

논문 2010-47SP-6-5

수치적인 역운동학 기반 UKF를 이용한 효율적인 중간 관절 추정

(Efficient Intermediate Joint Estimation using the UKF based on the Numerical Inverse Kinematics)

서 용 호*, 이 준 성**, 이 칠 우***

(Yungho Seo, Junsung Lee, and Chilwoo Lee)

요 약

영상 기반의 모션 캡처에 대한 연구는 인체의 특징 영역 검출, 정확한 자세 추정 및 실시간 성능 등의 문제를 풀기 위해 많은 연구가 진행되고 있다. 특히, 인체의 많은 관절 정보를 복원하기 위해 다양한 방법이 제안되고 있다. 본 논문에서는 수치적인 역운동학 방법의 단점을 개선한 실시간 모션 캡처 방법을 제안한다. 기존의 수치적인 역운동학 방법은 많은 반복 연산이 필요하며, 국부최소치 문제가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 기존의 수치적인 역운동학 해법과 UKF를 결합하여 중간관절을 복원하는 방법을 제안한다. 수치적인 역운동학의 해와 UKF를 결합함으로써, 중간 관절 추정 시 최적값에 보다 안정적이고 빠른 수렴이 가능하다. 모션 캡처를 위해 먼저, 배경 차분과 피부색 검출 방법을 이용하여 인체의 특징 영역을 추출한다. 다수의 카메라로부터 추출된 2차원 인체 영역 정보로부터 3차원 정보를 복원하고, UKF와 결합된 수치적인 역운동학 해법을 통해 동작자의 중간 관절 정보를 추정한다. 수치적인 역운동학의 해는 UKF의 상태 추정 시 안정적인 방향을 제시하고, UKF는 다수의 샘플을 기반으로 최적 상태를 찾음으로써, 전역해에 보다 빠르게 수렴한다.

Abstract

A research of image-based articulated pose estimation has some problems such as detection of human feature, precise pose estimation, and real-time performance. In particular, various methods are currently presented for recovering many joints of human body. We propose the novel numerical inverse kinematics improved with the UKF(unscented Kalman filter) in order to estimate the human pose in real-time. An existing numerical inverse kinematics is required many iterations for solving the optimal estimation and has some problems such as the singularity of jacobian matrix and a local minima. To solve these problems, we combine the UKF as a tool for optimal state estimation with the numerical inverse kinematics. Combining the solution of the numerical inverse kinematics with the sampling based UKF provides the stability and rapid convergence to optimal estimate. In order to estimate the human pose, we extract the interesting human body using both background subtraction and skin color detection algorithm. We localize its 3D position with the camera geometry. Next, through we use the UKF based numerical inverse kinematics, we generate the intermediate joints that are not detect from the images. Proposed method complements the defect of numerical inverse kinematics such as a computational complexity and an accuracy of estimation.

Keywords : Human pose estimation, Inverse kinematics, Unscented Kalman filter, Motion capture

* 정회원, ** 학생회원, *** 평생회원, 전남대학교 전자컴퓨터공학부

(School of Electronics and Computer Engineering, Chonnam National University)

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업(NIPA-2010-C1090-1011-0008)의 연구결과로 수행되었음.

접수일자: 2010년8월9일, 수정완료일: 2010년9월24일

I. 서론

영상 기반의 인체 자세 추정에 대한 연구는 응용 분야가 굉장히 넓다. 예를 들어, 다양한 센서를 이용하여 사용자의 움직임을 취득하는 게임 인터페이스, 공공장소 및 병원 등에서 사람들의 비정상적인 행동을 감시하는 시스템 등 다양한 응용 시스템에서 사람들의 움직임 정보를 활용하고 있다^[1]. 그 외에도, 시각 감시(visual surveillance), HCI, 가상현실, 증강현실 등 다양한 응용 분야에서도 카메라 영상을 이용하여 많은 정보를 얻고 있다. 현재 카메라 영상만을 이용하여 사람의 자세를 추정하고, 재사용 가능한 3차원 데이터로 추출하는 모션 캡처 시스템들도 상용화되고 있다. 하지만, 이러한 시스템들은 가격이 비싸고, 조작이 어려우며, 사용자의 움직임 제약 및 실시간 성능의 제약 등 많은 문제점들이 존재한다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 다양한 연구가 진행되고 있다.

일반적으로, 영상 기반 모션 캡처 방법에 대한 연구는 크게 단일 카메라 접근법과 다중 카메라 접근법 두 가지로 나눌 수 있다. 단일 카메라 접근법은 다중 카메라로 접근하기 위한 선행 연구로 진행되거나 다중 카메라를 이용하여 확장하고 있는 추세이다^[2].

A. Sundaresan^[2]은 픽셀의 변위를 이용하여 예측기(predictor)를 구성하고, 실루엣, 모션 정보, 골격 곡선과 같은 움직임 특징을 이용하여 보정기(corrector)를 구성하였다. C. Wan^[3]은 3D-MRF(Markov random filter)와 3차원 동적 그래프 컷(dynamic graph-cuts)에 기반한 마커리스 자세 인식을 제안했다. SFS(shape from silhouettes)를 이용하여 영상으로부터 얻어진 3차원 체적 데이터를 MRF로 간주하고, max-flow 이론을 이용하여 그래프 구조를 생성한다. 인체의 복원을 3D-MRF 내에서 3차원 분할 문제로 바꾸고, 동적 그래프 컷 알고리즘을 이용하여 3차원 체적 분할 문제를 풀었다. 이러한 최적화 문제를 풀기 위해 많은 시간이 소요되며, 사람의 포즈에 따라 3차원 체적 분할이 힘든 경우에는 최적해를 찾을 수 없다.

A. Elgammal^[4]는 입력 영상의 실루엣과 미리 학습된 3차원 자세 공간 사이의 매핑하는 방법을 정의했다. 미리 정의된 사용자의 제스처 인터페이스 및 반복적인 움직임 추정은 가능하지만, 정의되지 않은 동작 및 새로운 취득 환경에 대해서는 추가적인 훈련이 필요하다. J. Gall^[5]은 정확한 자세 추정을 위해 ISA(interacting

simulated annealing), 평활화, 지역적 최적화 등을 조합한 방법을 제안했다. 정확한 골격 형태의 자세 추정 뿐만 아니라, 입고 있는 옷의 변화에 대한 3차원 표면의 변형까지도 복원이 가능하다. 하지만 이러한 정확한 객체 복원은 최적화를 위해 많은 시간이 소요된다. A. Jaume-iCapo^[6]는 역운동학(inverse kinematics)과 챔퍼 거리(chamfer distance)를 이용하는 방법을 제안했다. 챔퍼 거리와 역운동학을 조합하여 3차원 복원된 인체 모델의 정확도를 높였다. 하지만 수치적인 역운동학의 경우, 지역해에서 벗어나지 못하거나 많은 계산량이 요구된다.

일반적으로, 학습된 데이터를 이용하여 자세를 분석하는 경우, 인체의 변형 및 카메라의 방향 등에 따라 자세에 대한 정확한 정보를 얻기가 쉽지 않다. 따라서 다양한 비선형 필터링이나 최적화 알고리즘들을 조합하며, 이러한 최적화 과정은 실시간 성능으로 동작하기 어렵다.

본 논문에서는 역운동학의 단점인 지역해 문제와 계산량을 보완하는 개선된 방법을 제안한다. 기존의 수치적 방법은 초기값에 기반을 두고 반복적인 계산을 통해 하나의 수렴값을 찾아간다. 하나의 상태만을 이용하기 때문에 많은 반복적인 연산이 요구되며, 지역적 최소치에 수렴하기도 한다. 여기에 칼만필터(Kalman filter)를 확장한 UKF(unscented Kalman filter)를 도입함으로써 인체의 관절 정보를 추정하기 위한 계산량을 줄일 수 있으며, 보다 정확한 추정이 가능하다.

그림 1은 인체 자세 추정을 위한 제안된 시스템을 보여주고 있으며, 다음과 같은 과정에 의해 수행된다. 먼저, 2차원 영상처리를 통하여 인체의 특징 영역을 검출한다. 여기에는 객체 검출, 피부색 검출, 레이블링, 모폴

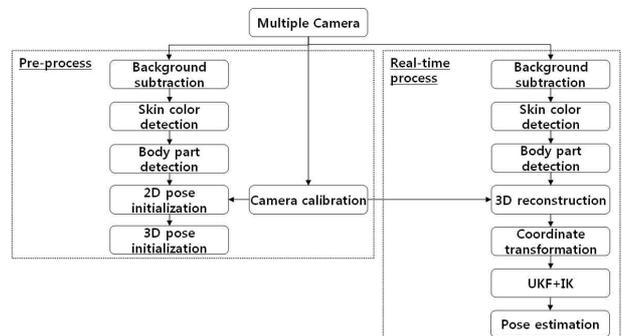


그림 1. 제안된 시스템의 전체 흐름도
Fig. 1. The overall block diagram of the proposed system.

로지, 영역 추적 등의 알고리즘이 포함된다. 다음으로 3차원 복원 기법을 통하여 인체 영역에 대한 3차원 정보를 복원한다. UKF와 결합된 수치적인 역운동학 기법을 적용하여 인체의 중간 관절을 복원한다. 수치적인 역운동학의 해는 UKF의 상태 추정 시 안정적인 방향을 제시하며, UKF는 다수의 샘플을 기반으로 최적 상태로 빠르게 수렴하는 역할을 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 기존 연구 내용을 기술하며, III장에서는 역운동학과 UKF를 이용한 중간 관절의 복원에 대한 내용을 기술하고, IV장에서는 제안된 방법에 대한 실험 결과를 분석하고, 마지막으로 V장에서는 결론을 맺는다.

II. 기존 연구 내용

본 장에서는 2차원 영상 처리 및 3차원 정보 추정을 위한 기존 연구 내용에 대해서 간략히 기술한다^[7].

1. 2차원 영상처리

본 논문에서는 실시간으로 사람의 움직임을 추정하는 것을 목적으로 한다. 따라서 인체 영역의 쉽고 빠른 검출을 위해 배경 차분 및 피부색 검출 알고리즘을 사용한다. 배경 차분은 RGB와 HSV 색공간을 이용하였으며, HSV 공간은 그림자 제거가 RGB 공간보다 쉽게 할 수 있다. 피부색 검출은 RGB와 정규화된(normalized) RGB 색공간을 이용하였다.

2. 인체 영역 추적 및 3차원 정보 추정

다시점 영상을 사용하는 경우, 객체 정합은 다중 객체 추적을 위해 필수적인 과정이다. 각 영상에서 검출된 인체 영역의 잘못된 정합을 피하기 위해 에피플라 거리를 측정한다. 에피플라 거리는 두 영상 사이에 정확한 정합을 위한 척도로 사용할 수 있다. 다음으로, 칼

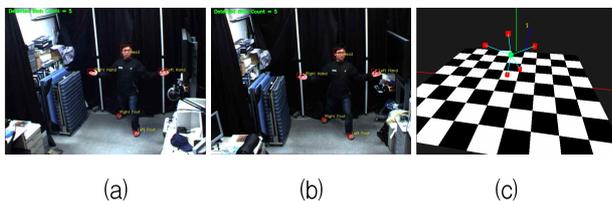


그림 2. 3차원 정보 추정 예
(a), (b) 입력 영상 (c) 3차원 복원 결과

Fig. 2. An example of 3D localization.
(a), (b) input images (c) result of 3D localization

만필터를 이용하여 각 카메라 영상에 대한 인체 영역을 추적한다. 칼만필터는 시스템의 상태를 예측하거나 보정하기 위해 가장 널리 사용되는 방법 중의 하나이다. 추적된 인체 영역에 대해 카메라 보정 파라미터를 이용하여 3차원 정보를 계산할 수 있다. 그림 2는 2차원 영상처리 및 3차원 복원 과정을 통해 얻어진 인체 영역의 3차원 정보를 OpenGL 상에서 출력하여 보여주고 있다.

III. 역운동학을 이용한 인체 자세 추정

1. 인체 모델과 수치적인 역운동학

역운동학은 로봇틱스 분야에서 매니퓰레이터의 끝점(end-effector)의 위치를 지정할 때 각 중간 관절의 회전각을 계산하기 위해 사용된다. 또한 컴퓨터 그래픽스 분야에서 관절이 있는 캐릭터의 자연스러운 움직임을 생성하기 위해 사용되고 있다. 본 논문에서는 수치적인 역운동학 방법을 이용한다. 3차원 가상 모델의 초기화 과정을 통해 초기 자세를 알고 있으며 연속적인 사람의 움직임을 추정하므로, 현재의 참값은 항상 이전에 근처에 존재한다. 또한 확장성이 좋으며, 제안된 시스템에서 빠르게 수렴이 가능하다^[7~8].

본 논문에서는 3D 인체 모델을 이용하여 인체 자세를

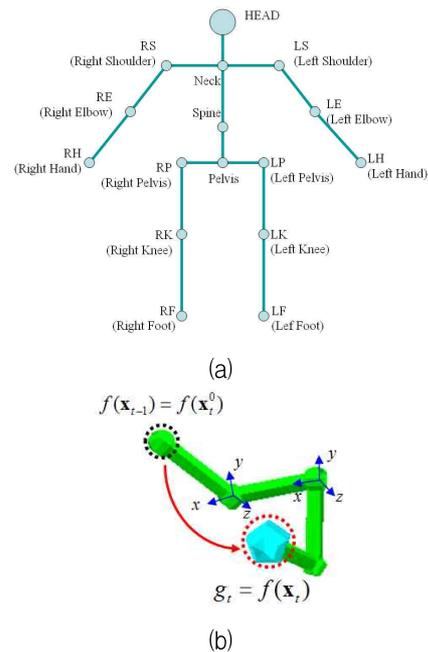


그림 3. 3차원 인체 모델과 운동학 예
(a) 3차원 인체 모델 (b) 운동학 구조
Fig. 3. 3D human model and kinematic structure.
(a) 3D human model (b) kinematic structure

추정한다. 인체 모델에서 팔의 경우 6개의 자유도를 가지며, 회전에 대한 3개의 자유도와 이동에 대한 3개의 자유도로 구성된다고 가정한다. 그림 3은 인체 자세 추정을 위한 인체 모델과 운동학 구조를 보여주고 있다.

그림 3. (b)는 오른손에 대한 역운동학 추정 예이며, (t-1) 시간에서 $f(x_{t-1})$ 에 위치해 있고, (t) 시간에서는 $f(x_t)$ 위치로 이동되었다. 즉, 역운동학은 (t) 시간에서 오른손의 위치가 원하는 위치 $f(x_t)$ 로 이동되도록, 어깨와 팔꿈치 관절의 회전각을 조정하는 과정을 의미한다. 그림에서 x_{t-1} 은 (t-1) 시간에서 중간 관절 즉, 어깨와 팔꿈치 관절의 회전각으로 구성된 벡터를 의미하고, x_t^0 는 (t) 시간에서 초기값이자 (t-1) 시간에서의 위치임을 의미한다. 함수 f 는 관절의 회전각을 이용한 순운동학(forward kinematics)의 결과값인 3차원 위치를 나타낸다.

수치적인 역운동학을 이용하여 관절의 회전각을 추정하는 과정은 다음과 같다. 먼저, 그림 3. (b)와 같이 (t) 시간에서 목표점이 결정이 되고, 수식 (1)을 이용하여 현재의 위치 $f(x_t^0)$ 와 목표점 g_t 사이의 거리를 계산한다. 여기에서 오른손의 위치가 목표점으로 이동되어야 하므로, 이 거리는 오차로 간주할 수 있다.

다음으로, Newton-Raphson 방법을 이용하여 오차 E를 최소화하는 관절의 회전각 x_t 를 찾는다. 순운동학 함수 f 의 미분 성분과 오차 E를 이용하여 수식 (2)와 같이 해에 근접하는 관절의 회전각 변화율을 얻는다. 자코비안 행렬 J 는 순운동학 함수를 각 관절에 대해 편미분한 것으로, 관절 회전각의 변화율을 거리의 변화율로 맵핑하는 관계를 나타낸다. J^+ 는 자코비안 행렬 J 의 의사역행렬(pseudo-inverse matrix)을 의미한다. 수식 (2)에 의해 얻어진 관절의 변화율 즉, 뉴턴 스텝 δx 를 이용하여 수식 (3)과 같이 관절의 회전각을 갱신한다. 수식 (3)에서 β 는 뉴턴 스텝을 결정하는 계수로서, 일반적으로 1로 설정한다. 갱신된 관절의 회전각을 이용해 다시 수식(1)의 오차를 계산한다. 이러한 과정은 오차 E가 정해진 임계치 이하로 될 때까지 반복된다.

$$E = \|f(x_t^{i-1}) - g_t\| \tag{1}$$

$$\delta x = J^+ E \tag{2}$$

$$x_t^i = x_t^{i-1} + \beta \delta x, 0 < \beta \leq 1 \tag{3}$$

Newton-Raphson 방법 기반의 수치적인 역운동학 방법은 최적화를 위해 많은 반복수행이 필요하다. 수식 (3)에서 계수 β 를 조정함으로써, 수렴 속도의 조절이 가능하다. 이것을 백트래킹 직선 검색 알고리즘(backtracking line search algorithm)이라고 하며, 비선형 시스템 방정식의 전역해를 빠르게 구할 수 있다^[9]. 여기에서, β 가 작을수록 해에 빠르게 수렴하지만, 너무 작으면 오히려 수렴하지 못하고 발산하기 때문에 최소 0.1 이상으로 설정한다.

2. UKF와 수치적인 역운동학의 결합

인체 관절에 대하여 수치적인 역운동학 방법을 이용하여 최적해를 추정하기 위해서는 많은 반복 수행이 필요하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 UKF와 수치적인 역운동학을 결합하는 방법을 제안한다. 일반적으로, EKF(extended Kalman filter)는 비선형 시스템에서 널리 적용되고 있는 상태 추정 알고리즘이다. 하지만, EKF는 파라미터의 조정이 어려우며, 비선형성이 심한 시스템에서는 가끔 신뢰성이 있는 추정치를 얻기 힘들다^[10]. 인체의 움직임의 경우, 각 관절은 회전행렬과 이동행렬에 의해 얻어지는 비선형적인 움직임을 보여주고 있다. 이러한 비선형적인 움직임을 효율적으로 추정하기 위해서 본 논문에서는 UKF를 이용하여 각 관절의 상태값을 추정하고자 한다. UKF는 샘플링 기반의 UT(unscented transform)를 이용하여 비선형

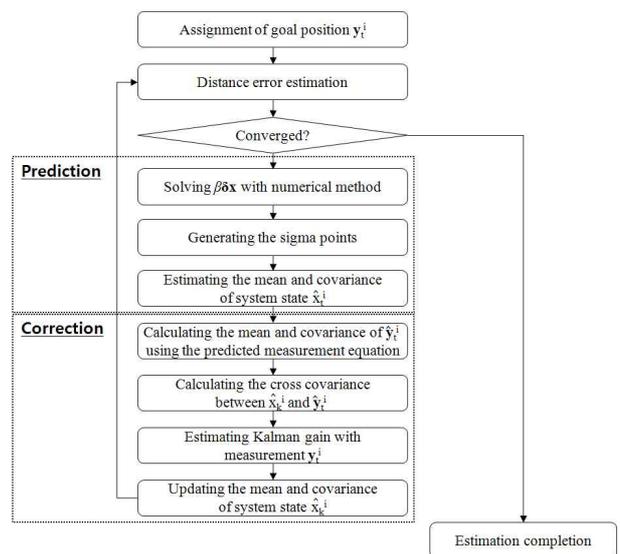


그림 4. 수치적인 역운동학과 UKF의 결합
Fig. 4. Combining numerical inverse kinematics and the UKF.

상태를 추정하는 방법이다. 수식 (4)는 시스템 방정식을 보여주고 있으며, 수식 (5)는 관측 방정식을 나타낸다. x_t^i 와 w_t^i 는 각각 시스템의 상태와 시스템 잡음을 의미하고, $\beta\delta x$ 는 수치적인 역운동학의 해로서 시스템의 사용자 입력으로 사용한다. y_t^i 와 v_t^i 는 각각 시스템의 관측값과 관측 잡음을 의미한다.

$$x_t^{i+1} = F(x_t^i, \beta\delta x, w_t^i), w_t^i \sim (0, Q_t^i) \quad (4)$$

$$y_t^i = H(x_t^i, v_t^i), v_t^i \sim (0, R_t^i) \quad (5)$$

중간 관절의 회전각들을 시스템의 상태로 간주하고, 3차원 복원된 인체 영역은 관측값으로 간주할 수 있다. 또한 인체의 순운동학 시스템은 관측방정식으로 정의할 수 있다. 수치적인 역운동학 방법에 의해 얻어진 해를 시스템의 입력으로 사용함으로써 UKF의 상태 추정 시 안정적인 방향을 제시하며, UKF는 UT를 이용하여 분산 기반의 샘플의 예측된 관측값(predicted measurement)을 분석하여 최적 상태로 빠르게 수렴하는 역할을 한다.

그림 4는 수치적인 역운동학 방법과 UKF를 조합하여 인체의 중간 관절을 추정하는 블록도를 보여주고 있다. 인체 영역의 3차원 복원에 의해서 목적점 y_t^i 를 계산한다. 현재의 위치와 목적점 사이의 오차를 계산하고, 수렴 여부를 판단한다. 수렴하였다면 반복수행을 멈추고, 수렴하지 않았다면 수치적인 역운동학을 이용하여 뉴턴 스텝을 결정한다. 시스템의 상태를 예측하기 위해 시그마 포인트를 생성하고, 예측된 상태에서부터 예측 관측값에 대한 평균과 공분산을 계산한다. 예측된 상태와 예측된 관측값에 대한 상호 공분산을 계산하고, 실제 관측값을 이용하여 칼만필터를 수행한다. 칼만 이득을 계산하고, 이것으로부터 시스템 예측 상태의 평균과 공분산을 갱신함으로써 시스템의 최적 상태를 얻는다.

IV. 실험 결과

1. 인체 모델과 수치적인 역운동학

그림 5는 3차원 가상 모델을 사용하여 매 반복 수행 시 마다 추정된 위치와 목적점 사이의 거리를 보여주고 있다. 가로축은 반복수행의 횟수를 의미하며, 세로축은 거리값을 나타내며, d^{LH} 는 각 반복수행에서 얻어지는

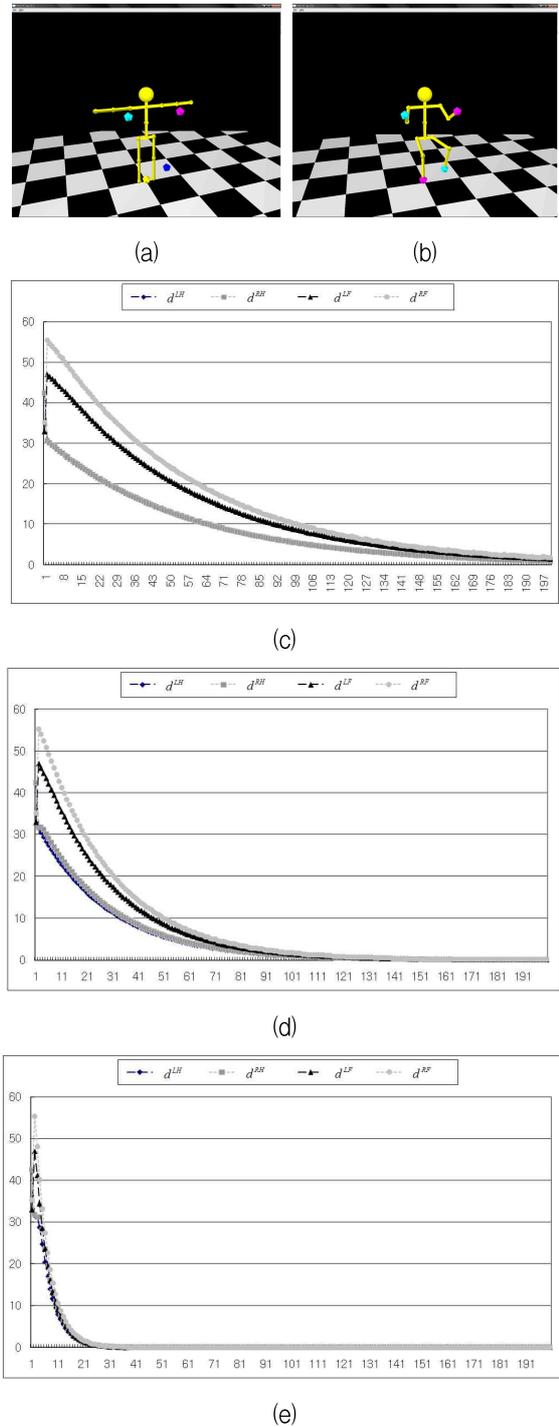


그림 5. 뉴턴 스텝 변화에 따른 수치적인 역운동학 실험 결과
(a) 초기 자세 (b) 최종 자세 (c) $\beta = 1$ 인 경우
(d) $\beta = 0.5$ 인 경우 (e) $\beta = 1$ 인 경우

Fig. 5. Experimental result of the numerical inverse kinematics according to the variation of the Newton step.
(a) initial pose (b) final pose (c) $\beta = 0.1$
(d) $\beta = 0.5$ (e) $\beta = 1$

위치와 목적점 사이의 거리값을 나타낸다. 그림 5. (a)의 초기 위치와 그림 5. (b)의 목적 위치 사이의 거리는 32cm에서 55cm까지 다양하다. 그림 5. (c), (d)와 (e)는 수식 (3)에서 β 가 각각 1, 0.5, 0.1로 변화함에 따른 실험 결과를 보여주고 있다. β 가 각각 1, 0.5, 0.1인 경우, 오차가 임계치 이하가 될 때까지 342회, 171회, 34회의 반복 수행이 필요하다. β 의 값은 수렴이 가능하도록 최소의 값을 유지해야 하며, 본 논문에서는 단순성을 위해 3가지 뉴튼 스텝을 선택하였으며, β 가 0.1에서 수렴 속도가 가장 빠른 결과를 얻었다.

2. UKF와 수치적인 역운동학의 결합

본 논문에서는 중간 관절의 회전각을 효율적으로 추정하기 위해 UKF와 결합하는 방법을 제안했다. 그림 6은 그림 5와 같은 조건에서 UKF와 결합한 수치적인 역운동학 방법의 실험 결과를 보여주고 있다. 관절의 회전각을 추정하기 위해 제안한 방법은 9.5회의 반복수행이 필요하다. 이것은 수치적인 역운동학 방법에서 β 가 0.1인 경우 보다 빠른 수렴을 보여주고 있다.

그림 7은 뉴튼 스텝 β 가 0.1인 경우의 수치적인 역운동학 방법과 제안된 방법을 통해 얻어진 중간 관절의 회전각의 변화를 보여주고 있다. 그림에서, $N(\theta_y^{LS})$ 는 수치적인 방법을 이용하여 추정된 왼쪽 어깨의 회전각 중의 하나를 의미하고, $I(\theta_x^{LE})$ 는 제안된 방법에 의해 추정된 왼쪽 팔꿈치의 회전각 중의 하나를 의미하며, $GT(\theta_x^{LK})$ 는 왼쪽 무릎 관절의 회전각에 대한 참값(ground truth)을 의미한다. 가로축은 반복 수행 횟수를 의미하며, 세로축은 각 관절의 회전각을 의미한다. 그림

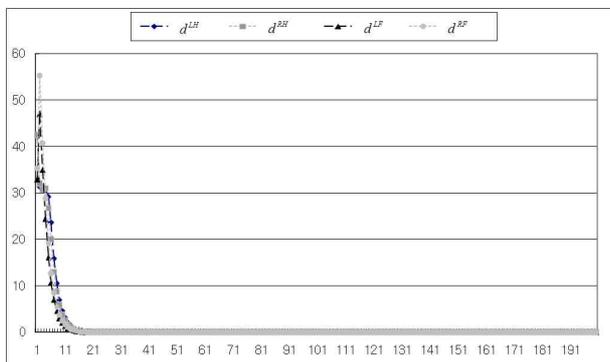
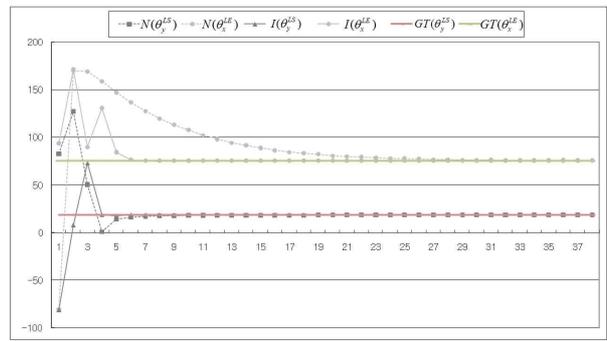
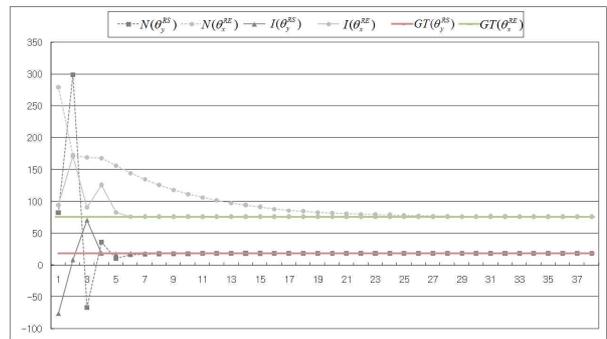


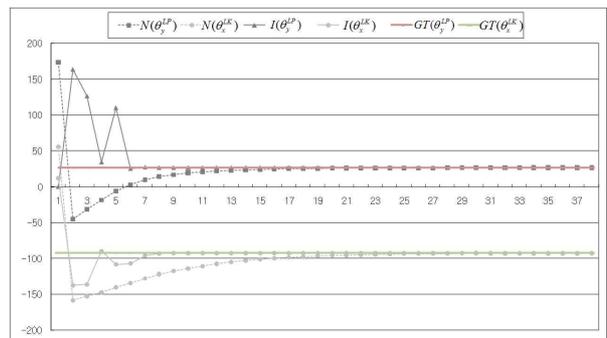
그림 6. UKF와 수치적인 역운동학 방법에 의한 결과
Fig. 6. Result of combining the numerical inverse kinematics and UKF.



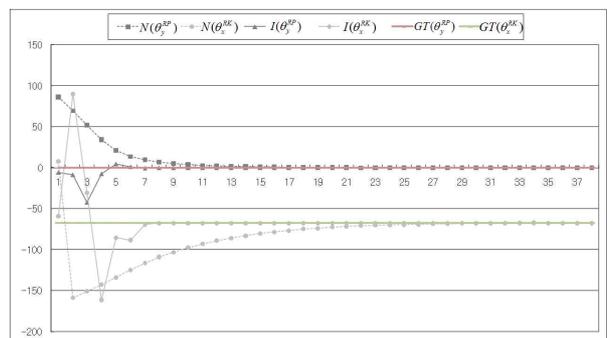
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 7. 중간 회전각 추정에 대한 수치적인 역운동학 방법과 제안된 방법의 비교 실험

(a) 왼손 (b) 오른손 (c) 왼발 (d) 오른발

Fig. 7. Comparison result between the numerical inverse kinematics and the proposed method (a) left hand (b) right hand (c) left foot (d) right foot.

표 1. 왼쪽 팔의 정확도 비교 실험

Table 1. Comparison result of accuracy for left hand.

움직임	관절부위	참값	수치적인 역운동학 방법	제안된 방법
1 st 움직임	θ_x^{LS}	50°	50.124°	49.959°
	θ_y^{LS}	10°	9.921°	9.986°
	θ_x^{LE}	80°	80.060°	80.055°
	d^{LH}	-	0.094	0.016
2 nd 움직임	θ_x^{LS}	40°	40.090°	39.880°
	θ_y^{LS}	0°	0.122°	-0.024°
	θ_x^{LE}	80°	80.061°	80.166°
	d^{LH}	-	0.092	0.044
3 rd 움직임	θ_x^{LS}	60°	59.757°	59.983°
	θ_y^{LS}	10°	9.919°	9.998°
	θ_x^{LE}	55°	55.363°	55.027°
	d^{LH}	-	0.086	0.005
4 th 움직임	θ_x^{LS}	60°	59.958°	59.910°
	θ_y^{LS}	15°	14.913°	14.992°
	θ_x^{LE}	45°	45.251°	45.165°
	d^{LH}	-	0.084	0.023

표 2. 오른쪽 팔의 정확도 비교 실험

Table 2. Comparison result of accuracy for right hand.

움직임	관절부위	참값	수치적인 역운동학 방법	제안된 방법
1 st 움직임	θ_x^{LP}	70°	69.922°	69.978°
	θ_y^{LP}	15°	14.931°	15.026°
	θ_x^{LK}	-90°	-90.063°	-90.035°
	d^{LF}	-	0.087	0.033
2 nd 움직임	θ_x^{LP}	40°	40.257°	40.021°
	θ_y^{LP}	30°	29.925°	30.018°
	θ_x^{LK}	-40°	-40.485°	-40.046°
	d^{LF}	-	0.092	0.011
3 rd 움직임	θ_x^{LP}	0°	9.809°	0.112°
	θ_y^{LP}	80°	-68.402°	79.726°
	θ_x^{LK}	-10°	-11.957°	-10.219°
	d^{LF}	-	3.348	0.027
4 th 움직임	θ_x^{LP}	30°	30.063°	30.032°
	θ_y^{LP}	70°	69.992°	70.024°
	θ_x^{LK}	-20°	-20.292°	-20.065°
	d^{LF}	-	0.090	0.010

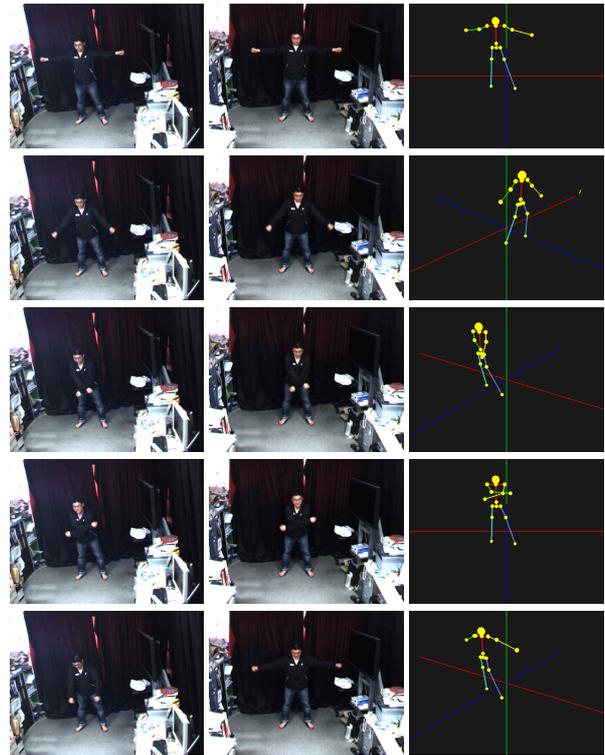


그림 8. 실제 영상 시퀀스에 대한 실험 결과

(a), (b) 입력 영상 (c) 자세 추정 결과

Fig. 8. Experimental result for real image sequence.

(a), (b) input images (c) pose estimation result

7에서 맨 위쪽의 3개의 데이터는 왼쪽 팔꿈치의 회전각 정보를 나타내고 있다. 직선 형태로 보이는 $GT(\theta_x^{LE})$ 는 왼쪽 팔꿈치의 회전각에 대한 참값을 의미하며, 빠르게 수렴하고 있는 $I(\theta_x^{LE})$ 는 제안된 방법에 의해 얻어진 해를 보여주고 있으며, 천천히 수렴하고 있는 $N(\theta_x^{LE})$ 은 수치적인 방법에 의해 얻어진 해를 보여주고 있다. 왼쪽 팔꿈치의 경우, 수치적인 역운동학 방법은 평균 30회의 반복수행 후에 참값에 수렴하였으나 제안된 방법은 7회의 반복수행 후 참값에 수렴하였다.

표 1과 표 2는 4번의 움직임에 대하여 왼쪽 팔과 오른쪽 팔의 회전각과 거리 오차값을 보여주고 있다. d는 참값에 의해 얻어진 목적점과 각 방법에 의해 얻어진 위치 사이의 거리값, 즉 오차를 의미한다. 표 2에서 3번째 움직임이 발생할 때, 수치적인 방법에 의해 얻어진 왼쪽 다리 관절의 회전각은 지역해에서 벗어나지 못함을 알 수 있다. 하지만, 같은 조건하에서 제안된 방법은 전역해에 도달한 것을 알 수 있다. 표 1과 표 2의 추정값을 살펴보면, 제안된 방법이 수치적인 역운동학의 방법보다 얻어진 해의 정확도가 높음을 알 수 있다. 수치

적인 방법은 정해진 임계치 이하가 되면 반복수행을 멈추지만, 개선된 수치적인 방법은 최적해를 찾는 UKF 방법을 적용하기 때문에 참값에 보다 근접해지는 것을 알 수 있다.

그림 8은 실제 영상 시퀀스에 적용된 예를 보여주고 있다. 첫 번째 열과 두 번째 열은 입력 영상을 보여주고 있으며, 마지막 열은 복원된 중간 관절을 OpenGL상에서 보여주고 있다.

V. 실험 결과

본 논문은 실시간 자세 추정을 위해 기존의 수치적인 역운동학을 UKF와 결합하는 방법을 제안한다. 인체의 관절 정보를 복원하기 위해 인체의 운동학을 이용하는데, 수치적인 역운동학 방법은 유사한 자세를 복원하지만 수렴 속도가 느리며, 전역해를 찾지 못하는 경우가 존재한다. 제안된 방법은 이러한 수치적인 역운동학 방법의 단점을 보완하여 보다 빠르고, 정확한 인체의 관절 정보 추정이 가능하다. 향후, 추가적인 영상의 특징을 사용하여 정확한 자세 추정에 대한 실험을 수행할 것이고, 제스처 인식으로 확장할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] R. Poppo, "Vision-based Human Motion Analysis: An Overview," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 108, Issues 1-2, pp. 4-18, 2007
- [2] A. Sundaresan and R. Chellappa, "Multicamera Tracking of Articulated Human Motion using Shape and Motion Cues," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 18, No. 9, pp. 2114-2126, Sept, 2009
- [3] C. Wan, B. Yuan and Z. Miao, "Markerless Human Body Motion Capture using Markov Random Field and Dynamic Graph Cuts," *The Visual Computer*, Vol. 24, No. 5, pp. 373-380, May 2008
- [4] A. Elgammal and C. S. Lee, "Inferring 3D Body Pose from Silhouettes using Activity Manifold Learning," *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 681-688, 2004
- [5] J. Gall, B. Rosenhahn and T. Brox, "Optimization and Filtering for Human Motion Capture," *Int. J. Computer Vision, Special Issue Evaluation of Articulated Human Motion and Pose Estimation*, Vol. 87, pp. 75-92, 2008
- [6] A. Jaumei-iCapó, J. Varona, M. González-Hidalgo, F. J. Perales, "Adding image to inverse kinematics for human motion capture," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, no. 4, Jan. 2010
- [7] 서용호, 두경수, 최종수, 이철우, "인체의 구조적 특성과 역운동학을 이용한 모션 캡처," *전자공학회 논문지*, 제47권 SP편, 제2호, 20-32쪽, 2010년 3월.
- [8] D. Tolani, A. Goswami, N. I. Badler, "Real-time Inverse Kinematics Techniques for Anthropomorphic Limbs," *Graphical Models and Image processing*, Vol. 62, Issues 5, pp. 353-388, Sept. 2000
- [9] W. Press, S. Teukolsky, W. Vetterling, and B. Flannery, "Numerical Recipes in C," *Cambridge Univ. Press*, 1992
- [10] D. Simon, "Optimal State Estimation: Kalman, H ∞ , and Nonlinear Approaches," *John Wiley & Sons*, Hoboken, NJ, 1998.

저 자 소 개



서 응 호(정회원)
 2002년 중앙대학교 전자전기
 공학부 학사 졸업.
 2005년 중앙대학교 첨단영상대학
 원 영상공학과 석사 졸업.
 2009년 중앙대학교 첨단영상대학
 원 영상공학과 박사 졸업

2009년~현재 전남대학교 차세대휴대폰연구센터
 박사 후 과정
 <주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 3차원 복
 원, 모션 캡처, HCI>



이 준 성(학생회원)
 2009년 전남대학교 전자컴퓨터
 정보통신공학부 졸업
 2010년~현재 전남대학교 전자
 컴퓨터공학과 석사과정

<주관심분야 : 컴퓨터 비전, 제스처 인식, 패턴 인
 식>



이 칠 우(평생회원)-교신저자
 1986년 중앙대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1988년 중앙대학교 대학원
 전자공학과 석사 졸업.
 1992년 동경대학교 대학원
 전자공학과 박사 졸업.

1992년~1995년 이미지 정보과학 연구소
 수석 연구원 오사까 대학 기초공학부
 협력연구원
 1995년 리츠메이칸 대학 특별초빙강사
 1996년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수
 <주관심분야 : 컴퓨터 비전, 멀티미디어 데이터베
 이스, 컴퓨터 그래픽스>