

# 동작 포착을 이용한 인체 동작의 생성

## Synthesis of Captured Human Motion using Kalman Filter

정순기, 설창환, 원광연

SoonKi Jung, ChangWhan Sul, Kwang-Yun Wohn

{skjung, cwsul, wohn}@vr.kaist.ac.kr

한국과학기술원 전산학과

### 요 약

동작 포착(motion capture)된 결과의 사용에 있어서, 포착 과정 중의 잡음 등에 의해 생기는 거친 동작을 수정하거나 몇 개의 단위 동작을 결합하기 위한 사후 편집 과정이 필요하다. 본 논문은 Kalman filter 기법을 사용하여 포착된 동작을 편집하는 방법을 기술한다. 제안된 방법은 특히 인체 모형이 갖는 제약 조건을 만족하는 동작을 자동적으로 생성할 수 있다. 아울러, 관측 모델에 포함되는 불확실성의 조절을 통한 동작의 해상도의 다단계 제어와 매끄러운 동작 전이가 가능하다.

### Abstract

This paper deals with character animation using motion capture. The captured motion requires the editing process to smooth the jerky motion by the sensor noise, or to combine several clip-motion libraries. For this purpose, we describe a simple technique for editing the captured motion using the Kalman filter technique. Our formulation allows the generated motion to satisfy the kinematic constraints of the human model. Furthermore, it provides us with a multi-level control mechanism of the motion resolution by changing the uncertainty of the measurement model and the seamless motion transition.

## 1 서론

동작 포착(motion capture)이란 분석 또는 재생을 목적으로 인체 또는 다른 관절체의 움직임을 기록하는 기술이다. 동작 포착 기술을 통해 그래픽 애니메이션, 컴퓨터 게임 등에서 자연스러운 인간의 동작을 바탕으로 등장 캐릭터의 동작을 제어할 수 있다.

포착된 동작 데이터는 보통 각각의 자유도(D.O.F, degrees of freedom)에 대해 샘플링된 위치의 시퀀스로 표현되고, 역운동학을 이용한 처리를 통해 얻는 관절각의 시퀀스로 표현되기도 한다. 포착된 동작을 캐릭터에 적용하기 이전에 원 동작을 편집해야 하는 요구가 발생하는데 그 이유는 다음과 같다.

- 포착된 동작은 센서 잡음을 포함하고 있으며 이로 인해 거친 동작(jerky motion)이 생성될 수 있다. 대부분의 동작 포착 시스템에서는 잡음 제거를 위해 선형 평탄화 필터와 비선형 충격 잡음 제거 필터를 제공한다[1]. 그런데, 이러한 필터를 단순히 적용할 경우 결과 동작이 인체의 물리적 제약을 만족하는지는 보장되지 않는다.
- 포착된 동작 데이터에는 인체에는 실제로 존재하지 않는 추가적인 자유도가 포함될 수 있다. Rose 등은 내부적인 인체 모형과 동작 포착 데이터간의 위치 및 각도의 편차를 최소화하는 최적화 과정을 통해 이들을 제거하였는데[2], 결과로 얻는 동작이

관절각의 범위상의 제약과 운동학적 제약 조건을 만족하도록 하는 방법은 아니다.

- 다양한 동작을 얻기 위해서는 이미 포착된 몇 개의 동작 데이터를 수정하거나 몇 개의 단위 동작(motion clip)을 매끄럽게 이어 붙여 새로운 동작을 생성할 수 있는 기술이 필수적이다. 동작 포착 데이터의 편집을 위한 몇몇 기법들이 제안된 바 있다. Witkin과 Popovic은 동작 데이터를 동작을 규정하는 매개변수의 시간에 따른 변화인 동작 곡선(motion curve)의 묶음으로 표현하고 각각의 곡선을 와핑(warping)하여 새로운 동작을 얻는 motion warping 기법을 제안하였다[3]. Bruderlin과 Williams는 동작의 고주파 부분은 동작의 상세하고 미묘한 특성 및 잡음을 반영하고 저주파 부분은 전체적인 동작의 패턴을 반영한다는 관찰을 토대로 한 다중해상도(multi-resolution) 필터링을 제안하였다[1]. 이들은 동작을 각각의 자유도 값을 시간에 따라 샘플링한 신호로 보고, 순전히 기하적인 기법으로 이 신호를 다루었다. 이와 같이 인체 동작의 구조에 대한 고려가 결여된 접근으로 인해 편집 결과로 얻는 동작은 인체의 물리적 제약을 위반하는 경향이 있었다. Rose등은 spacetime constraint와 역운동학 조건을 결합한 반자동 동작 전이 기법을 개발하였다[2]. 이 기법은 spacetime의 동역학 수식과 역운동학 조건을 위한 최적화 과정을 기반으로 하기 때문에 실시간에 동작을 생성하기 어렵다.
- 일반적으로 애니메이션에 사용되는 각각의 캐릭터의 체형이 서로 비례하지 않으므로 포착된 동작 데이터가 개개 모형의 외형의 변이를 반영하기 위해 수정되어야 한다. 모형에 따른 동작 데이터의 자동적인 보상(motion compensation)은 중요한 문제이나 본 논문에서는 이를 다루지 않는다.

본 논문의 기본 접근 방향은 동작을 시간에 따라 인체 운동의 역학적 모델(dynamic model)을 변화시키는 시스템의 결과로 보는 것이다. 즉, 동작의 매개변수(parameter)는 이 시스템의 입력 신호로 보고, 인체의 자세는 역학적 모형에 의해 예측된 자세와 포착된 동작의 가중합에 의해 갱신되도록 한다. 이러한 접근 방법의 장점 중의 하나는 관측 모델(measurement model)의 불확실성에 의해 결정되는 가중치를 조절함으로써 동작의 해상도를 제어할 수 있다는 것이다. 이 방법을 통해 생성된 동작은 센서의 잡음에 대해 안정적일 뿐 아니라 자유도와 관절각의 한계치와 같은 운동학적 제약조건을 만족하게 되며, Kalman filter 기

법을 이용하므로 실시간에 동작을 생성할 수 있다. Kalman filter는 잡음이 존재하는 물리적 시스템의 상태를 예측, 측정, 추적, 제어하는데 널리 사용되어 왔다[4,5,6]. 광학적 센서, 전자기적 센서 등을 기반으로 하는 동작 포착 시스템은 이러한 시스템의 일종으로 Kalman filter를 적용할 수 있는 좋은 예이다. 본 연구의 초기에는 단지 센서의 잡음을 제거하기 위한 목적으로 Kalman filter가 사용되었다. 본 논문에서는 더 나아가 Kalman filter 기법이 단지 잡음 제거를 위해 사용되는데 그치지 않고 동작 전이, 동작의 상세도 조절, 관절의 운동학적 제약 조건 만족 등 인체 동작 합성을 위한 방법론으로 사용될 수 있음을 보이고자 한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 인체 모형과 Kalman filter를 이용한 동작 모형에 대해 기술하고, 3절에서는 다중 제어를 통한 동작 해상도 제어 및 동작 전이에 대해 기술하고, 4절에서는 개발된 동작 포착 시스템의 시작품을 이용한 결과를 기술한 후 제안된 방법의 장단점 및 향후 연구 방향으로 결론을 맺는다.

## 2 인체 동작의 표현

### 2.1 인체 모형

인체는 강체로 근사화된 각 신체 세그먼트들이 관절로 서로 연결된 관절체로 모델링할 수 있다. 각 관절에는 자유도와 같은 운동학적 제약조건이 부여될 수 있다. 관절체는 계층적 트리 구조를 이루는 상대 좌표계로 표현하는데, 이는 각 세그먼트의 자세를 상위의 좌표계에 대한 상대적인 값으로 표시하는 것이다.

관절체를 표현하는 계층적 모형의 예를 그림 1에 보인다. 각 세그먼트는 좌표계 변환 노드, 제약 조건 노드, 마커(marker) 정보, 크기 조정 노드, 부위의 형태 정보 노드 및 하위 세그먼트들의 트리로의 연결로 구성된다. 좌표계 변환 노드는 상위 부모 세그먼트의 좌표계에 대해 정의된 자신의 좌표계를 정의한다. 최상위 세그먼트의 좌표계 변환 노드는 기준 좌표계에 대한 변환을 뜻하며 나머지 세그먼트의 경우에는 부모

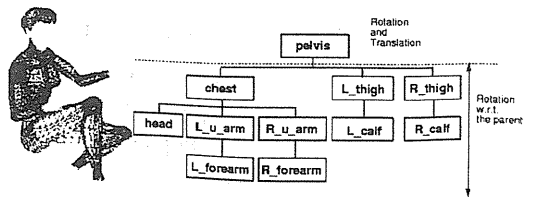


그림 1 계층적 인체 모형

의 좌표계에 대한 상대적인 값이다. 제약 조건 노드는 자유도 제약과 관절각의 범위 등 운동학적 제약조건을 포함한다. 크기 조정 노드는 동일한 하나의 모형을 사람에게 따라 서로 다른 체형에 맞추어 사용하기 위해 포함되었다. 형태 정보 노드는 다각형으로 구성된 표면 모형 또는 상자, superquadric 등의 부피 모형으로 각 세그먼트의 외형을 정의한다.

## 2.2 인체 동작의 모델링

강체의 3차원 운동의 자유도는 6이다. 이는 자유도 3의 위치 이동(translation)과 자유도 3의 회전 운동(rotation)으로 구성된다. 위치 이동은 물체의 지역 좌표계의 기준 좌표계에 대한 위치, 속도, 가속도 등으로 정의되며 회전 운동은 기준 좌표계에 대한 각도, 각속도, 각가속도 등으로 정의된다.

계층적 모형에서는 최상위 세그먼트만이 위치 이동과 회전 운동을 모두 하고, 나머지 세그먼트는 회전 운동만을 하므로 최상위 세그먼트를 위치 이동과 회전 운동만을 하는 두 개의 세그먼트로 나누어 생각하는 것이 편리하다. 각 세그먼트의 운동을 강체의 위치 이동과 회전 운동에 대한 상태 벡터(state vector)로 표현한다. 각 세그먼트를 정의하는 상태 벡터는 다음과 같다. 위치 이동만을 하는 세그먼트에 대해 위치  $\mathbf{p} = [p_x, p_y, p_z]^T$ 와 속도  $\mathbf{v} = [v_x, v_y, v_z]^T$ 로 정의되고, 회전 운동 세그먼트에 대해 각도  $\mathbf{q} = [q_w, q_x, q_y, q_z]^T$ 와 각속도  $\mathbf{\Omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ 로 정의된다.

상태 벡터의 시간에 따른 변화를 모델링한 역학적 모델(dynamic model)에 따라 다음과 같이 상태 벡터를 예측한다 (Kalman filter의 기본 원리와 notation은 부록을 참조하기 바란다).

$$\hat{\mathbf{s}}_t^{j(-)} = \begin{cases} f_T(\hat{\mathbf{s}}_{t-1}^{j(+)}), & j=0 \\ f_R(\hat{\mathbf{s}}_{t-1}^{j(+)}), & 1 \leq j \leq N \end{cases} \quad (1)$$

위 식에서 윗첨자  $j$ 는 세그먼트를 나타내며,  $j=0$ 은 대상 세그먼트가 위치 이동만을 하는 세그먼트임을 뜻한다.  $N$ 은 전체 세그먼트의 갯수이며  $f_T(\cdot)$ ,  $f_R(\cdot)$ 은 각각 등속 운동을 가정한 위치 이동과 회전 운동에 대한 전이 함수(transition function)이다. 여기서의 등속 (piecewise constant velocity) 운동은 입력 데이터가 처리되는 때 시간  $t$ 의 부근에서만 보았을 때 국부적으로 위치 이동에 대해서는 등속도를, 회전에 대해서는 등각속도를 유지함을 의미한다. 이후에 설명되는 동작의 갱신 과정을 거친 후에 얻는 결과 동작은 등속 모델에 의한 예측치와 입력으로 사용되는 실

제 동작 포착 데이터가 융합된 것인데, 이는 입력으로 주어진 인체의 동작이 전체적으로 등속 운동으로 적합(fitting)된 것과는 다르다.

### 2.2.1 위치 이동

위치 이동 세그먼트를 표현하는 상태 벡터는 다음과 같다.

$$\mathbf{s}^0 = [\mathbf{p}^T \quad \mathbf{v}^T]^T \quad (2)$$

위 식에서 각 변수는 기준 좌표계에서 정의된 것이다. 위치 이동에 대한 역학적 모델(식 1의  $j=0$ 인 경우)은  $\hat{\mathbf{s}}_t^{0(-)} = F_T \cdot \mathbf{s}_{t-1}^{0(+)}$ 으로 표시되며 등속 운동 모델에 의한 상태 전이 행렬  $F_T$ 는 다음과 같이 간단히 표시된다.

$$F_T = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (3)$$

즉, 바로 이전 시간  $t-1$ 에서 얻은 이동 속도가 등속으로 유지된 값이 현재 시간에서의 예측치가 된다. 이 값은 이후에 실제로 입력된 동작 데이터에 의해 수정되어 입력치를 반영하게 된다. 초기 상태는 이미 알고 있다고 가정했다. 포착된 동작 중 최초의 자세가 갖는 위치를 초기 위치로 사용했고, 초기 속도는 0을 사용했다.

### 2.2.2 회전 운동

회전 운동 세그먼트를 표현하는 상태 벡터는 부모 좌표계에서의 회전각도와 각속도로 표시한다.

$$\mathbf{s}^j = [\mathbf{q}^T \quad \mathbf{\Omega}^T]^T \quad (4)$$

등각속도 모델에 의한 회전 운동의 상태 벡터의 예측은

$$\hat{\mathbf{s}}_t^{j(-)} = f_R(\mathbf{s}_{t-1}^{j(+)} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{t-1}^{j(+)} \otimes \mathbf{q}_{t-1}^{j(+)} \\ \mathbf{\Omega}_{t-1}^{j(+)} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

여기서  $\mathbf{w}_t^{j(+)} = \begin{bmatrix} \cos(|\mathbf{\Omega}_t^{j(+)}|/2) \\ \frac{\sin(|\mathbf{\Omega}_t^{j(+)}|/2)}{|\mathbf{\Omega}_t^{j(+)}|} \mathbf{\Omega}_t^{j(+)} \end{bmatrix}$

로 정의되는데 “ $\otimes$ ”는 quaternion multiplication [7]이다. 위치 이동의 경우와 마찬가지로 국부적으로 보았을 때 등각속도로 회전하는 운동을 표시하고 있으므로 예측치  $\hat{\mathbf{Q}}_t^{j(-)}$ 는 직전 시간  $t-1$ 에서의 각속도인  $\hat{\mathbf{Q}}_{t-1}^{j(+)}$ 과 같고, 실제 동작 포착 데이터와의 융합을 통해 입력 데이터를 반영하는 값인  $\hat{\mathbf{Q}}_t^{j(+)}$ 으로 갱신된다.

비선형의 상태 전이 함수  $f_R(\cdot)$ 을 다루는 extended Kalman filter에서 필요로 하는 편미분 벡터  $F_R^j(t-1)$ 는 다음과 같다.  $f_R(s) = s' = [q'^T \ \Omega'^T]^T$ 이라 하면 (가독성을 위해 이후로는 세그먼트 번호인 첨자  $j$ 를 생략한다)

$$F_R(t-1) = \frac{\partial f_R(s)}{\partial s} \Big|_{s = \hat{s}_i^{(-)}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial q'}{\partial s} & \frac{\partial \Omega'}{\partial s} \\ 0 & I_3 \end{bmatrix} \quad (6)$$

위 식에서 각도와 각속도의 상태 벡터에 대한 편미분 항은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial q'}{\partial \Omega} \Big|_{q^{(+)}, \Omega^{(+)}} &= \cos(|\Omega^{(+)}|/2) I_4 + \frac{\sin(|\Omega^{(+)}|/2)}{|\Omega^{(+)}|} \Omega^{(+)} \\ \frac{\partial q'}{\partial \Omega} \Big|_{q^{(-)}, \Omega^{(-)}} &= \frac{\sin(|\Omega^{(-)}|/2)}{2|\Omega^{(-)}|} q^{(-)} \Omega^{(-)T} \\ &+ \left( \frac{\cos(|\Omega^{(-)}|/2)}{2|\Omega^{(-)}|^2} - \frac{\sin(|\Omega^{(-)}|/2)}{|\Omega^{(-)}|^3} \right) \Omega^{(-)} q^{(-)} \Omega^{(-)T} \\ &+ \frac{\sin(|\Omega^{(-)}|/2)}{|\Omega^{(-)}|} q^{(-)} \end{aligned} \quad (8)$$

여기서  $^{+}, ^{-}$  으로 표시된 것은 quaternion multiplication을 행렬로 표시한 것이다([7] 참조).

모든 세그먼트에 대해 각각의 오차 공분산 행렬은 다음 식에 의해 시간에 따라 전파된다.

$$P_i^{(-)} = F_{i-1} P_{i-1}^{(+)} F_{i-1}^T + Q_{i-1} \quad (9)$$

위 식에서  $F_i$ 는 위치 이동에 대해서는  $F_T(t)$ , 회전 운동에 대해서는  $F_R(t)$ 이며  $Q_i$ 는 다음과 같이 정의 되는 역학적 모형의 잡음항  $n_j$ 의 공분산이다.

$$E[n_k n_i^T] = \begin{cases} Q_k & i=k \\ 0 & i \neq k \end{cases}$$

### 2.3 동작의 갱신

관측(measurement) 모형은 상태 벡터와 관측치 간의 관계를 기술하는 것으로

$$z_i = h(s_i) + \eta_i \quad (10)$$

로 표기한다. 이 식에서 함수  $h(\cdot)$ 은 관측 함수이며  $\eta$ 는 관측에 포함된 랜덤노이즈이다. 본 연구에서는 포착된 동작 데이터를 그대로 관측 값으로 사용했다. 관측치의 예측은  $\hat{z}_i = H_i \cdot \hat{s}_i^{(-)}$ 로 얻으며 관측 행렬  $H_i$ 는 위치 이동과 회전 운동에 대해 각각

$$H_T(t) = [I_3 \ 0], \quad H_R(t) = [I_4 \ 0] \quad (11)$$

의 간단한 형태가 된다.

관측 오차(measurement residual)는 관측 모형에 의해 예측된 관측치와 실제 동작 포착 데이터와의 차이이다. 관측 오차에 Kalman gain 행렬을 가중치로 반영한 수정(innovation) 항을 예측치에 더해 새로운 상태 벡터로 갱신한다.

$$s_i^{(+)} = \hat{s}_i^{(-)} + K_i (z_i - H_i \hat{s}_i^{(-)}) \quad (12)$$

위 식에서 Kalman gain은

$$K_i = P_i^{(-)} H_i^T \Lambda_i^{-1} \quad (13)$$

와 같다.  $\Lambda_i$ 는 매 관측에 대한 오차 공분산 행렬이다. (3.1절에서 이 값을 이용하는 기법에 대해 기술한다.)

본 연구에서는 인체 모형의 각 세그먼트에 대해 하나씩의 Kalman filter를 두고, 전체 인체 모형의 계층에 대해 계층적인 Kalman filter의 적용을 반복하는 방법(hierarchical Kalman filtering)을 쓰고 있다. 계층적인 적용에 있어서 현재 처리하고 있는 세그먼트 이외의 값은 이전까지의 예측치를 상수로 보고 처리한다. 이 방법은 모든 인체 세그먼트에 대해 하나의 Kalman filter를 쓰는 방법에 비해 계산량이 매우 작고, 수치적으로 안정적이다.

### 2.4 운동학적 제약조건

연결된 인체의 두 부분간에는 운동학적 제약조건이 존재한다. 이는 제약조건이 만족될 때 최소화되는 오류 함수(error function)를 이용해 모델링할 수 있다. 본 연구에서는 관절의 자유도와 관절각의 범위에 대한 제약조건을 위한 오류 함수를 설계하였다.

관절  $j$ 가 그림 2와 같이 자유도 2이고 방향 코사인 벡터가  $\vec{n}_1, \vec{n}_2$ 일 때 두 벡터  $\vec{n}_i$ 에 수직인 벡터를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\vec{n}_i \cdot \vec{v} = 0, \quad \text{for } i=1, 2 \quad (14)$$

임의의 quaternion  $q$ 는 다음과 같이 회전축에 의해 표현된다.

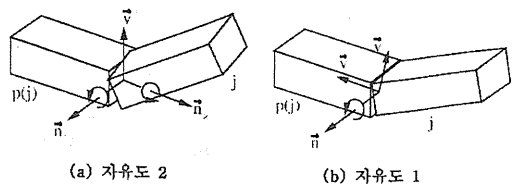


그림 2 관절의 자유도 제약 조건

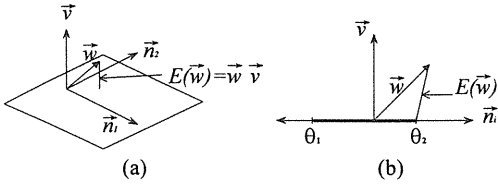


그림 3 3차원 회전축과 자유도

$$\vec{w} = \frac{\theta}{\sin(\theta/2)} \vec{q}, \text{ where } \theta = 2\arccos(q_w) \quad (15)$$

$\vec{q}$ 는  $\mathbf{q}$ 의 vector quaternion이다. 위 식은 회전축  $\vec{w}$ 을 중심으로 한  $\vec{w}$ 의 길이만큼의 회전을 뜻한다. 따라서 임의의 회전 운동을 그림 3(a)에서와 같이 3차원 벡터  $\vec{w}$ 로 표현할 수 있다. 자유도 2인 관절의 회전 운동  $\vec{w}$ 의 오차는  $E(\vec{w}) = \vec{w} \cdot \vec{v}$ 로 볼 수 있다. 그림 3(b)에서와 같이 관절각의 허용 범위가  $\theta_1, \theta_2$ 로 주어졌다면 운동학적 제약 조건을 벗어나는 오차를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$E(\vec{w}) = \vec{w} \cdot \vec{v} + \max\{0, \theta_1 - \vec{w} \cdot \vec{n}_1, \vec{w} \cdot \vec{n}_2 - \theta_2\} \quad (16)$$

이와 비슷하게 자유도 1의 관절인 경우에는 두 개의 수직 벡터를 얻는다. 오차  $E(\vec{w})$ 는 2차원 벡터가 되고 각 축에서의 값이 자유도 2인 경우와 같은 방법으로 계산된다. 각속도에 대해서도 회전과 같은 방법으로 제약 조건을 정의할 수 있다.

인체는 통상적으로 부여되는 자유도에 완전히 부합하지는 않는다. 예를 들어 팔꿈치 관절에는 보통 자유도 1을 부여하지만 하박 부분은 제한적으로 비틀림 운동(roll)을 할 수 있다. 이와 같은 이유로 운동학적 제약 조건을 인체 모형에 직접 포함시키지 않는 것이 합당하다. 그 대신, 모든 관절이 자유롭게 회전할 수 있도록 자유도를 부여하고 제약 조건을 낮은 불확실성을 갖는(확실한) 관측의 하나로 포함시킨다. 결과적으로 인체는 통상 자유도가 없는 회전축에 대해서도 회전할 수 있는 여지를 갖게 된다.

동작 생성 과정에서 제약 조건은 다음과 같이 주어진다.

$$E(\vec{w}) = 0 \text{ and } E(\mathbf{Q}) = 0 \quad (17)$$

이를 관측 모델에 포함시키기 위해서는 관측 행렬에 제약 조건에 해당하는 항을 추가하면 된다. 제약 조건을 포함한 Kalman filtering을 위해 필요한 식 17의 상태 벡터  $\mathbf{s}$ 에 대한 편미분은 다음과 같다.

$$\frac{\partial E(\vec{w})}{\partial \mathbf{s}} = \begin{bmatrix} \frac{\theta}{\sin^2(\theta/2)} \frac{q_w - 2\sin(\theta/2)}{1 - q_w^2} \vec{q}^T (\vec{v} - \vec{a}) & \frac{\theta}{\sin(\theta/2)} (\vec{v} - \vec{a}) & \mathbf{0}_3^T \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\frac{\partial E(\mathbf{Q})}{\partial \mathbf{s}} = [\mathbf{0}_4^T \quad \vec{v}^T - \vec{a}^T] \quad (19)$$

위 식에서  $\mathbf{0}_n$ 은  $n$ 행의 영벡터이며  $\vec{a}$ 는 다음과 같다.

$$\vec{a} = \begin{cases} \mathbf{0}_3 & \text{for } \theta_1 < \vec{w} \cdot \vec{n}_1 < \theta_2 \\ \vec{n}_i & \text{for } \theta_2 < \vec{w} \cdot \vec{n}_i \\ -\vec{n}_i & \text{for } \vec{w} \cdot \vec{n}_i < \theta_1 \end{cases}$$

회전 운동을 표현하는데 quaternion을 사용하므로  $\|\mathbf{q}\|=1$ , 즉  $\mathbf{q}^T \mathbf{q} - 1 = 0$ 의 제약 조건이 추가로 관측 모델에 필요하다. 이의  $\mathbf{s}$ 에 대한 편미분은 다음과 같다.

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{s}} (\mathbf{q}^T \mathbf{q} - 1) = [2 \mathbf{q}^T \quad \mathbf{0}_3^T] \quad (20)$$

관절각의 회전에 대한 운동학적 제약 조건 이외에 관절의 위치에 대한 제약 조건을 가할 수 있다. 관절의 위치는 인체 계층 모형의 최상위 세그먼트( $j=0$ )의 위치와, 이로부터 대상 관절에 이르는 중간 관절들( $j=j_1, \dots, j_K$ )의 관절각과 관절의 길이로부터 운동학을 이용해 계산된다.

### 3 동작의 생성

#### 3.1 동작 해상도

윗 장에서 유도한 Kalman filter는 일종의 평탄화 필터이다. 필터의 역학적 모델은 등속 운동의 관성을 가지는 동작을 지향한다. 여기에 관측 모델에서 사용하는 포착된 동작 데이터와 운동학적 제약 조건들이 동작을 갱신하는 외부의 힘으로 작용한다. 식 13에서 알 수 있듯이 Kalman gain은 관측의 불확실성에 반비례한다. 관측이 매우 불확실하면 관측 오차는 거의 잡음으로 취급되고, 따라서 상태 벡터의 갱신은 미미해진다.

본 절에서는 관측의 불확실성을 이용해 동작의 해상도(motion resolution)를 제어하는 방법을 기술하고자 한다. 일반적으로 불확실성을 높여 외부의 힘을 약화시키면 역학적 모델에 의한 부드러운 동작이 생성되고, 반대의 경우에는 원래의 포착된 동작과 유사한 동작이 생성된다. 그림 4는 보행 동작에서 상체의 회전각  $q_w$ 의 변화를 관측치의 불확실성에 대해 나타낸 것이다. 원 동작인 A 곡선은 거친(jerky) 운동을 다수 포함하고 있고 B 곡선의 경우 원 동작을 매우 가깝게 따라가는 반면, 불확실성을 증가시켜 E 곡선에 이름에 따라 점점 부드러운 곡선이 됨을 알 수 있다.

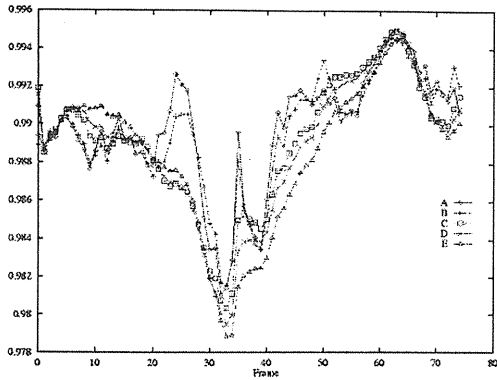


그림 4 불확실성의 조절에 따른 동작 해상도의 변화 - 곡선 A는 불확실성을 0으로 주었을 경우, 즉 필터링하지 않은 결과이며 나머지는 B : 0.001, C : 0.1, D : 0.2, E : 0.5의 불확실성을 주어 얻은 결과임

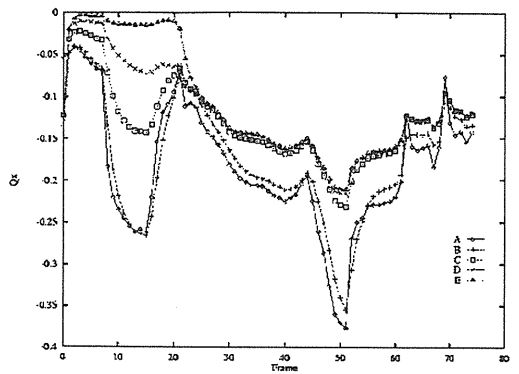
운동학적 제약 조건의 경우에도 식 14의 법선 벡터  $\vec{v}$ 의 길이를 이용하여 제약 조건의 강도를 제어할 수 있다. 그림 5는 본래 y축에 대한 회전 자유도 1을 갖는 하박(fore arm)의  $q_x$ 와  $q_y$ 를 표 1의 A-E에 해당하는 가중치를 적용해 얻은 그래프이다. 가중치가 커져 제약 조건의 강도가 강해질수록 오차에 해당하는  $q_x$ 의 값은 0에 가까워지는데 비해 본래 허용된 자유도인  $q_y$ 는 영향을 받지 않음을 볼 수 있다.

3.2 동작 전이

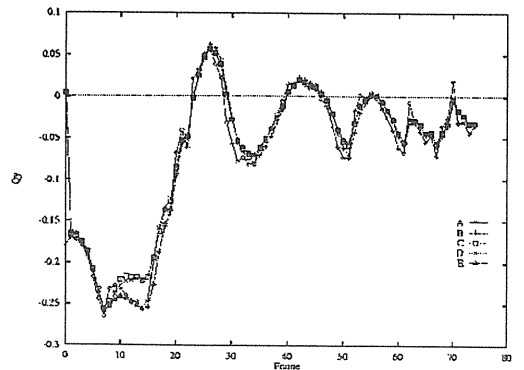
단위 동작들을 매끄럽게 이어 붙이는 동작 전이(motion transition) 기술은 동작 포착 기술이 폭넓게 이용되는데 매우 필요하다. 제안된 방법론은 동작 전이에도 응용할 수 있음을 설명하고자 한다. 기본적인 아이디어는 대상 동작들을 시간에 따라 순차적으로 배치한 후 Kalman filter를 이용하여 새로운 동작 시퀀스를 얻을 수 있다는 것이다. 동작 전이의 한 예로서 그림 6은 본래의 보행 동작 위에 40번째에서 80번째 프레임에 '앞으로 수그리는 (bending forward)' 동작을 삽입한 후 처리한 것이다. 대상 동작을 순차적으로 배치한 후 아무런 처리를 하지 않은 그래프 A가 동작의 경계에서 불연속적인 값을 보이는데 비해 동

Graph #	Uncertainty	Weighting factor
A	0.000 (No filtering)	-
B	0.1	0.1
C	0.1	0.5
D	0.1	1.0
E	0.1	2.0

표 1 운동학적 제약 조건을 위한 가중치



(a) qx의 변화



(b) qy의 변화

그림 5 가중치에 의한 제약 조건 강도의 조절, 가중치는 표 1과 같다.

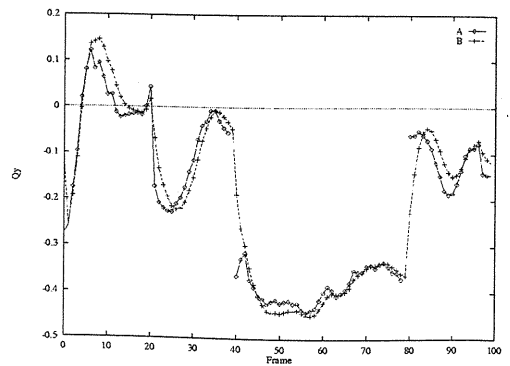
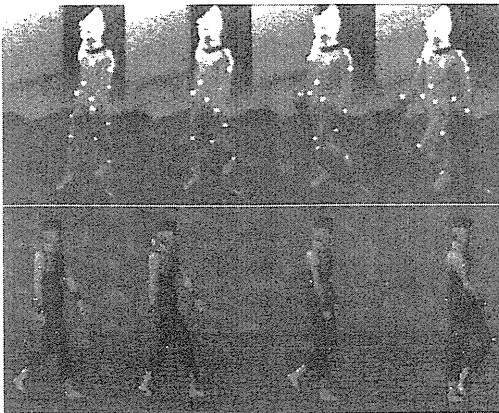


그림 6 단위 동작간의 동작 전이에서의 평탄화, 오른쪽 하박의 Y축에 대한 회전 성분

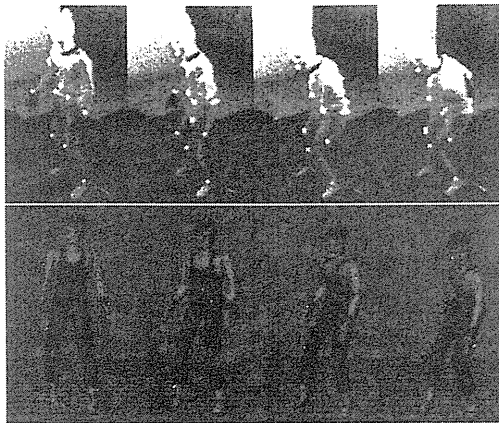
작 전이된 그래프 B는 운동학적 제약 조건을 만족하면서도 연속적인 운동이 된다.

4 실험 및 결과

본 연구팀은 초보적인 광학적 동작 포착 시스템을



(a) 보행 동작



(b) 앞으로 수그리기

그림 7 개발된 초기 동작 포착 시스템을 이용한 시퀀스:  
(a) 보행 - 35, 40, 45, 50번째 프레임 (b) 앞으로 수그리기 - 20, 25, 30, 35번째 프레임

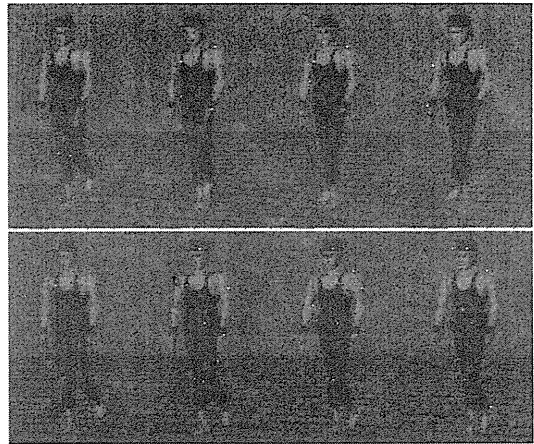


그림 8 동작 평탄화의 예:45,46,47,48번째 프레임

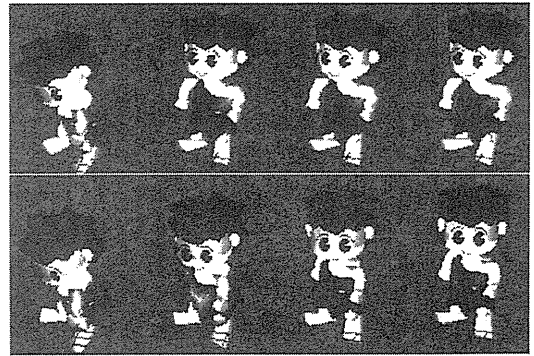


그림 9 동작 전이의 예: 79, 80, 81, 82번째 프레임. 79, 80 프레임 사이의 동작 전이는 그림 6과 같다.

개발한 바 있다[8]. 피 실험자의 동작은 먼저 4대의 비디오에 의해 녹화되고 각 카메라의 영상은 Panasonic AG-DS850 비디오와 펜티엄 급 PC에 의해 오프라인에서 프레임 단위로 저장된다. 각 카메라로부터 얻은 영상 시퀀스들은 Silicon Graphics 워크스테이션에서 C++ 언어와 OpenInventor를 사용하여 개발된 동작 포착 시스템에 입력된다. 동작 포착 시스템은 영상 데이터를 처리하여 캐릭터의 동작을 생성하는데, 이 과정은 준 실시간(near-realtime)에 이루어진다.

그림 7에 원 동작과 이로부터 생성한 애니메이션의 시퀀스의 예를 보인다. 그림 8은 동작의 평탄화 처리의 예이다. 윗줄에 보인 원 동작에서 왼편 허벅지와 장딴지 부분이 포착 과정의 오류에 의해 꼬였으나, 아랫줄의 평탄화된 결과 동작에서는 이러한 오류가 발

견되지 않는다. 그림 9는 원 동작과 다른 캐릭터 모형에 대한 동작 보상(motion compensation)과 동작 전이의 예이다. 그림 6에서 보인 예와 같이 보행 동작의 40과 41번째 프레임 사이에 40프레임 길이의 '앞으로 수그리는' 동작을 삽입하고 적어도 한 발은 지면에 붙어 있어야 한다는 제약 조건을 가한 것이다. 윗줄은 동작 전이 처리를 하지 않은 것이고 아랫줄은 처리를 가한 후의 것이다. 아랫줄의 경우에는 윗줄의 첫 번째와 두 번째 영상에서 보이는 거친 움직임이 없이 자연스럽게 연결되는 동작을 보인다.

## 5 결론

본 논문에서는 포착된 동작 데이터를 사용하여 애니메이션을 생성하는 효과적인 기법을 제안하였다. 동작 데이터를 Kalman filter의 입력 신호로 사용함으로써 (i) 센서 잡음에 의한 거친 동작을 평탄화하고, (ii) 동작 편집 과정에서 인체의 운동학적 제약 조건을 만족시킬 수 있었고, (iii) 단위 동작들간의 부드러운 전

이에 응용할 수 있었다. 또한, 제약 조건의 가중치와 동작 데이터의 불확실성의 조절을 통해 동작의 해상도를 제어할 수 있었다. 제안된 알고리즘은 결과 동작을 준 실시간에 생성할 수 있다.

동작 포착 데이터는 자연스러운 인체의 운동을 잘 표현할 수 있다는 점에서 애니메이션이나 게임 제작, 나아가 실시간 가상 현실 응용 등에서 널리 사용될 것으로 예측된다. 이를 위해서는 단위 동작의 데이터베이스로부터 원하는 동작을 구성할 수 있는 단위 동작을 선택하여 이들을 쉽게 이어 붙이고, 섞고, 변형하면서도 본래의 자연스러움을 보존하는 것이 핵심적인 문제이다. 향후 본 논문에서 다룬 동작 데이터의 잡음 제거, 이어 붙이기 이외에도 복수의 단위 동작에서 원하는 부분의 움직임만을 선택하여 동작을 만드는 동작 융합(motion blending), 서로 다른 캐릭터 모형에 대한 자동적인 동작 보상(motion compensation), 등에 대한 연구가 필요하며, 애니메이터들이 편집을 통해 원하는 동작을 쉽게 얻을 수 있도록 하는 사용자 인터페이스에 대한 문제도 연구되어야 할 것이다. 또한 힘, 균형과 같이 인체 운동의 역학적 측면을 고려한 방법도 고려되어야 하겠다.

\* 본 연구의 일부는 한국과학기술원 인공지능연구센터(CAIR)와 KAIST-삼성 미래기술 연구사업(삼성중합기술원)의 지원을 받아 이루어졌습니다.

## 참고문헌

- [1] A. Brudelin and L. Williams, "Motion Signal processing," in *ACM SIGGRAPH '95*, (Los Angeles, CA), pp.97-104, August 1995.
- [2] C. Rose, B. Guenter, B. Bodenheimer, and M. Cohen, "Efficient generation of motion transitions using spacetime constraints," in *ACM SIGGRAPH '96*, (New Orleans, LA), pp.147-154, August 1996.
- [3] A. Witkin and Z. Popovic, "Motion Warping," in *ACM SIGGRAPH '95*, (Los Angeles, CA), pp.105-108, August 1995.
- [4] M. S. Grewal and A. P. Andrews, *Kalman Filtering : Theory and Practice*, Prentice Hall, 1993.
- [5] S. Blackman, *Multiple-Target Tracking with Radar Applications*. Deham, MA: Artech House, 1986.
- [6] J. Wu, R. Rink, T. Caelli, and V. Gourishankar, "Recovery of the 3-D location and motion of a rigid object through camera image (an extended Kalman filter approach)," *International Journal of Computer Vision*, vol.2, no.4, pp.373-394, 1988.
- [7] J. Chou, "Quaternion kinematic and dynamic differential equations," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol.8, pp.53-64, Feb. 1992.
- [8] S. Jung, *Motion Analysis of Articulated Objects for Optical Motion Capture*, PhD thesis, Dept. of Computer Science, KAIST, February 1997.

## 부록

### A.1 Kalman filter에 의한 동적 시스템의 제어

시간에 따라 변화하는 역학적 시스템(dynamic system)의 행태는 그 시스템의 핵심적인 성질을 나타내는 일군의 상태 변수(state variable)로 표현할 수 있다. 상태 변수를 모아 하나의 벡터로 만든 상태 벡터(state vector)의 시간에 따른 변화는 대상 시스템의 고유한 성질을 반영하는 선형 또는 비선형의 수식으로 모델링 되는데, 이를 이 시스템의 역학적 모델(dynamic model)이라 한다. 상태 벡터는 외부에서 측정할 수 있는지의 여부와 무관하게 결정된다. 외부에서 직접 측정 또는 제어 가능하며 상태 벡터로부터 계산할 수 있는 성질을 시스템의 관측값이라 하고, 상태 벡터와 관측값의 관계를 표현한 것을 시스템의 관측 모델(measurement model)이라 한다.

Kalman filter는 역학적 모델과 관측 모델에 잡음이 존재하는 시스템을 다루는데 적합하다. 시간  $t$ 에서의 상태 벡터를  $s_t$ 라 하고 상태 전이 함수를  $f$ 라 하면 역학적 모델은 식 21과 같다. 식 21에서  $n_t$ 는 상태 전이 과정에서의 잡음항이며  $n_t \sim N(0, Q_t)$ , 즉 평균 0, 분산  $Q_t$ 의 백색 잡음으로 모델링 한다.

$$s_t = f(s_{t-1}, t-1) + n_{t-1} \quad (21)$$

$$z_t = h(s_t, t) + \eta_t \quad (22)$$

관측 벡터를  $z_t$ , 관측 함수를  $h$ 라 할 때의 관측 모



델은 식 22와 같고 관측 잡음  $\mathbf{n}_t$ 는  $\mathbf{n}_t \sim N(0, R_t)$ 의 특성을 갖는다. 시스템의 특성을 표현하는 역학적 모델과 관측 모델이 선형일 때 식 21, 식 22의 상태 전이 함수  $f$ 는 상태 전이 행렬  $F_t$ 로, 관측 함수  $h$ 는 관측 행렬  $H$ 로 바뀐다. 비선형 시스템의 경우는 편미분 값  $F = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{s}_t}$ ,  $H = \frac{\partial h}{\partial \mathbf{s}_t}$ 를 이용하여 선형화 하여 처리하고 이를 extended Kalman filter라 한다.

Kalman filtering은 식 23 - 식 30의 계산 과정의 반복이다. (식 23 - 식 30은 extended Kalman filter의 경우에 대한 수식이다.)

상태 벡터의 초기치와 filtering 과정의 오차를 반영하는 오차 공분산 행렬(error covariance matrix)  $P$ 의 초기치가 주어진 후, 매 시간 단위마다 측정 또는 입력되는 관측 벡터의 값에 따라 상태 벡터의 값을 갱신하는 과정으로, 다음과 같은 절차를 반복한다. 현재 시간을  $t$ 라 할 때 ① 이전 시간  $t-1$ 까지의 상태 벡터  $\hat{\mathbf{s}}_t^{(-)}$ 와 역학적 모델로부터 현재 상태 벡터의 예측치인  $\hat{\mathbf{s}}_t^{(+)}$ 을 계산한다. (식 23)  $\mathbf{a}_t^{(+)}$ 의 의미는 시간  $t$ 까지의 관측값을 아는 상태에서 얻은 값, 즉  $\mathbf{a}_{dt}$ 이며,  $\mathbf{a}_t^{(-)}$ 는  $t-1$ 까지의 정보를 가지고 구한  $t$ 에서의 값( $\mathbf{a}_{dt-1}$ )이다.  $\hat{\mathbf{a}}$  표시는 예측치임을 표시한 것이다. ② 관측 모델에 따라 상태 벡터의 예측치로부터 관측치를 예측한다. (식 24) ③ 상태 전이 행렬(식 25)과 역학적 모델 잡음의 공분산  $Q_t$ 으로 선형적(a priori) 오차 공분산 행렬  $P_t^{(-)}$ 을 계산한다. (식 27) ④ 오차 공분산, 관측 함수  $H_t$  (식 26), 관측 모델 잡음의 공분산  $R_t$ 으로 Kalman gain  $K_t$ 를 계산한다. ⑤ 예측된 관측치  $\hat{\mathbf{z}}_t$ 와 실제 관측치  $\mathbf{z}_t$ 간의 차(measurement residual)에 Kalman gain  $K$ 를 가중치로 사용하여 얻은 상태 벡터의 갱신값(innovation)을 예측치에 더해 상태 벡터를 수정한다. (식 29) ⑥ A posteriori 오차 공분산  $P_t^{(+)}$ 을 갱신한다. (식 30)

위 과정을 통해 상태 벡터는 대상 시스템의 현재 상태의 근사치를 계속 유지하게 된다. Kalman filter는 시스템의 상태를 감시, 예측, 추적하는 목적 이외에 시스템의 상태를 원하는 방향으로 제어하는 목적으로도 사용될 수 있다. 이때는 관측 모델(식 22)을 시스템이 가져야 할 제약 조건을 수식화한 것으로 해석할 수 있다. Filtering 과정을 통해 상태 벡터는 관측 벡터와의 오차를 줄이는 방향으로 갱신되는데, 이

것은 관측 벡터로 표현되는 상태 변수간의 제약 조건을 만족시키는 방향이 되기 때문이다.

$$\hat{\mathbf{s}}_t^{(-)} = f(\hat{\mathbf{s}}_{t-1}^{(+)}, t-1) \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_t = h(\hat{\mathbf{s}}_t^{(-)}, t) \quad (24)$$

$$F_{t-1} \approx \left. \frac{\partial f(\mathbf{s}, t-1)}{\partial \mathbf{s}} \right|_{\mathbf{s} = \hat{\mathbf{s}}_{t-1}^{(+)}} \quad (25)$$

$$H_t \approx \left. \frac{\partial h(\mathbf{s}, t)}{\partial \mathbf{s}} \right|_{\mathbf{s} = \hat{\mathbf{s}}_t^{(-)}} \quad (26)$$

$$P_t^{(-)} = F_{t-1} P_{t-1}^{(+)} F_{t-1}^T + Q_{t-1} \quad (27)$$

$$K_t = P_t^{(-)} H_t^T [H_t P_t^{(-)} H_t^T + R_t]^{-1} \quad (28)$$

$$\hat{\mathbf{s}}_t^{(+)} = \hat{\mathbf{s}}_t^{(-)} + K_t (\mathbf{z}_t - \hat{\mathbf{z}}_t) \quad (29)$$

$$P_t^{(+)} = (I - K_t H_t) P_t^{(-)} \quad (30)$$