Press, 1993.
- [13] 이범로, 정진현, "자연스러운 실시간 동작 전이 생성을 위한 균등 자세 지도 알고리즘", 정보과학회 논문지: 컴퓨팅의 실제, 제7권, 제6호, pp.549-558, 2001.



이 범 로

1993년 광운대학교 제어계측공학과(공학사). 1995년 광운대학교 제어계측공학과(공학석사). 1998년 광운대학교 제어계측공학과(박사과정수료). 1995년 1월 ~ 1996년 8월 현대전자 S/W 연구소 연구원. 1996년 9월 ~ 1998년 4월 현대정보기술 인터넷 사업팀 선임. 1998년 4월 ~ 2000년 4월 LG 인터넷 시스템 개발팀 대리. 2000년 4월 ~ 2001년 3월 (주)OC7N 기술연구소 시스템 개발팀장. 2001년 4월 ~ 현재 (주)크리벨시스템즈 개발1실 실장. 관심분야는 Animation, VR, DSP, VHDL, Recognition, Network.

정 진 현

정보과학회논문지 : 컴퓨팅의 실제
제 8 권 제 3 호 참조