논문96-1-2-09

스테레오 시각과 Kalman 필터링을 이용한 강인한 3차원 운동추정

계 영 철

Robust 3-D Motion Estimation Based on Stereo Vision and Kalman Filtering

Young Chul Kay

요 약

본고는 로보트 팔의 선단에 부착된 카메라에 의하여 촬영된 일련의 스테레오 영상을 이용하여 운동물체의 3차원 자세 (위치와 방향)를 정확히 추정하는 방법을 다룬다. 본고는 이미 발표된 바 있는 연구결과를 확장한 것으로서[1], 2차원 영상의 측정잡음 뿐만아니라[1], 또한 로보트 팔의 죠인트 각도의 랜덤잡음이 함께 존재할 경우 world 좌표계 (또는 로보트 기지좌표계)를 기준으로 한 운동물체의 3차원 자세의 추정에 중점을 둔다. 이를 위하여, 다음 사항에 근거하여 선형 Kalman 필터를 유도한다: (1) 2차원 영상의 측정잡음이 3차원 공간으로 전파되는 것을 분석함으로써, 이에 기인한 물체좌표계의 방향오차를 카메라좌표계를 기준으로 하여 모델링한다; (2) 죠인트각도 오차에 의한 로보트 선단좌표계의 방향오차를 (1)의 결과와 결합하여 extended Jacobian matrix를 유도한다; 그리고 (3) 본질적으로 비선형인 물체의 회전운동을 quaternion을 도입함으로써 선형화한다. 운동 파라메터는 추정된 quaternion으로부터 반복 최소자승 방법을 이용하여 계산된다. 모의실험 결과, 추정오차가 상당히 감소되고, 실제의 운동 파라메터가 참 값으로 정확히 수렴함을 알 수 있다.

Abstract

This paper deals with the accurate estimation of 3-D pose (position and orientation) of a moving object with reference to the world frame (or robot base frame), based on a sequence of stereo images taken by cameras mounted on the end-effector of a robot manipulator. This work is an extension of the previous work[1]. Emphasis is given to the 3-D pose estimation relative to the world (or robot base) frame under the presence of not only the measurement noise in 2-D images[1] but also the camera position errors due to the random noise involved in joint angles of a robot manipulator. To this end, a new set of discrete linear Kalman filter equations is derived, based on the following: 1) the orientation error of the object frame due to measurement noise in 2-D images is modeled with reference to the camera frame by analyzing the noise propagation through 3-D reconstruction; 2) an extended Jacobian matrix is formulated by combining the result of 1) and the orientation error of the end-effector frame due to joint angle errors through robot differential kinematics; and 3) the rotational motion of an object, which is nonlinear in nature, is linearized based on quaternions. Motion parameters are computed from the estimated quaternions based on the iterated least-squares method. Simulation results show the significant reduction of estimation errors and also demonstrate an accurate convergence of the actual motion parameters to the true values.

I. 서 론

3차원 운동추정은 운동예측, 표적추적 및 포착, 그리고 이동 로봇의 운행 등과 같은 다양한 분야에 응용될 수 있기 때문에 최근 관심이 증대되고 있는 분야이다. 지난 10여년간, 운동 파라메터의 추정에 많은 노력이 행하여졌다. 초창기에는 주로 2 또는 3프레임의 영상에 존재하는 특징점(feature point)의 정확한 추출 및 정합(matching)을 근거로 한 것이며, 이는 특징점의 정합이 2차원 영상면에서 이루어지는 방법[2]과 3차원 공간에서 이루어지는 방법[3] 으로 크게 분류될 수 있다. 최근에는 2, 3장의 영상 프레임 대신에 연속적인 일련의 영상 프레임을 사용하는 새로운 운동추정 방식도 제안되었다[1,4,5]. 이러한 방법은 운동 파라메터의 강인한 추정을 가능하게 할 뿐만 아니라, 회전속도 및 회전축의 실제의 궤적의 추정도 가능하게 한다.

연속적인 일련의 영상 프레임을 이용하여 운동추정을 행하는 대부분의 방법들은 ([4,5]을 포함하여) 다음과 같은 가정에 근거를 두고 있다:

1. 3차원 특징점에 존재하는 삼각화 (triangulation)오차는 모든 프레임에 대하여 동일한 확률분포에 의하여 영향을 받는다.

2. 운동추정 동안에는 카메라는 한 장소에 고정되어 있고, 그 카메라의 위치는 정확히 알려져 있다.

먼 거리에서 촬영한 영상은 근거리에서 촬영한 영상에 비하여 영상 프레임에 더 큰 잡음대 신호비를 포함하고 있고, 이로 인하여 3차원 공간에서 더 큰 오차를 발생시킬 수 있다는 것을 고려하면 첫번째 가정은 옳지 않다. 물체가 카메라로부터 멀리 떨어져 있을 때 3차원 공간에서 큰 삼각화 오차가 발생하는 사실은 운동추정에 있어서 상당히 심각한 문제를 일으킬 수도 있다. 특히, 운동추정 알고리즘이 긴 시퀀스(sequence)의 영상 프레임을 필요로 하나[4, 5], 먼 거리에서 촬영한 영상 프레임에 의하여 발생한 삼각화 오차를 설명하는 적당한 오차모델을 사용하지 못한 경우에 심각한 문제가 발생하게 된다. 본 연구실에서는 이미 첫번째 가정에 의하여 발생하는 문제를 제기하고, 물체가 카메라로부터 멀리 떨어져 있을 때의 삼각화 오차를 다루는 새로운 방법을 제안하였다[1].

반면에, 카메라가 운동물체를 원하는 방향과 거리에서 관측하기 위하여 로봇 팔이나 이동 로봇에 탑재되어 이동하는 것과 같은 많은 경우의 응용에 있어서는 두번째 가정도 또한 비현실적이다. 로봇 팔이나 이동 로봇과 같은 카메라 받침기구는 많은 기계적인 부속과 죠인트로 이루어져 있고, 따라서 오랫동안 쓰고 나면 기계적인 마모에 의하여 부정확하게 된다. 그 결과 카메라 위치도 부정확하게 되며, 카메라 위치를 기준으로 하여 운동추정을 하는 기존의 모든 운동추정 방식도 부정확하게 된다. 따라서 좀더 정확한 운동추정을 위하여서는 이러한 점도 고려되어야 한다.

본고는, 이미 발표된 논문의 확장으로서[1], 앞서 언급한 오차원인에 관한 두가지 비현실적인 가정을 제거하고, 카메라의 위치 오차와 2차원 영상좌표에 존재하는 잡음을 고려하여 영상 프레임의 시퀀스로부터 운동물체의 3차원 위치와 방향을 추정하는 방법에 관하여 논하고자 한다. 특별히, 본고는 그림 1 과 같이 스테레오 카메라가 로봇 팔에 부착되어 있는 로봇/시각 시스템을 다룬다. 로봇 팔의 구조는 이미 사용자에게 알려져 있고, 그것의 선단(end-effector) 위치를 결정하는 유일한 변수는 죠인트 각도이다. 따라서, 죠인트 각도의 부정확한 측정은 카메라 위치오차를 발생시키게 된다. 또한 이러한 죠인트 각도의 부정확한 측정은 gear transmission 오차, joint compliance, 그리고 gear backlash 등과 같은 죠인트 각도 오차(joint angle error)에 기인한다. 죠인트 각도 오차는 흔히 랜덤(random) 성분과 일정하게 편향된(fixed-biased) 성분을 포함하고 있다. 일정하게 편향된 성분은 적절히 모델링된 후 여러 가지의 보정방법에 의하여 보상될 수 있다[6]. 따라서, 본고에서는 죠인트 각도 오차의 랜덤성분만을 고려하기로 한다. 또한, 카메라좌표계(cam-

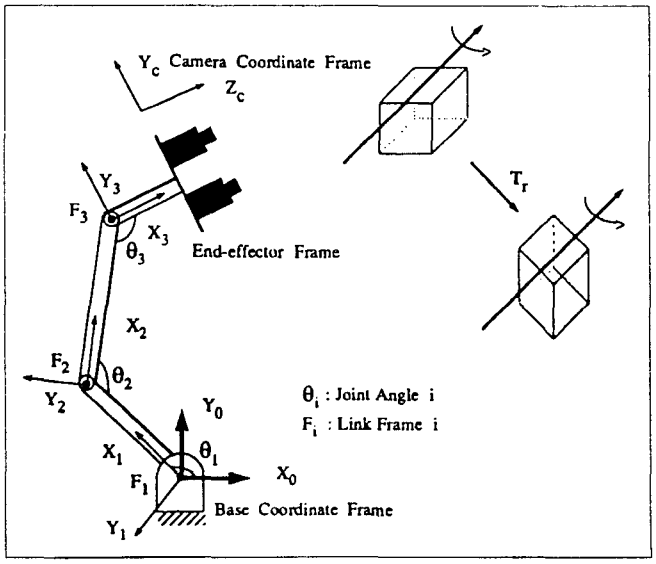


그림 1. 로봇 시각 시스템
Fig. 1. Stereo vision system

홍익대학교 공과대학 전자전기공학부
School of Electronic and Electrical Engineering, College of Engineering, Hong Ik University.
이 연구는 94년도 한국과학재단 연구비 지원에 의한 결과임.
과제번호 : 941-0900-029-1

era coordinate frame)는 선단좌표계(end-effector frame)와 일치한다고 일반성의 손상없이 가정할 수 있다. 따라서, 카메라좌표계의 위치는 선단좌표계의 위치와 정확히 같다고 생각한다.

그림 1의 로봇 시각 시스템은 로봇 kinematics와 컴퓨터 시각(computer vision)의 결합으로 볼 수 있다. 본고에서는 이러한 관점으로 운동추정 문제를 제안하고 해결하고자 한다. 스테레오 카메라의 위치는 약간의 오차를 포함하고 있기 때문에, 부정확한 카메라좌표계를 기준으로 하여 운동추정하는 기존의 방식은 의미가 없다. 따라서, 본고에서는 기지좌표계(base frame)를 기준으로 하여 운동추정을 하고자 한다. 부정확한 죠인트 각도의 측정을 참(true) 죠인트 각도와 백색 독립 Gaussian 죠인트 각도 잡음(white Gaussian joint angle noise)의 합으로 모델링한다[7]. 컴퓨터 시각에 대하여서는 다음과 같은 처리가 이미 행하여졌다고 가정한다: (1) 2차원 영상으로 부터 특징점(feature point) 추출; (2) 스테레오 짝 사이의 대응(correspondence); (3) 서로 다른 순간의 3차원 특징점들의 정합(matching). 또한, 특징점의 추출 시 발생하는 오차는 2차원 측정잡음에 포함시킬 수 있고, 이 2차원 측정잡음의 특징은 백색 독립 Gaussian이라고 가정한다[8].

2차원 영상좌표의 측정잡음과 죠인트 각도 잡음이 기지좌표계를 기준으로 한 물체 자세 (위치와 방향)의 추정에 오차를 일으키는 두가지 원인이라는 것은 그림 1로부터 쉽게 알 수 있다. 물체 자세의 오차를 위의 두가지 오차 원인으로 표시하기 위하여, 본고에서는 우선 1) 2차원 영상좌표의·측정잡음이 3차원 카메라좌표계를 기준으로 한 물체 자세의 정확성에 미치는 영향; 그리고 2) 죠인트 각도 잡음이 기지좌표계를 기준으로 한 로봇 선단(즉, 카메라) 자세의 오차에 미치는 영향을 분석한다. 이 분석을 기존의 로봇 kinematics와 결합하여 extended Jacobian 매트릭스 라고 불리는 표현식을 유도하며, 이것은 (기지 좌표계를 기준으로 한) 물체 자세의 오차를 앞서 언급한 두가지 오차원인인 죠인트 각도 잡음과 2차원 측정잡음의 항으로 표현하게 된다.

물체자세를 정의하기 위하여 임의의 물체좌표계를 물체에 고정시킨다. 매 측정순간마다, 3차원 특징점들 사이에 존재하는 일관성(consistency)을 제약조건으로 한 최소자승(least-squares) 방법을 3차원 재생(reconstruction)에 적용하여 물체의 방향을 추정한다. extended Jacobian 매트릭스를 이용하여 최소자승 방법의 추정오차 (estimation error)를 분석한다. 그 다음으로, 매 측정순간마다 최소자승 추정에 의하여 발생하는 각각의 추정오차를 감소시키기 위하여 연속적인 시간에 따라 Kalman filter를 사용한다. 물체의 위치 파라메터는 회전 파라메터만 추정되면 직접 계산될 수 있기 때문에, 본고에서는 회전 파라메터의 추정만을 다루기로 한다.

II. 물체의 방향의 최소자승 추정

본고의 목적인 강인한 운동추정을 위하여서는 우선 잡음이 섞인 특징점의 영상좌표로 부터, 물체의 방향을 재생하는 방법과 이 재생된 (reconstructed) 방향과 참 (true) 방향과

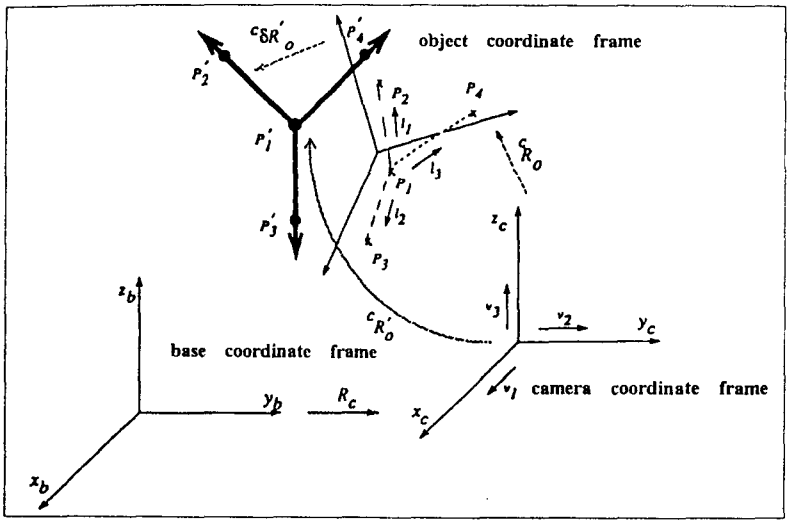


그림 2 : 참(true) 좌표계와 재생된(reconstructed) 좌표계와의 관계
Fig. 2 : Relations between true and reconstructed coordinate frames

의 차이를 2차원 측정잡음의 함수로 분석하는 것이 필요하다. 특히, 본 절에서는 카메라좌표계를 기준으로하여 분석을 행하는 것에 유의한다. 재생방법과 오차분석은 이미 발표되었으므로[1] 본절에서는 결과만을 이용하기로 한다.

그림 2에는 2가지의 물체좌표계가 나타나 있다. 하나는 굵은 실선으로 표시된 참(true) 물체좌표계이고, 다른 하나는 가는 실선으로 표시된 재생된(reconstructed) 물체좌표계이다. 후자는 특징점 P_i의 3-D 위치로부터 재생된다[1]. ${}^cR'_o$과 ${}^cR_o$는 카메라좌표계를 참 그리고 재생된 물체좌표계와 각각 일치시키기 위한 회전 매트릭스이며, 따라서 이들은 카메라좌표계를 기준으로 한 각 물체좌표계의 방향을 나타내게 된다. 회전 매트릭스 ${}^cR_o$가 정확히 추정되기만 하면, 카메라좌표계와 물체좌표계 사이의 병진운동 벡터(translation vector)도 쉽게 구할 수 있다. 따라서 본고에서는 문제를 간단히 하기 위하여 회전(rotation) 파라메터의 정확한 추정에 관하여서만 설명하기로 한다.

그림 2을 보면 참 물체좌표계는 재생된 물체좌표계로부터 미소 회전 매트릭스(differential rotation matrix) ${}^c\delta R'_o$만큼 어긋나 있다.(${}^c\delta R'_o$의 앞 윗첨자 c는 회전이 카메라좌표계를 기준으로 하여 이루어진다는 것을 나타낸다.) 본 연구에서는 재생된 물체좌표계를 참 좌표계와 일치하게 만들 수 있는 미소 회전 매트릭스 ${}^c\delta R'_o$을 그것의 직접적인 원인인 영상 측정잡음으로 표현하고자 한다. 그림 2에 의하면 물체좌표계의 참 방향은 ${}^c\delta R'_o$과 ${}^cR_o$로 표현될 수 있다.

$$ {}^cR'_o = {}^c\delta R'_o \; {}^cR_o = (I + {}^c\delta R_o)\,{}^cR_o \tag{1} $$

${}^c\delta R'_o$는 영상 좌표의 측정잡음에 의한 것이기 때문에, ${}^c\delta R'_o$는 미소 회전각도에 의하여 표현된다고 가정할 수 있다. 미소 회전각도를 가정하면, ${}^c\delta R'_o$는 다음과 같은 형태를 갖는다.

$$ {}^c\delta R'_o = \begin{bmatrix} 1 & -{}^c\delta_z & {}^c\delta_y \\ {}^c\delta_z & 1 & -{}^c\delta_x \\ -{}^c\delta_y & {}^c\delta_x & 1 \end{bmatrix} \tag{2} $$

여기서 ${}^c\delta_x$ ${}^c\delta_y$ 그리고 ${}^c\delta_z$는 각각 카메라좌표계의 x_c, y_c 그리고 z_c축을 중심으로 한 미소 회전각도를 나타낸다. (2)을 살펴보면 ${}^c\delta R'_o$는 미소 회전 파라메터 벡터(differential rotation parameter vector) ${}^c\delta = ({}^c\delta_x, {}^c\delta_y, {}^c\delta_z)^t$에 의하여 정의되어 있다. ${}^c\delta R'_o$는 영상좌표의 측정잡음에 의한 것이기 때문에, ${}^c\delta$도 그것에 의하여 결정된다. ${}^c\delta$를 영상좌표의 측정잡음, N, 에 의하여 표현할 수 있으며 [1], 그 결과는 다음과 같이 선형적으로 주어진다.

$$ {}^c\hat{\delta} = \hat{M}F\mathrm{N} \tag{3} $$

여기서 N은 12×1 측정잡음 벡터이고, $\hat{M}F$는 4개의 특징점의 측정치로부터 결정된 3×12 매트릭스이고, ${}^c\hat{\delta}$는 ${}^c\delta$의 추정치 이다.

Ⅲ. Extended Jacobian Matrix

전 절에서는 영상좌표의 측정잡음에 기인한 물체좌표계의 회전방향의 오차를 카메라좌표계에 대하여 분석하였다. 그림 1에서 보는바와 같이 카메라가 로봇 팔의 선단 (end-effector)에 고정되어 있는 경우, 죠인트 각도의 오차에 의한 로봇 선단의 회전방향의 오차는 (즉, 카메라좌표계의 회전방향의 오차) 물체좌표계의 회전방향의 오차를 증가시킨다. 즉, 물체좌표계의 미소변화는 죠인트 각도의 미소 오차와 영상좌표의 측정잡음에 모두 영향을 받는다. 따라서, world frame 또는 로봇 기지좌표계(robot base coordinate frame)을 기준으로 한 물체좌표계의 참 회전방향을 정확히 추정하기 위하여서는 앞서 언급한 2종류의 오차 (즉, 죠인트 각도의 오차와 영상좌표의 측정잡음)에 의한 물체좌표계의 미소 변화를 분석하여야 한다.

이 목적을 달성하기 위하여, 본 연구에서는 종래의 로봇 미소 kinematics 인 Jacobian matrix 와 2절에서 유도한 3-D 오차모델 (식 (3))을 결합하며, 그 결과 앞서 설명한 2종류의 오차와 (이것들에 기인하는) 물체좌표계의 회전방향의 오차와의 관계를 표시하는 새로운 extended Jacobian matrix를 유도한다.

Denavit-Hartenberg 관례에 따라 그림 1과 같이 링크 좌표계가 해당 링크에 부착되어 있다고 가정한다. 좌표계 $\{i-1\}$에 대한 좌표계 $\{i\}$의 homogeneous 변환 (transformation)인 링크변환 (link transformation) A_i (그림 1에서는 F_i)는 다음과 같은 일반적인 형태를 갖는다[9]:

$$ A_i = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i & 0 & \alpha_{i-1} \\ \sin\theta_i\cos\alpha_{i-1} & \cos\theta_i\cos\alpha_{i-1} & -\sin\alpha_{i-1} & -\sin\alpha_{i-1}d_i \\ \sin\theta_i\sin\alpha_{i-1} & \cos\theta_i\sin\alpha_{i-1} & \cos\alpha_{i-1} & \cos\alpha_{i-1}d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{4} $$

여기서 θ_i만이 유일한 변수이고 다른 3종류의 파라메터는 이미 알고 있는 고정된 파라메터이다. 따라서 기지좌표계를 기준으로 한 카메라좌표계 ${}^0T_c$는 다음과 같이 링크 좌표계 A_i를 연속적으로 곱하여 구할 수 있다:

$$ {}^0T_c = \mathrm{A}_1\mathrm{A}_2\cdots A_n\,{}^n\mathrm{A}_c \tag{5} $$

여기서 로봇 팔은 n개의 죠인트 를 갖고 있다고 가정하며, ${}^{n}A_{c}$는 좌표계 $\{n\}$을 기준으로 한 카메라좌표계의 링크 변환을 나타낸다. 본고에서는 변환을 표시하기 위한 기준좌표계를 나타내기 위하여 앞 윗첨자를 사용하기로 한다. 앞서 언급한 바와 같이 회전운동 파라메터를 우선적으로 먼저 정확히 추정하기로 하였으므로, 기지좌표계를 기준으로 한 카메라좌표계의 회전방향은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$ {}^{0}R_{c}=R_{1}\ R_{2}\ \cdots\ R_{n}\ {}^{n}R_{c} \tag{6} $$

여기서 R_{i}는 homogeneous 변환 A_{i}의 회전 부분으로서, 식 (4)의 3×3부분 매트릭스를 나타낸다.

앞서 설명한 로봇 forward kinematics를 응용하여 기지좌표계에 대한 물체의 방향을 표시하기 위하여, 본 연구에서는 카메라좌표계를 기준으로 한 물체좌표계의 변환을 하나의 로봇 링크변환으로 간주한다. 따라서 기지좌표계를 기준으로 한 물체의 회전방향은 다음과 같이 표시할 수 있다:

$$ {}^{0}R_{0}={}^{0}R_{c}\ {}^{c}R_{0}=R_{1}\ \ R_{2}\cdots R_{n}\ {}^{n}R_{c}\ {}^{c}R_{0} \tag{7} $$

i번째 죠인트 각도에 미소 변화 $d\theta_{i}$가 있으면, 이것에 의하여 R_{i}에 미소 변화 dR_{i}가 발생하며 따라서 참 (true) 회전 링크변환 R_{i}'는 $R_{i}+dR_{i}$가 될 것이다. 고차항을 무시하면 dR_{i}은 다음과 같이 된다.

$$ dR_{i}=\frac{\partial R_{i}}{\partial\theta_{i}}\,d\theta_{i} \tag{8} $$

θ_{i}의 단위 (unit) 변화에 의한 미소 회전 변환 (differential rotational transformation), ${}^{i-1}\triangle_{i}$을 다음과 같이 정의하면

$$ \frac{\partial R_{i}}{\partial\theta_{i}}=R_{i}\ {}^{i-1}\triangle_{i} \tag{9} $$

${}^{i-1}\triangle_{i}$는 다음과 같이 된다.

$$ {}^{i-1}\triangle_{i}=R_{i}^{-1}\frac{\partial R_{i}}{\partial\theta_{i}}=\begin{bmatrix}0&-1&0\\1&0&0\\0&0&0\end{bmatrix} \tag{10} $$

식 (9)를 (8)에 대입하면, (8)은 다음과 같이 된다.

$$ dR_{i}=R_{i}\ {}^{i-1}\triangle_{i}\,d\theta_{i} \tag{11} $$

물체좌표계의 참 회전 ${}^{0}R_{0}'$ 은 다음의 연속곱(concatenation) 에 의하여 구할 수 있다:

$$ {}^{0}R_{0}'=R_{1}\cdots R_{i-1}\,(R_{i}+dR_{i})\,R_{i+1}\cdots R_{n}\ {}^{n}R_{c}\ {}^{c}R_{0} \tag{12} $$

$$ \triangleq\ {}^{0}R_{0}+{}^{0}dR_{0,i} $$

$d\theta_{i}$에 의한 미소 변화인 ${}^{0}dR_{0,i}$의 정의에 의하면, ${}^{0}dR_{0,i}$는 다음과 같이 된다.

$$ {}^{0}dR_{0,\ i}=R_{1}\cdots R_{i-1}dR_{i}\,R_{i+1}\cdots R_{n}\ {}^{n}R_{c}\ \ R_{0} \tag{13} $$

식 (11)을 (13) 에 대입하면

$$ \begin{aligned}{}^{0}dR_{0,\ i}&=R_{1}\cdots R_{i}\ {}^{i-1}\triangle_{i}\,R_{i+1}\cdots R_{n}\ {}^{n}R_{c}\ {}^{c}R_{0}\ \ d\theta_{i}\\&=(R_{1}\cdots R_{i})\ {}^{i-1}\triangle_{i}\,(R_{1}\cdots R_{i})^{-1}\ \ {}^{0}R_{0}\,d\theta_{i}\\&\triangleq{}^{0}\triangle_{i}\,{}^{0}R_{0}\,d\theta_{i}\end{aligned} \tag{14} $$

${}^{0}\triangle_{i}$의 정의에 의하면,

$$ {}^{0}\triangle_{i}=(R_{1}\,R_{2}\cdots R_{i})\ {}^{i-1}\triangle_{i}\,(R_{1}\,R_{2}\cdots R_{i})^{-1} \tag{15} $$

식 (10)을 (15)에 대입하면, ${}^{0}\triangle_{i}$는 다음과 같은 형태를 갖음을 알 수 있다:

$$ {}^{0}\triangle_{i}=\begin{bmatrix}0&-{}^{0}\delta_{iz}&{}^{0}\delta_{iy}\\{}^{0}\delta_{iz}&0&-{}^{0}\delta_{ix}\\-{}^{0}\delta_{iy}&{}^{0}\delta_{ix}&0\end{bmatrix} \tag{16} $$

식 (15)의 $(R_{1}R_{2}\cdots R_{i})^{-1}$을 U_{i}라 하고, 그것의 3 컬럼벡터를 $(n_{ix},\ n_{iy},\ n_{iz})^{t}$, $(o_{ix},\ o_{iy},\ o_{iz})^{t}$, 그리고 $(a_{ix},\ a_{iy},\ a_{iz})^{t}$라 하면, ${}^{0}\triangle_{i}$의 3 성분은 다음과 같게 된다.

$$ {}^{0}\delta_{ix}=n_{iz}\ \ {}^{0}\delta_{iy}=o_{iz}\ \ {}^{0}\delta_{iz}=a_{iz} \tag{17} $$

마찬가지로, 영상좌표에 측정잡음이 존재할 경우도 물체의 참 방향은 다음과 같이 표현된다.

$$ \begin{aligned}{}^{0}R_{0}'&=R_{1}R_{2}\cdots R_{n}\ \ {}^{n}R_{c}\ \ {}^{c}R_{0}'\\&=R_{1}R_{2}\cdots R_{n}\ \ {}^{n}R_{c}(I+{}^{c}\delta R_{0})\ {}^{c}R_{0}\\&\triangleq{}^{0}R_{0}+{}^{0}dR_{0,c}\end{aligned} \tag{18} $$

여기서 2번째 등식은 식 *(1)*을 이용하여 구하였다. 영상좌표의 측정잡음에 의한 물체좌표계의 미소변화를 나타내는 ${}^{0}dR_{0,c}$의 정의에 의하면,

$$ \begin{aligned}{}^{0}dR_{0,c}&=R_{1}R_{2}\cdots R_{n}\ {}^{n}R_{0}\ {}^{c}\delta R_{0}\ {}^{c}R_{0}\\&=(R_{1}R_{2}\cdots{}^{n}R_{c})\ {}^{c}\delta R_{0}(R_{1}\,R_{2}\cdots\ {}^{n}R_{c})^{-1}\,{}^{0}R_{0}\\&\triangleq{}^{0}\delta R_{0,c}\ {}^{0}R_{0}\end{aligned} \tag{19} $$

여기서 ${}^c\delta R_o$는 식 (1,2,3)에서 이미 구하였으며, ${}^c\delta R'_o - I$로서 $({}^c\delta_x, {}^c\delta_y, {}^c\delta_z)$에 의하여 정의된다. ${}^0\delta R_{o,c}$는 식 (19)에 다음과 같이 정의되어 있으므로

$$ {}^0\delta R_{o,c} = (R_1 R_2 \cdots {}^nR_c)\, {}^c\delta R_o (R_1 R_2 \cdots {}^nR_c)^{-1} \qquad (20) $$

식 (20)을 계산하여 보면, ${}^0\delta R_{o,c}$는 ${}^c\delta R_o$와 같은 형태를 가지며, 따라서 3개의 회전성분에 의하여 정의될 수 있음을 알 수 있다. $(R_1 R_2 \cdots {}^nR_c)^{-1}$의 3 컬럼벡터를 $(n_{cx}, n_{cy}, n_{cz})^t$, $(o_{cx}, o_{cy}, o_{cz})^t$, 그리고 $(a_{cx}, a_{cy}, a_{cz})^t$이라 하면, ${}^0\delta R_{o,c}$의 3 회전성분은 다음과 같이 된다.

$$ \begin{bmatrix} n_{cx} & n_{cy} & n_{cz} \\ o_{cx} & o_{cy} & o_{cz} \\ a_{cx} & a_{cy} & a_{cz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^c\delta_x \\ {}^c\delta_y \\ {}^c\delta_z \end{bmatrix} \qquad (21) $$

물체좌표계의 총 (total) 미소변화 ${}^0dR_o$는 각각의 미소변화의 합이므로, 식 (14) 와 (19)로 부터,

$$ {}^0dR_o = \sum_{i=1}^{n} {}^0dR_{o,i} + {}^0dR_{o,c} = \left[\sum_{i=1}^{n} {}^0\triangle_i\, d\theta_i + {}^0\delta R_{o,c}\right] {}^0R_o \qquad (22) $$

$$ \triangleq {}^0\delta R_o\, {}^0R_o $$

여기서 n은 로봇에 존재하는 죠인트의 갯수이다. 식 (22)에 있는 ${}^0\delta R_o$(총 미소 회전변환)의 정의를 자세히 관찰하여 보면, ${}^0\delta R_o$는 (${}^0\delta R_o$와 같은 형태의) 간략화 된 회전 매트릭스의 형태를 갖게 되고, 그것의 3 성분인 $({}^0\delta_x, {}^0\delta_y, {}^0\delta_z)$는 다음과 같은 형태로 표시할 수 있다:

$$ \begin{bmatrix} {}^0\delta_x \\ {}^0\delta_y \\ {}^0\delta_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_{1z} \cdots n_{nz} & \vdots & n_{cx}\ n_{cy}\ n_{cz} \\ o_{1z} \cdots o_{nz} & \vdots & o_{cx}\ o_{cy}\ o_{cz} \\ a_{1z} \cdots a_{nz} & \vdots & a_{cx}\ a_{cy}\ a_{cz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\theta_1 \\ \vdots \\ d\theta_n \\ \cdots \\ {}^c\delta_x \\ {}^c\delta_y \\ {}^c\delta_z \end{bmatrix} \qquad (23) $$

$$ \triangleq \begin{bmatrix} J_1 & \vdots & J_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\Theta \\ \cdots \\ {}^c\delta \end{bmatrix} $$

여기서 $d\Theta$와 ${}^c\delta$는 각각 $(d\theta_1, \cdots, d\theta_n)^t$와 $({}^c\delta_x, {}^c\delta_y, {}^c\delta_z)^t$로 정의되었다.

카메라좌표계에서 표현된 미소회전 파라메터 벡터인 ${}^c\delta$의 직접적인 원인은 영상좌표의 측정잡음이라고 2 절에서 이미 밝혔다. 따라서 식 (23)의 ${}^c\delta$를 12×1 측정잡음 벡터인 N으로 대치할 수가 있다. ${}^c\delta$와 N사이의 관계는 2절에서 다음과 같이 주어졌다:

$$ {}^c\delta = \hat{M}FN \qquad (24) $$

식 (24)를 (23)에 대입하면,

$$ \begin{bmatrix} {}^0\delta_x \\ {}^0\delta_y \\ {}^0\delta_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & \vdots & J_2\hat{M}F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\Theta \\ \cdots \\ N \end{bmatrix} \qquad (25) $$

$$ \triangleq J \begin{bmatrix} d\Theta \\ \cdots \\ N \end{bmatrix} \triangleq J\hat{N} $$

부분 매트릭스 J_1을 흔히 Jacobian 매트릭스라고 하지만, 본 연구에서는 매트릭스 J를 확장 Jacobian 매트릭스 (extended Jacobian matrix) 라고 정의한다.

앞의 내용을 정리하면, 죠인트 각도 오차와 영상좌표의 측정잡음이 존재할 경우 물체좌표계의 참 방향 ${}^0R'_o$은 측정된 방향 ${}^0R_o$와 총 미소변화 ${}^0dR_o$의 합으로 다음과 같이 표시된다.

$$ {}^0R'_o = {}^0R_o + {}^0dR_o = (I + {}^0\delta R_o)\, {}^0R_o \triangleq {}^0\delta R'_o\, {}^0R_o \qquad (26) $$

여기서 두번째 등호는 식 (22) 의 결과이다. ${}^0\delta R_o$은 간략화된 회전 매트릭스의 형태를 갖고 있으며 그것의 3 성분인 $({}^0\delta_x, {}^0\delta_y, {}^0\delta_z)$는 확장 Jacobian 매트릭스를 이용하여 $\hat{N}$(죠인트 각도의 오차와 영상좌표 측정잡음) 으로부터 선형적으로 구할 수 있다. 따라서 식 (26)으로부터 미소 회전 매트릭스 ${}^0\delta R'_o$를 죠인트 각도의 오차와 영상좌표의 측정잡음에 의하여 선형적으로 표시할 수 있다.

Ⅳ. 측정모델 (Measurement Model)

본절에서는 extended Jacobian 매트릭스를 이용하여 유도한 기지좌표계를 기준으로 한 물체좌표계의 참방향을 quaternion의 표현방식으로 나타내는 측정방정식을 유도한다. 본절의 유도과정은 이미 발표된 논문[1]의 측정모델 유도과정과 동일하므로 중요한 부분만 언급하기로 한다.

1. Quaternion의 성질

회전 매트릭스를 표현하기 위하여 quaternion 을 도입한다[10]. 단위(unit) quaternion $q=(q_1, q_2, q_3, q_4)$는 다음과 같이 정의된다.

$$ q_1 \triangleq \eta_1 \sin\frac{-\theta}{2} \qquad q_2 \triangleq \eta_2 \sin\frac{-\theta}{2} $$
$$ q_3 \triangleq \eta_3 \sin\frac{-\theta}{2} \qquad q_4 \triangleq \cos\frac{-\theta}{2} \qquad (27) $$

여기서 (η_1, η_2, η_3)는 회전축 방향으로의 단위 벡터이고 θ는 회전 각도이다. quaternion 의 여러가지 성질들은 지면의 제약에 의하여 생략한다 [1].

quaternion 표현 방식을 이용하는 장점 중의 하나는 다음과 같다: 두개의 회전 매트릭스가 곱하여질 때, 그 결과 매트릭스에 해당하는 quaternion 은 각각의 회전 매트릭스에 해당하는 quaternion으로부터 다음과 같이 직접 구할 수가 있다. 즉,

$$R(q'')=R(q')R(q) \tag{28}$$

이면,

$$q''=\begin{bmatrix} q_4' & q_3' & -q_2' & q_1' \\ -q_3' & q_4' & q_1' & q_2' \\ q_2' & -q_1' & q_4' & q_3' \\ -q_1' & -q_2' & -q_3' & q_4' \end{bmatrix} q \tag{29}$$

2. 측정 방정식의 유도

식 (26) 에서 설명하였듯이, 기지좌표계를 기준으로 한 물체의 참 방향은 다음과 같이 결정된다.

$$R_o'=(I+\delta R_o)R_o=\delta R_o' R_o \tag{30}$$

여기서

$$_1+\delta R_o=\begin{bmatrix} 1 & -\delta_z & \delta_y \\ \delta_z & 1 & -\delta_x \\ -\delta_y & \delta_x & 1 \end{bmatrix}$$

여기서 기지좌표계를 나타내는 윗첨자 0은 편의상 생략한다. 식 (25)에서는 δ_x, δ_y 그리고 δ_z를 죠인트 각도의 오차와 영상좌표의 측정잡음에 의하여 구하였다.

q_0', q_0, 그리고 $dq_0=(dq_{01}, dq_{02}, dq_{03}, dq_{04})^t$ 를 각각 R_0', q_o', q_o, 그리고 $dq_o=(dq_{o1}, dq_{o2}, dq_{o3}, dq_{o4})^t$를 각각 R_o', R_o, 그리고 $I+\delta R_o$에 대한 quaternion 이라 하면, 식 (30)을 식 (28)과 (29)를 이용하여 다음과 같은 quaternion 표현 방식으로 변환할 수 있다 [1].

$$q_o'=q_o+Q[dq_{01}\ dq_{02}\ dq_{03}]^t \tag{31}$$

여기서 quaternion 의 정의를 $I+\delta R_o$에 적용하면 dq_o는 특별히 $dq_{04}\approx 1$, $dq_{01}\approx -\delta_x/2$, $dq_{02}\approx -\delta_y/2$, $dq_{03}\approx -\delta_z/2$가 되며, 또한 Q는 q_0의 4 성분으로 구성되는 4×3 매트릭스이다 [1]. 식 (31)의 2째항에 있는 $(dq_{01}, dq_{02}, dq_{03})^t$는 식 (25)를 이용하면 $\hat{N}$(즉, 죠인트 각도의 오차와 영상좌표의 측정잡음)에 의하여 표시할 수 있다. 따라서,

$$q_o'=q_o-\frac{1}{2}\,QJ\hat{N} \triangleq q_o-C\cdot\hat{N} \tag{32}$$

측정을 순간 k에 행한다고 가정하고 q_o'를 $X(k)$로, q_0를 $Z(k)$로, $\hat{N}$을 $N(k)$로 정의하면, 식 (32)를 다음과 같이 다시 표현할 수 있다.

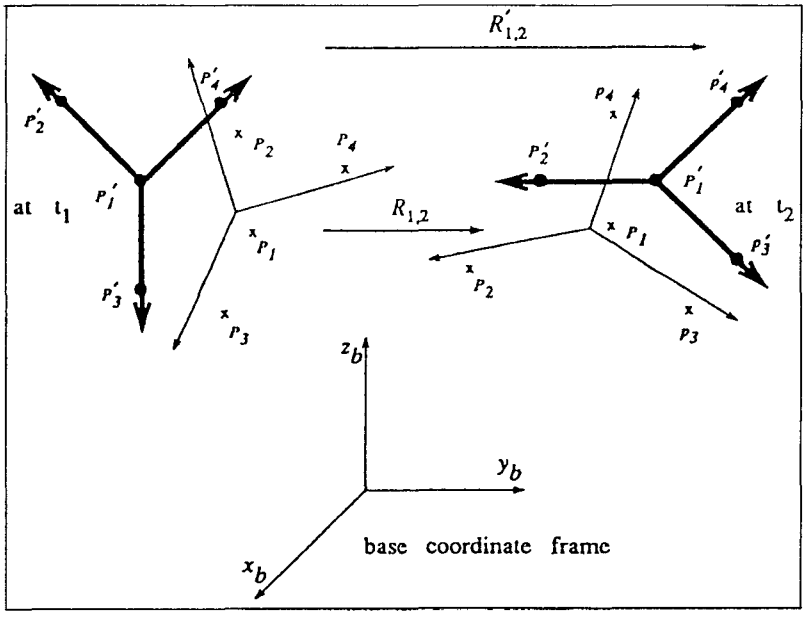


그림 3: 참 회전 매트릭스와 측정된 회전 매트릭스의 전파
Fig. 3: Propagations of true and nominal rotation matrices

$$Z(k)=X(k)+C(k)\cdot Nk \tag{33}$$

V. 시스템 운동 모델 (System Dynamics Model)

본절에서는 그림 1의 스테레오 시각 시스템에 연루된 2종류의 잡음에 의하여 야기되는 미소 회전속도(differential rotational velocity)를 유도한 후, 이것을 근거로 하여 다음 측정순간 물체좌표계의 참 회전방향을 예측하는 운동 방정식을 quaternion의 형태로 만든다. 본절의 유도과정도 이미 발표된 논문[1]의 운동모델의 유도과정과 동일하므로 중요한 부분만 언급하기로 한다.

1. 미소 회전속도의 추정

그림 3은 순간 t_1과 t_2에서의 참 물체좌표계와 2절에서 설명한 방법으로 재생(측정)된 물체좌표계를 나타낸다 $R'_{o,1}$, R_{o1}, 그리고 $\delta R'_{o,1}$를 각각 순간 t_i에 기지좌표계를 기준으로 한 참 회전 매트릭스, 측정된 회전 매트릭스, 그리고 미소 회전 매트릭스 라고 하면, 식 (30)으로부터

$$R'_{o,1}=\delta R'_{o,1}R_{o1} \quad R'_{o,2}=\delta R'_{o,2}R_{02} \tag{34}$$

여기서 $\delta R'_{o,1}$과 $\delta R'_{o,2}$의 성분들은 식 (25)에서 볼 수 있듯이 죠인트 각도 잡음과 영상좌표의 측정잡음의 항으로 표현할 수 있다.

순간 t_1과 t_2 사이에서의 참 물체좌표계와 측정된 물체좌표계의 회전을 각각 $R'_{1,2}$과 $R_{1,2}$라고 하면, $R'_{1,2}$과 $R_{1,2}$는 다음의 관계를 만족한다:

$$R'_{02}=R'_{1,2}R'_{01} \qquad R_{02}=R_{1,2}R_{01} \tag{35}$$

식 (34) 와 (35)로부터 $R'_{1,2}$는 다음과 같이 주어진다.

$$R'_{1,2}=\delta R'_{o,2}\cdot R_{1,2}\cdot(\delta R'_{01})^t \tag{36}$$
$$=\begin{bmatrix}1 & -\delta_{z2} & \delta_{y2}\\ \delta_{z2} & 1 & -\delta_{x2}\\ -\delta_{y2} & \delta_{x2} & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}R_{1,2}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1 & \delta_{z1} & -\delta_{y1}\\ -\delta_{z1} & 1 & \delta_{x1}\\ \delta_{y1} & -\delta_{x1} & 1\end{bmatrix}$$

참 회전 매트릭스 $R'_{1,2}$는 참 회전속도 $\omega'=(\omega'_x, \omega'_y, \omega'_z)^t$와 시간간격 $\tau=t_2-t_1$에 의하여 결정된다. 또한 $R_{1,2}$는 측정된 회전 매트릭스 R_{o1}와 R_{o2}로부터 결정될 수 있으며 (식 (35) 참고), 따라서 측정된 회전속도 ω는 $R_{1,2}$와 시간간격 τ를 이용하면 계산할 수 있다. ω' 은 ω와 미소량인 $d\omega=(d\omega_x, d\omega_y, d\omega_z)^t$만큼 차이가 난다고 가정하면, 식 (36)의 좌변 $R'_{1,2}$는 $R_{1,2}$와 미소 변화량 $dR_{1,2}$의 합으로 표시할 수 있다. 또한 $\|\omega\| \gg \|d\omega\|$를 가정하고 $d\omega_x d\omega_y$와 같은 고차항을 무시하면, $dR_{1,2}$의 각 성분은 $d\omega$의 함수로 선형화 시킬 수 있으며, $dR_{1,2}$의 9개의 성분으로 구성되는 벡터는 $Wd\omega$의 형태로 표시할 수 있다 [1] (여기서 W는 ω로부터 결정되는 9×3 매트릭스이다). 마찬가지로 식 (36)의 우변도 $R_{1,2}$와 $dR_{1,2}$의 합으로 표시할 수 있으며, $\delta_{x1}\delta_{x2}$와 같은 고차항을 무시하고 전개하면 $dR_{1,2}$의 9개의 성분으로 구성되는 벡터는 δ_{x1}, δ_{y1}, δ_{z1}, δ_{x2}, δ_{y2}, 그리고 δ_{z2}의 선형조합으로 표시된다; 즉, $V\,\delta_{12}$, 여기서 V는 $R_{1,2}$에 의하여 결정되는 9×6 매트릭스이고, δ_{12}는 $(\delta_{x1}, \delta_{y1}, \delta_{z1}, \delta_{x2}, \delta_{y2}, \delta_{z2})^t$로 정의된다 [1]. 식 (36) 의 좌우변이 일치하여야 하므로

$$V\delta_{12}=W\,d\omega \tag{37}$$

식 (37)은 미지의 3개의 파라메터가 $d\omega_x$, $d\omega_y$ 그리고 $d\omega_z$이고, 9개의 방정식으로 이루어진 overdetermined system이다. 따라서 이 3개의 미지수를 6개의 δ_{x1}, δ_{y1}, δ_{z1}, δ_{x2}, δ_{y2}, 그리고 δ_{z2}로 추정하기 위하여서는 최소자승(least-squares) 추정방법이 필요하다. 즉,

$$\hat{d\omega}=(W^tW)^{-1}W^tV\ \ \delta_{12}\triangleq \hat{W}\ \ \delta_{12} \tag{38}$$

2 운동 방정식의 유도

본절에서는, 순간 t_k에서의 물체의 참 방향과 앞절에서 구한 참 회전속도를 이용하여, 순간 t_{k+1}에서의 물체의 참 방향을 예측하는 방정식을 유도한다.

순간 t_{k+1}에서의 물체좌표계의 참 방향 $R'_{o,k+1}$ 은 다음과 같이 표시될 수 있다.

$$R'_{o,k+1}=R'_{k,k+1}\cdot R'_{o,k} \tag{39}$$

여기서 $R'_{k,k+1}$는 구간 $T=t_{k+1}-t_k$ 동안에 행하여진 참 회전을 의미한다. 회전 매트릭스 $R'_{k,k+1}$는 T와 참 회전속도 $\omega'=(\omega'_x, \omega'_y, \omega'_z)^t$으로 부터 구할 수 있다. 4.2절에서와 마찬가지로 방향(또는 회전) 매트릭스 $R'_{o,k}$ 의 quaternion을 $X(k)$라 하고, 식 (28)과 (29)를 이용하면, 식 (39)의 quaternion 표현식은 다음과 같은 형태로 된다:

$$X(k+1)=F\,X(k)+Q_0(k)dq_r \tag{40}$$

여기서 dq_r은 q'_r-q_r이고, q'_r과 q_r은 각각 $R'_{k,k+1}$과 (측정된 회전속도 ω로 구간 T동안에 일어난 회전을 표시하는 회전 매트릭스) $R_{k,k+1}$에 대한 quaternion 이다. $\|\omega\| \gg \|d$

$\omega \parallel$ 를 가정하고, 1차 Taylor 급수전개를 이용하면 dq_r은 미소회전속도 $d\omega$의 선형함수로 표시될 수 있다 [1]. 즉,

$$dq_r = Q_r \, d\omega \tag{41}$$

식 (40)의 미소 quaternion 벡터 dq_r은 식 (41) 과 (38)을 결합하면 δ_{12}의 항으로 다시 표현할 수 있다. 또한 δ_{12}는 식 (25)에 있는 $\hat{N}$을 측정순간 t_1과 t_2로 확장하여 얻어지는 잡음벡터 $\nu(k)$의 항으로 표현될 수 있다. 따라서 식 (40)은 최종적으로 다음의 형태를 갖게 된다.

$$X(k+1) = F\,X(k) + G(k)\,\nu(k) \tag{42}$$

식 (42)는 Kalman 필터의 운동 방정식으로 이용된다. 계수 매트릭스 F는 측정된 회전속도 ω와 구간 T에 의해 결정된다. $\nu(k)$는 참 회전속도의 유도과정에 포함된 30×1 잡음벡터이다.

식 (33)과 (42)는 Kalman 필터를 구성하는 2 개의 모델식으로서 각각 측정방정식과 운동방정식이라 부른다. 본 연구에서 물체의 참 방향을 나타내는 $X(k)$는 Kalman 필터의 상태 (state) 라고 불리며, Kalman 필터링 과정을 통하여 식 (33) 과 (42)를 결합하면 최적으로 추정될 수 있다[11].

Ⅵ. 모의실험

운동물체의 회전 파라메터를 추정하기 위하여 사용한 Kalman 필터 방식의 성능을 테스트 하기 위하여 컴퓨터 모의실험을 행하였다. 카메라는 촛점거리(focal length)가 1 단위(unit)인 pinhole 카메라로 모델링 하였다. 물체는 각 변의 길이가 10 단위인 정육면체라고 가정하고, 그것의 4 꼭지점(vertex)을 특징점으로 이용하였다. 특징점의 영상좌표를 측정하는데 발생하는 측정잡음을 시뮬레이션 하기 위하여 백색독립 Gaussian 잡음을 2차원의 참(true) 영상좌표에 더하였다[1]. Gaussian 잡음의 표준편차는 실제 카메라의 digitization noise를 시뮬레이션 할 수 있을 정도의 크기로 선택한다[12]. 죠인트 각도 오차도 또한 다음과 같은 방법으로 시뮬레이션 하였다. 매 측정순간마다 물체를 관측하기 좋도록 스테레오 카메라의 자세를 결정한 후, 이 자세에 해당하는 로봇 팔의 죠인트 각도를 계산한다. 죠인트 각도 오차의 랜덤 성분을 모의실험 하기 위하여 백색독립 Gaussian 잡음을 계산된 죠인트 각도에 더한다. 죠인트 각도 잡음의 표준편차는 0.5도로 선택하였다. 실험을 단순화 하기 위하여 3-joint revolute planar manipulator를 로봇으로 이용하였다.

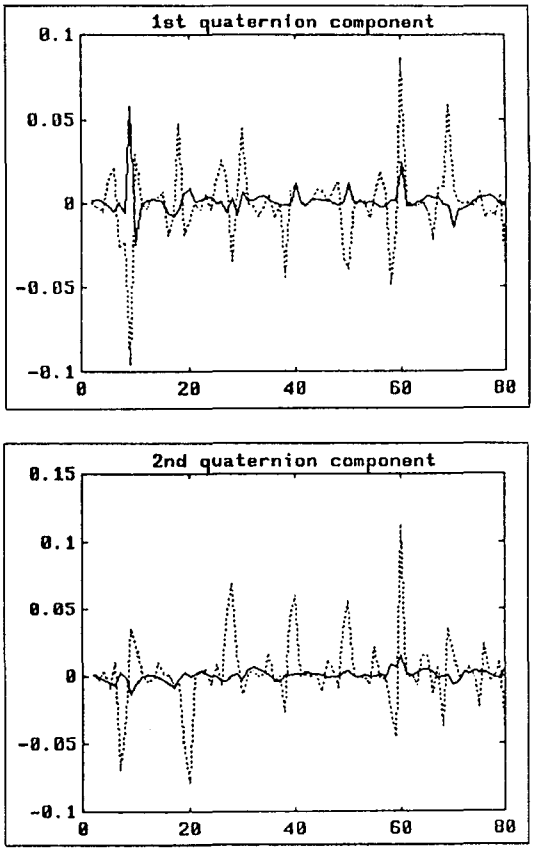
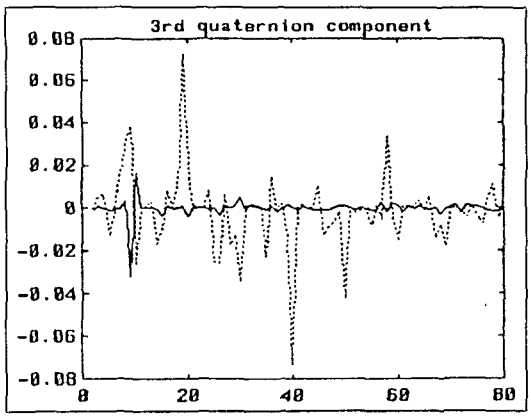


그림 4 : 초기치로 측정치 $Z(0)$을 이용한 Kalman 필터의 성능

Fig. 4 : The performance of the Kalman filter with an initial guess of the measurement value Z(0)

모의실험 결과가 그림 4 부터 그림 6 까지에 나타나 있으며, 여기서 세로축은 참 값으로 부터의 오차를 의미하며, 가로축은 사용된 프레임의 수 (즉, 측정 수)를 나타낸다. Kalman 필터의 성능이 그림 4에 나타나 있으며, 여기서 실선은 Kalman 필터링에 의하여 생성된 결과를, 그리고 점선은 측정 벡터 $Z(k)$를 나타낸다. 그림 4에서는 필터의 초기치로 순간 0에서의 측정치 $Z(0)$를 선택하였다. 그림 4를 보면, $Z(k)$에 포함되어 있는 측정오차가 Kalman 필터링에 의하여 상당히 줄어들었음을 알 수 있다.

그림 4에서 구한 추정된 quaternion으로부터 실제의 회전 파라메터 (즉, 회전각도와 회전속도 벡터)를 계산하였으며, 그 결과는 그림 5에 나타나 있다. 매 측정순간의 회전각도는 식 (27)에 주어진 정의에 의하여 계산되었다. 회전속도는 추정된 quaternion에 반복 최소자승 (iterated least-



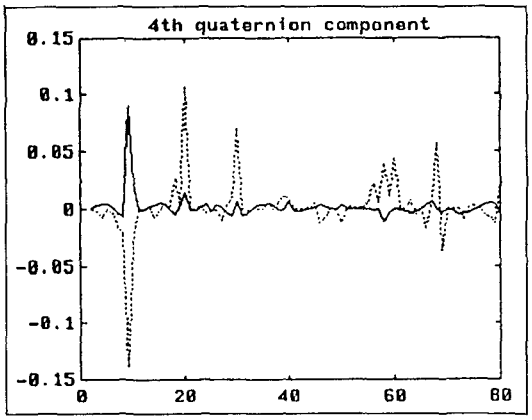
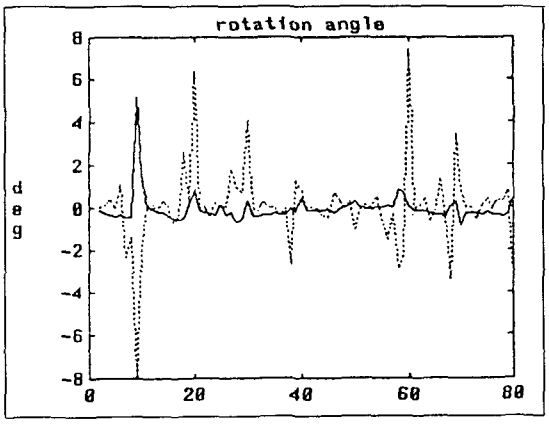


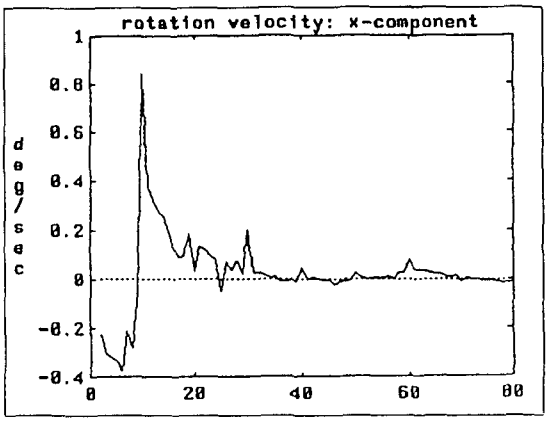
그림 4 (계속) : 초기치로 측정치 Z(0)을 이용한 Kalman 필터의 성능
Fig. 4(continued) : The performance of the Kalman filter with an initial guess of the measurement value Z(0)

squares) 방법을 적용하여 구하였다[11]. 그림 5(a) 에서 점선은 측정치 $Z(k)$로 부터 구한 회전각도를 나타내며, 실선은 추정된 quaternion으로 부터 계산된 회전각도를 나타낸다. 추정된 회전속도는 그림 5(b), (c), 그리고 (d) 에 나타나 있으며, 여기서 수평점선은 추정된 회전속도가 수렴하여야 할 값을 나타낸다. 이 그림들을 살펴보면, 제안된 방법에 의하여 회전각도의 오차가 상당히 줄어들며, 회전속도 또한 참값에 매우 가깝게 추정될 수 있음을 알 수 있다.

Kalman 필터 구성 시 죠인트 각도의 잡음을 고려하는 것이 얼마나 효과적인지를 보이기 위하여, 2종류의 Kalman 필터의 성능을 비교하였다: 하나는 Kalman 필터 구성 시 죠인트 각도의 잡음을 포함하여 성능을 구하였고, 다른 하나는 그것을 무시하고 구하였다. 로봇 선단의 회전방향 보다도 위치가 미소한 죠인트 각도의 잡음에 의하여 더 심각히 영향을 받기 때문에 물체의 위치에 발생하는 추정오차를 비교하였다. 그림 6은 이 비교를 나타내고 있으며, 여기서 점선과 실선은 그림 4에서와 같은 의미를 갖고 있다. 그림 6(a)의 실선은 죠인트 각도 잡음을 무시한 Kalman 필터의 출력을 나타내며, 그림 6(b)의 실선은 죠인트 각도 잡음을 포함한 Kalman 필터의 출력을 나타낸다. 이 그림을 보면, Kalman 필터에 죠인트 각도 잡음을 포함시키면 분명한 성능향상을 얻을 수 있음을 알 수 있다. 이 결과들은 간단한 3-joint planar manipulator을 이용하여 구하여졌지만, 실제 산업현장에서 이용되는 좀더 복잡한 로봇 팔의 경우에는 좀더 뚜렷한 성능향상을 얻을 수 있을 것이다.

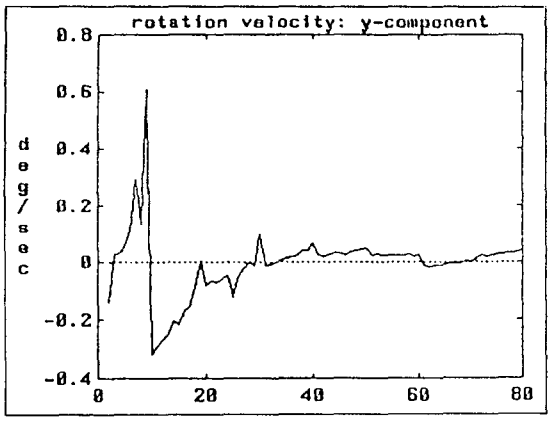


(a)

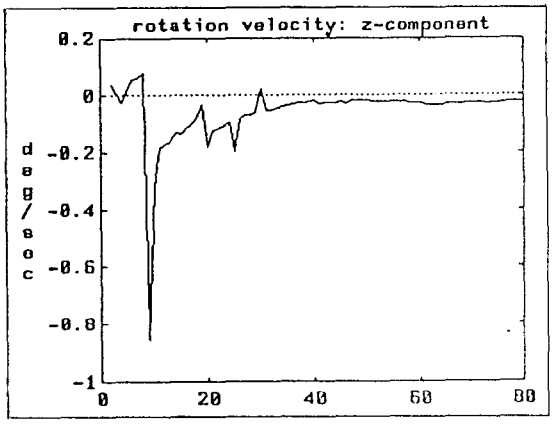


(b)

그림 5 : (a) 회전각도 와 (b)-(d) 회전속도의 추정
Fig. 5 : Estimation of (a) rotation angle and(b)-(d) rotation velocity



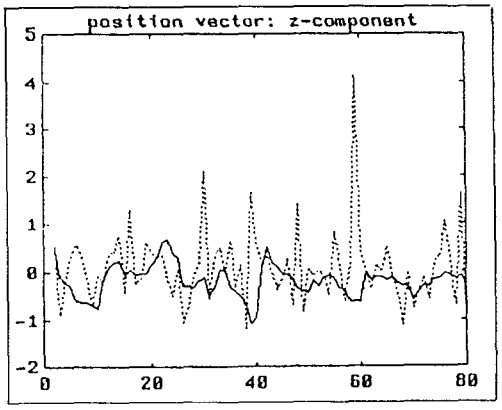
(c)



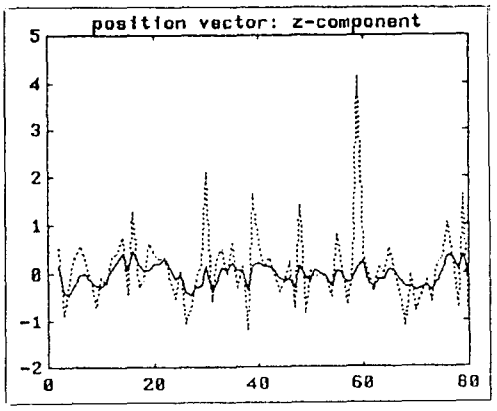
(d)

그림 5 (계속) : (a) 회전각도 와 (b)−(d) 회전속도의 추정

Fig. 5(continued) : Estimation of (a) rotation angle and (b)−(d) rotation velocity



(a)



(b)

그림 6 : Kalman 필터에 죠인트 각도 잡음을 (a) 고려하지 않은 경우와 (b) 고려한 경우의 물체의 위치 추정

Fig. 6 : Estimation of the positions of an object (a) without and (b) with joint angle noise in Kalman filter formulation.

Ⅶ. 결론

운동물체를 적합한 자세에서 관측하기 위하여 로봇의 선단에 스테레오 카메라가 부착된 스테레오 시각 시스템을 이용한 3차원 운동추정에 관하여 연구하였다. 제안된 방식은 두 가지 면에서 기존의 다른 방식들과 크게 차이가 난다: 1) 카메라의 위치 오차가 존재함을 고려하여, 카메라좌표계 대신에 로봇 기지좌표계를 기준으로 하여 운동추정을 한다; 2) 운동물체의 방향측정에 상당히 많은 오차가 존재할지라도, 정확히 이를 추정할 수 있다. 이러한 목적을 성취하기 위하여, 첫째, 물체방향의 재생 오차를 스테레오 시각 시스템에 필연적으로 존재하는 두종류의 잡음으로 분석하였다 (즉, 2차원 영상좌표의 측정잡음과 카메라의 위치에 오차를 일으키는 죠인트 각도 잡음); 둘째, 로봇 kinematic 방식과 운동추정 방식을 결합하여 확장 (extended) Jacobian 매트릭스를 유도하였다; 셋째, 본질적으로 비선형인 회전운동을 선형적으로 표시하기 위하여 quaternion의 성질을 이용하였다. 마지막으로, quaternion 표현방식으로 선형 Kalman 필터를 구성하였다. 제안된 방식은 물체가 카메라로부터 멀리 떨어져 있을 때 발생하는 비교적 큰 재생오차를 상당히 줄여줄 수 있기 때문에, 운동추정을 위하여 매우 많은 연속적인 영상이 필요한 경우 특별히 유용하다.

본고에서는 제안된 방식을 등속도 회전의 경우에만 적용하였지만, 등속도 세차운동 (constant precession)[4]과 같은 좀더 일반적인 회전운동도 그것의 운동방정식이 이미 알려져 있으므로, 이 경우에도 본 방식을 적용할 수 있다. 또한 제안된 방식은, 정확한 운동추정을 위하여 카메라를 이동하여야 할 경우에 피할 수 없는 카메라 위치오차를 고려하고 있기 때문에, 기존의 어떠한 방식보다도 더 강인하고 유용한 방식이다.

Ⅷ. 참고문헌

1. S. Lee and Y.C. Kay, "A Kalman filter approach for accurate 3−D motion estimation from a sequence of stereo images," *Computer Vision, Graphics,and Image Processing: Image Understanding,* vol. 54, no. 2, pp. 244−258, Sept. 1991.
2. R.Y. Tsai and T.S. Huang, "Uniqueness and estimation of three dimensional motion parameters of rigid objects with curved surfaces," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* vol. PAMI−6, pp. 13−26, Jan. 1984.
3. T.S. Huang, S.D. Blostein, and E.A. Margerum, "Least−squares estimation of motion parameters from 3−D point correspondence," *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition,* pp. 198−201, 1986.
4. G.S. Young and R. Chellappa, "3−D motion estimation using a sequence of noisy stereo images: models, estimations, and uniqueness results," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* vol. PAMI−12, pp. 735−759, 1990.
5. J. Weng, N. Ahuja, and T. S. Huang, "Matching two perspective views," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* vol. PAMI−14, no. 8, pp. 806−825, Aug., 1992.
6. S. Ahmad, "Analysis of robot drive train error, their static effects, and their compensations," *IEEE Journal of Robotics and Automation,* vol. RA−4, pp. 117−128, April 1988.
7. W.K. Veitschegger and C.H. Wu, "Robot accuracy analysis based on kinematics," *IEEE Journal of Robotics and Automation,* vol. RA−2, pp. 171−179, Sept., 1986.
8. L. Matthies and S. Shafer, "Error modeling in stereo navigation," *IEEE Journal of Robotics and Automation,* vol. RA−3, pp. 239−248, June 1987.
9. John J. Craig, *Introduction to Robotics: Mechanics and Control,* Addison−Wesley, 1986.
10. J.R. Wertz, editor, *Spacecraft Attitude Determination and Control,* D. Reidel Publishing Co., 1978.
11. Jerry M. Mendel, *Lessons in Digital Estimation Theory,* Prentice−Hall, 1987.
12. T.S. Huang et. al., "Motion detection and estimation from stereo image sequences: some preliminary experimental results," *Proceedings of Workshop on Motion: Representation and Analysis,* pp. 45−46, 1986.

저 자 소 개

桂 泳 喆
1980년 서울대학교 전자공학과 졸업
1982년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
1991년 Univ. of Southern California 전기과 공학박사
1991년 9월 ~ 현재 홍익대학교 전자공학과 조교수
주관심분야 : 디지탈 신호처리, 음성 및 영상인식, 로보트 비젼