휴머노이드 로봇을 위한 스테레오 비전기반 자체 움직임 보정연구

강태구*, 박귀태**
고려대학교*, 고려대학교**

A study on the Stereo-Vision based Egomotion compensation for humanoid Robot

Tae-Koo Kang*, Gwi-Tae Park**
Korea University*, Korea University**

Abstract - 지능형 휴머노이드 로봇에서 환경에 따른 행동결정능력은 로봇이 필수적으로 갖추어야 할 기능이다. 특히 비전기반의 환경인식 기술은 로봇에서 가장 많은 보행 환경 정보를 제공한다. 따라서 보다 정확한 환경인식 성능을 위해서는 상체의 움직임이 많은 휴머노이드 로봇에서 비전기반의 높은 환경에 대한 인식 기능을 위해 전처리 단계로 로봇 자체의 움직임을 상쇄 시켜주는 기능이 필수적이다. 본 논문에서는 Gaussian 모델과 Wavelet Transform을 사용하여 추적하고자 하는 영역을 추출하고 PCA를 이용하여 로봇 자체의 움직임을 상쇄시키는 방법을 제안한다. 본 방법은 영상 전체를 분석함으로써 기존의 픽셀 단위로 움직임을 분석하는 방법에 비하여 간단하면서도 우수한 성능을 보인다. 본 시스템을 제작한 로봇에 적용한 결과 보다 높은 인식 성능을 얻을 수 있었다.

1. 서 론

요즈음 로봇에 대한 관심이 증가되고 연구 또한 활발히 진행되고 있다. 이러한 로봇에 필수적으로 필요한 기능이 지능화이며, 이러한 지능화 로봇의 눈이자 머리 역할을 하는 것이 비전이라 할 수 있다. 특히 비전을 이용한 환경 인식 분야가 활발히 진행되고 있다. 그러나 이족로봇은 바퀴로 이동하는 이동로봇과는 달리 보행 시 몸체의 흔들림이 이족로봇의 방법을 그대로 적용하는데 문제점이 많다. 따라서 이러한 움직임에도 보다 정확하게 상황을 인식하기 위해서는 그 움직임에 대한 보상을 해주어 로봇 자체의 흔들림의 영향을 줄이는 기능이 필수적이다[7]. 따라서 본 논문에서는 휴머노이드 로봇에서의 자기 움직임을 보정하는 방법에 대하여 제안하다.

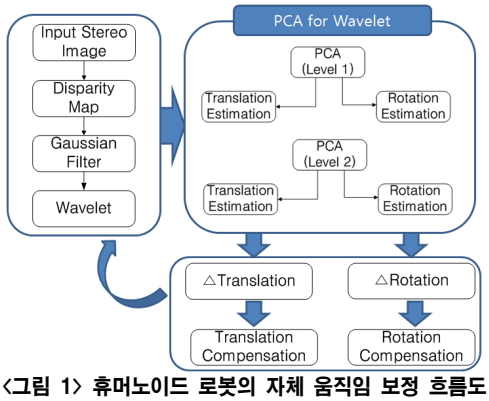
스테레오 비전을 이용한 로봇의 움직임은 depth정보를 3D에서 2D특징들로 투영(Projection)하는 2D multi-scale tracker를 사용한 3D rigid transform으로 추정할 수 있으며, 이러한 방법들은 ICP(Interative Closeset Point) 방법[1]과 SIFT[5] 등에 유사한 형태로 사용되었다[2]. 또한 gradient-based error function을 사용하여 3D normal flow constraint[3]를 최소화 하여 움직임을 추정하는 방법이 있다. 이 방법은 계사상의 간단함으로 인하여, 널리 사용되고 있다. 그러나 위의 방법들은 대부분 pixel 단위로 연산을 하여 error추정 과정을 거쳐 최종적으로 추정하는 방법을 사용하고 있어 연산량 뿐만 아니라 연산 시간에 문제가 있어 실제로 휴머노이드 로봇에 사용하기 어렵다[8]. 따라서 본 논문에서는 point to point를 비교하는 방법이 아닌 영상 전체의 정보를 이용하여 로봇 자체의 움직임을 보정하는 방법을 제안하고자 한다. 제안하는 방법은 Gaussian 모델과 스테레오 카메라로 얻어진 Disparity Map을 이용하여 원하는 Range의 영상을 추출하고, Wavelet을 이용하여 영상의 차원을 줄인다. 이렇게 얻어진 특징 영상은 PCA(Principal Compoenent Analysis)방법[4]를 이용하여 영상의 회전각과 움직인 변화량을 계산하여, 이 변화량에 대하여 움직임 보정을 수행하게 된다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 Gaussian Filter를 이용하여 ROI(Region Of Interest) 영역을 추출하는 방법을 소개한다. 3장에서는 PCA를 이용하여 자체 움직임에 대한 보정과정을 소개한다. 4장에서는 제안된 방법에 대한 실험을, 마지막으로 5장은 결론으로 구성되었다.

2. Gaussian filter를 이용한 특징 영상 추출

2장에서는 스테레오 카메라를 이용하여 ROI를 추출하는 방법과 추출된 ROI를 이용하여 로봇의 자체 움직임에 대한 보정방법에 대하여 논하고자 한다. 스테레오 비전을 이용하여 얻어진 Disparity Map에 대하여 Gaussian Filter를 사용하여 우리가 추적하고자 하는 ROI를 추출하게 된다. 이렇게 추출된 ROI는 Wavelet Transform를 적용함으로써 한 이미지에 대한 데이터의 양을 줄이고, 또한 여러 형태의 정보 영상을 얻음으로써 보다 정확하게 로봇 자체의 움직임에 대하여 추정이 가능하다.

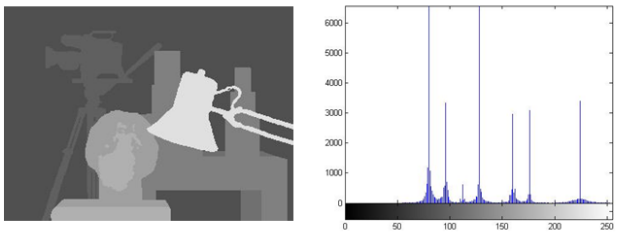
또한, 이렇게 추출된 Wavelet 특징 영상에 대하여 PCA를 적용함으로써 특징 영상에 대한 기울기와 좌표의 변화 등을 계산하여 보정하였다. 그림 1은 위에서 설명한 내용에 대한 흐름도를 개괄적으로 표현한 것이다. 자세한 알고리즘에 대한 내용은 다음과 같다.



<그림 1> 휴머노이드 로봇의 자체 움직임 보정 흐름도

2.1 스테레오 카메라를 이용한 ROI추출

스테레오 카메라로부터 입력된 영상으로부터 ROI를 추출하기 위하여 먼저 입력된 좌우 영상들을 이용하여 Disparity Map을 추출한다. Disparity Map은 0에서 255까지의 Gray-level을 가지는 영상으로 나타난다. 그림 2는 스테레오 카메라로부터 얻어진 Disparity Map과 이에 대한 픽셀의 Gray-level의 분포를 Histogram으로 표현한 것이다. Histogram에서 가로축은 Gray-level을 세로축은 픽셀의 수를 나타낸 것이다.



<그림 2> Disparity map과 이에 따른 Histogram 분포

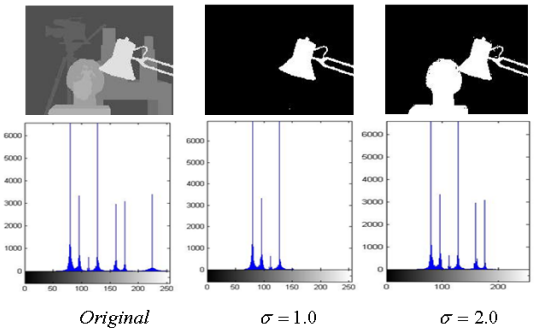
그림에서 보는 바와 같이 disparity map은 거리에 따른 픽셀값들이 Gaussian 형태로 분포되어 있음을 알 수 있다. 따라서 이러한 히스토그램에 Gaussian 형태의 Filter를 이용하여 원하는 Range의 ROI를 구할 수 있다. ROI를 추출하는 과정은 다음과 같다. 우선, 출력영상 $F(x,y)$는 입력영상 $I(x,y,)$에 대하여 픽셀값에 대한 Gaussian 형태의 Mask를 이용하여 Filtering 과정을 거친다.

$$F(x,y) = I(x,y) \times G(x,y),$$
$$where\ G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{\frac{-(\mu - I(x,y))^2}{2\sigma^2}}$$

여기서 $G(x,y)$는 입력영상의 모든 픽셀값에 대한 평균 μ와 σ를 가진 Gaussian Filter이다. 이러한 필터 과정을 거쳐 전체 영상에 대한 μ를

기준으로 σ만큼의 변위 안에서의 영역을 추출하게 된다.

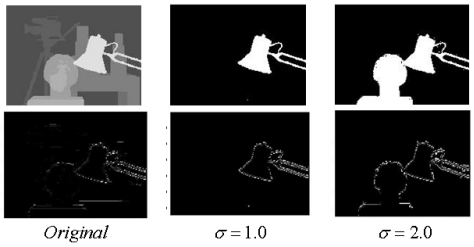
그림 3은 σ 값의 변화에 따른 Filtering 결과와 Histogram의 분포를 나타낸다.



<그림 3> ROI영역 추출과 이에 따른 walvelet 결과

2.2 Wavelet을 사용한 특징 영상 추출

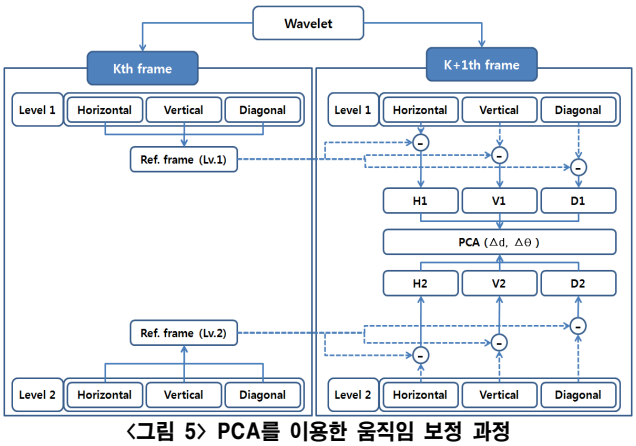
추출된 ROI영역을 그대로 사용하기에는 데이터의 양이 많아 실시간 연산이 어렵다. 따라서 이러한 데이터의 차원을 낮추는 방법 필요하다. 따라서, 본 논문에서는 wavelet[6]을 사용하여 그 중, 비교적 회전각을 분석하기 좋은 수평 성분을 특징으로 사용하였다. 그림 4는 σ변화에 따른 ROI영역의 추출과 Wavelet의 결과를 보여준다. 그림에서 보듯이 σ의 변화에 따라서 추출되는 영역이 달라진다. 본 논문에서는 σ=1.0을 사용하여 PCA의 입력으로 사용하였다.



<그림 4> Wavelet에 의한 특징 영상 추출

3. PCA를 이용한 움직임 보정

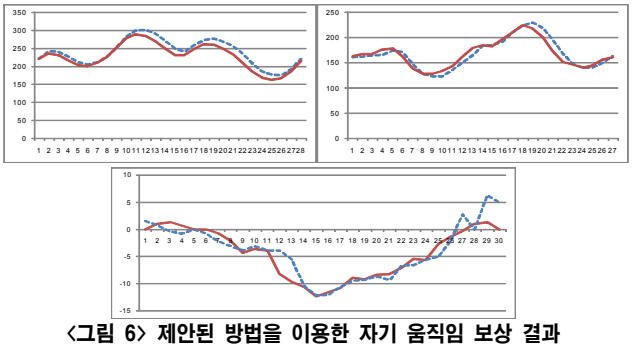
PCA는 데이터를 하나의 축으로 투영시켰을 때, 그 분산이 가장 커지는 축을 찾는 것이다. 또한 PC와 PC간에는 항상 Orthogonal한 특성을 가지고 있다. 따라서, 위의 특징 영상을 PCA를 이용하여 영상 분포를 분석하여 주성분이 되는 축을 찾아 추적함으로써 회전과 변위값을 알아낼 수 있다. 또한 Wavelet Transform을 이용하여 각 레벨에서 얻어진 각각의 horizontal, vertical, diagonal 성분을 연결된 다음 프레임에서의 추적함으로써 보다 정확한 추정치를 얻을 수 있다. 본 논문에서는 Wavelet Transform을 이용하여 2-level에 대한 성분들을 이용하였다. 그림 5는 PCA를 이용하여 두 프레임 사이에 회전과 변위값에 대한 추정 과정을 보여주고 있다.



<그림 5> PCA를 이용한 움직임 보정 과정

4. 실 험

본 실험은 휴머노이드 로봇의 자기 움직임에 대한 제안한 알고리즘의 보상값을 실험하였다. 소형 휴머노이드 로봇에 스테레오 카메라(bumblebee)를 이용하여 x축으로의 변위, y축으로의 변위, 그리고 회전각을 각각 보정하였다. 프레임에 따라 보정된 결과는 그림 6과 같다. 첫 번째 라인의 왼쪽은 x좌표, 오른쪽은 y좌표의 변위를 나타내며, 두 번째 라인은 회전각의 변화를 나타낸 것이다. 또한 점선은 보정 전 값을, 실선은 보정 후 값을 나타낸다.



<그림 6> 제안된 방법을 이용한 자기 움직임 보상 결과

5. 결 론

본 논문은 스테레오 비전을 이용하여 휴머노이드 로봇의 자기 움직임을 보상하는 방법을 제안하였다. 스테레오 영상의 Disparity Map으로부터 Gaussian Filtering을 거쳐 ROI를 추출한 다음 Wavelet Transform을 이용하여 영상의 데이터 차원을 줄이는 방법을 사용하였다. 또한 PCA를 영상의 회전 및 변위에 사용하여 보상값을 계산하였다. 위의 제안한 방법을 실제 로봇에 적용한 실험을 통하여 제안한 방법이 효과적임을 확인 할 수 있었다.

감사의 글

본 논문은 건설교통부가 출연하고 한국건설교통기술평가원에서 위탁 시행한 2006년도 첨단융합건설기술개발사업[과제번호:06첨단융합D01]의 지원으로 이루어졌습니다.

[참 고 문 헌]

[1] Y. Chen and G. Medioni, "Object modelling by registration of multiple range images," in Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 2724-2728, 1991.

[2] L. P. Morency, R. Gupta, "Robust real-time egomotion from stereo images," Proc. of Intl. Conference on Image Processing Vol. 2, pp. 719-722, 2003.

[3] S. Vedula, S. Baker, P. Rander, R. Collins, and T. Kanade, "Three-dimensional scene flow," Intl. Conference on Computer Vision, Vol. 2, pp. 722-129, 1999.

[4] I. T. Jolliffe, "Principal Component Analysis" Springer-Verlag, New-York, 1986.

[5] D. G. Lowe, ""Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," International Journal of Computer Vision, Vol.60 pp.91-110, 2004.

[6] S. Mallat, "A Wavelet Tour of Signal Processing," Academic Press, 1999.

[7] Tae-Koo Kang, Dongwon Kin, Gwi-Tae Park, "Implementation of the status control system by using environment recognition and motion control," Proc. of Intl. Conference on Control, Automation and Systems, pp. 1188-1191, 2007.

[8] Tae-Koo Kang, Gwi-Tae Park, "Egomotion compensation of a humanoid robot by using stereo vision," Proc. of Information and control symposium, pp.257-258, 2008.