

인체 동작 인식을 위한 가속도 센서의 신호 처리

Signal Processing of Accelerometers for Motion Capture of Human Body

이지홍, 하인수
(Jihong Lee and Insoo Ha)

Abstract : In this paper we handle a system that transform sensor data to sensor information. Sensor informations from redundant accelerometers are manipulated to represent the configuration of objects carrying sensors. Basic sensor unit of the proposed system is composed of 3 accelerometers that are aligned along x-y-z coordination axes of motion. To refine the sensor information, at first the sensor data are fused by geometrical optimization to reduce the variance of sensor information. To overcome the error caused from inexact alignment of each sensor to the coordination system, we propose a calibration technique that identifies the transformation between the coordinate axes and real sensor axes. The calibration technique make the sensor information approach real value. Also, we propose a technique that decomposes the accelerometer data into motion acceleration component and gravity acceleration component so that we can get more exact configuration of objects than in the case of raw sensor data. A set of experimental results are given to show the usefulness of the proposed method as well as the experiments in which the proposed techniques are applied to human body motion capture.

Keywords : motion capture, sensor fusion, calibration, accelerometer

1. 서론

로봇 시스템에서의 감지 시스템은 힘 센서, 근접 센서, 영역(range) 센서, 시각 센서 등을 포함하는 외부 장치뿐만 아니라 엔코더(encoder)나 속도계(tachometer) 등의 내부 장치로부터 얻어지는 정보를 지능적으로 처리해야 한다. 어떤 물체의 운동을 알아내기 위해서는 인코더(encoder)처럼 그 물체의 내부에 부착하거나 시각장치(vision sensor)처럼 완전히 물체의 밖에서 관찰하거나 가속도 센서나 자이로(gyro) 센서처럼 물체의 외부에 부착하는 등의 방법이 있을 수 있다. 이 중에서 물체의 기구학 제약 조건이나 처리 시간 등의 제약 조건에 의해 어떤 센서들은 사용이 불가능한 경우가 있다.

동작 캡처[1][2]는 사람의 몸이나 다른 기구의 동작에 대한 정보를 컴퓨터와 연결(interface)하는 기술을 말한다. 동작 캡처 기술은 가상현실, 시뮬레이션, 오락, 의료 및 생체역학 등의 용도에 사용된다. 가장 널리 알려진 동작 캡처 시스템은 전자기에 의한 방법이나 광학 방식에 의한 시스템이다. 전자기 센서는 주변 금속에 의해 영향을 많이 받고 광학적 방식은 조도의 영향을 크게 받는 단점이 있어 응용에 한계가 있다[2]. 이 두 경우는 현재 상용화되어 있는 시스템의 가격이 상당히 비싸고 캡처 되는 동작의 제약조건이 많아서 본 연구에서는 지구의 중력장만 있으면 항상 운전이 가능한 중력 가속도 감지 센서를 이용한 시스템의 구현[1]을 염두에 두고 그와 관련된 기초기술을 연구함을 목적으로 한다. 본 연구에

서는 저가의 가속도 센서를 이용하여 센서를 부착하고 있는 어떤 물체의 자세를 알아내려 할 때, 그 센서의 정보로부터 운동 가속도와 중력 가속도를 분리해내고, 각각을 처리하여 인체의 동작을 효과적으로 유추하는 기술을 제안한다. 본 연구에서의 운동감지 대상체는 회전 운동관절로 이루어진 물체로 특성상 인코더를 장치할 수 없는 상황(예를 들면 인체 등)을 가정하기로 한다. 연구의 핵심은 가속도 센서의 신호를 운동 가속도와 중력 가속도로 분리해내는 것과 중력 가속도 성분으로부터 물체의 자세를 유추하는 기술 등이다.

인체의 동작 인식을 위해서는 우선 인체를 적당한 기구로 모델링하여야 하는데 본 연구에서는 기존 연구들이 제시한 바와 같이 인체를 길이가 고정된 회전관절들로 구성된 기구로 모델링[15]하였다. 인체의 동작 인식 등의 경우는 인체가 가지고 있는 많은 수의 자유자유도 때문에 여러 종류 또는 여러 개의 센서가 필요하게 된다. 또한 이러한 다중, 다중 센서 시스템은 센서시스템에 존재할 수 있는 불확실성을 극복하는데 있어 좋은 성능을 나타낸다. 센서시스템이 가지고 있는 불확실성은 잡음과 편심오차(offset)로 표현되는데, 본 연구에서는 저가형 가속도 센서를 여러 개 이용하여 센서 정보로부터 센서가 부착된 물체의 자세를 알아내는데 있어서 센서 융합[4]-[7]과 캘리브레이션을 통해서 더욱 정교한 정보를 얻는 방법을 제안한다. 센서의 전기적 특성으로 인해 발생하는 잡음을 줄이기 위해 기본적으로 필요한 수보다 많은 센서를 이용한 기하학적 센서 융합기술을 적용하였다. 또 각 센서가 서로 직교한다는 가정 하에 구해진 정보가 실제로 직교하지 않음으로 포함하게 된 편심오차(offset)를 줄이기 위해 센서의 실제 측정축을 찾아내는 방법을 제안한다. 이 방법은 로봇 공학의 좌표 변환[3]을

접수일자 1998. 12. 8., 수정완료 : 1999. 8. 17.
이지홍, 하인수 · 충남대학교 메카트로닉스공학과
* 본 논문은 정보통신부 대학기초연구과제에서 지원하여 연구하였습니다.

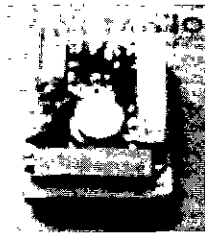


그림 1. 가속도 센서와 주변회로.
Fig. 1. Accelerometer and supplementary circuit.

통하여 오차로부터 실제 측정축을 유추해 낸다 성분 분리는 움직이는 물체에 두 조(set)의 센서를 부착하여 운동 가속도 성분은 비례하도록 하고, 중력 가속도 성분은 같아지도록 하여 두 센서의 정보 내용 중에서 중력 성분을 상쇄시켜 운동 성분을 구해내고 이어 중력 성분을 추출하도록 한다

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 2장에서는 본 연구에서 제작한 센서 시스템에 대해 간단하게 설명하고 센서 데이터로부터 센서 정보를 구해내는 방법을 간단히 기술한다. 3장에서는 센서시스템의 잡음을 줄이는 기하학적 센서 융합 방법에 대해 설명한다. 그리고 4장에서는 센서를 부착할 때 발생하는 오차를 수학적으로 기술하고 이를 극복하는 방법에 대해 기술하고, 5장에서는 운동 가속도 성분을 무시할 수 없는 경우에 중력 가속도와 운동 가속도를 분리하는 방법에 대해 기술하기로 한다. 6장에서는 가속도 센서를 이용하여 캡처 할 수 있는 인체 동작과 그 실험 결과를 간단히 기술하여, 마지막으로 7장에서는 연구 결과를 요약하고 추후 연구 내용에 대해 언급하기로 하겠다.

II. 제작된 센서 시스템

본 연구에서 사용된 가속도센서는 Analog Devices사에서 만든 제품으로 MEMS(Micro Electro Mechanical System) 기술에 의해 만들어진 ADXL05로 외부 회로에 따라 1g(중력 가속도)-5g까지의 범위를 갖는다. ADXL05를 포함한 센서 시스템을 그림 1에 나타내었다[1]. 서론에서 언급한 바와 같이 인체는 각 관절마다 다양한 자유도를 가지므로 각 관절에서 측정되어야 하는 정보의 양 또한 서로 다르며 그에 따라 사용되어야 할 센서의 개수 또한 다르다 할 수 있다 이 절에서는 설명의 편의를 위해 2개의 자유도를 가지는 관절을 예로 들기로 한다

센서 i 의 출력 θ^i 중에서 θ_g^i 와 θ_a^i 를 각각 중력 가속도, 운동 가속도 성분이라 하면 센서 값은 다음과 같이 표현된다.

$$\theta^i = \theta_g^i + \theta_a^i, \quad i=1,2,\dots,p \quad (1)$$

이제, $\theta_g^i \gg \theta_a^i$ 라고 가정하면, 즉 중력 가속도에 비해 운동 가속도가 그다지 크지 않다고 한다면 우리는 (2)를 얻을 수 있다.

$$\theta^i \approx \theta_g^i \quad (2)$$

하나의 가속도 센서는 한 방향으로의 가속도만 측정



그림 2. 세 개의 직교하는 센서로 이루어진 단위 센서 시스템

Fig. 2. A sensor unit composed of 3 accelerometers.

가능하므로, 각 축이 서로 직각이 되도록 3개의 센서를 모아서 각 센서를 x,y,z 각 축 방향으로 배치하여 하나의 센서조합을 만들고 이를 단위 센서 시스템이라 부르기로 한다. (그림 2).

이러한 단위 센서 시스템으로 (2) 식의 가정 하에 2자유도를 가지는 물체의 자세를 알아낼 수 있는데 이에 대해 설명한다. 그림 3과 같이 두 개의 회전 자유도를 갖는 물체의 최종 좌표계에 3개의 센서를 서로 직교하게 부착한다. 두 회전 관절의 각도를 α, β 라 놓자. 그러면 단위 센서 시스템의 좌표변환은 아래와 같이 기술할 수 있다[3]

$$G_{\alpha,\beta} = R_z R_\alpha R_\beta \quad (3)$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \beta & -\sin \beta \\ 0 & \sin \beta & \cos \beta \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \cos \beta & \sin \alpha \sin \beta \\ \sin \alpha & \cos \alpha \cos \beta & -\cos \alpha \sin \beta \\ 0 & \sin \beta & \cos \beta \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\equiv [G_x, G_y, G_z]$$

중력축 벡터를 g 라 하면 그림 2에서 $g = -y_0$ 이므로 관절 각도와 측정 량과의 관계는 아래와 같다.

$$G_x \cdot (-g) = \sin \alpha = \theta_x \quad (6)$$

$$G_y \cdot (-g) = \cos \alpha \cos \beta = \theta_y \quad (7)$$

$$G_z \cdot (-g) = -\cos \alpha \sin \beta = \theta_z \quad (8)$$

단 여기서 \cdot 은 벡터 내적을 나타낸다. 위의 식을 행렬 형태로 다시 표현하면

$$G^T_{\alpha,\beta}(-g) = [\theta_x, \theta_y, \theta_z] \quad (9)$$

이 되고 (6)에서 (8)까지에서 다음과 같은 회전 각도식을 얻을 수 있다

$$\alpha = \tan^{-1} \left(-\frac{\theta_x \cos \beta}{\theta_y} \right) \quad (10)$$

$$\beta = \tan^{-1} \left(-\frac{\theta_z}{\theta_y} \right) \quad (11)$$

III. 기하학적 센서 융합

1. 기본 이론

이 절에서는 센서시스템의 불확실성 중 잡음을 제거하기 위해 널리 사용되는 기하학적 센서 융합[7][8]에 대

해 간략하게 정리해보기로 한다. 기하학적 센서융합은 동일한 대상을 측정하는 여러 개의 센서로부터 최적화된 값을 추정하는 것이 주목적이다.

$\theta^i \in R^m, i=1, 2, \dots, b$ 을 센서 유닛 i 의 출력 데이터, $x^i \in R^n, i=1, 2, \dots, b$ 를 센서 유닛 i 를 통해 얻어지는 정보라 하고 그 상관 관계를 다음으로 가정하자.

$$x^i = f^i(\theta^i) \quad (12)$$

이 센서 데이터에 불확실성이 더해진 것을 다음으로 기술하고

$$\theta^i = \underline{\theta}^i + \delta\theta^i \quad \delta\theta^i \in R^m \quad (13)$$

$\delta\theta^i$ 가 가우스 분포를 만족한다고 가정하며 이의 공분산 행렬을 Q^i 라 하면 센서 정보는 다음과 같이 선형 근사화 할 수 있다.

$$x^i = f^i(\underline{\theta}^i + \delta\theta^i) \approx f^i(\underline{\theta}^i) + J^i(\theta^i)\delta\theta^i \quad (14)$$

단, 여기서 자코비안 행렬은 다음으로 정의된다.

$$J^i(\theta^i) = \frac{\partial f^i}{\partial \theta^i} \in R^{n \times m} \quad (15)$$

그러면, x^i 의 기대치와 공분산은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \bar{x}^i &\equiv \bar{x}^i = f^i(\bar{\theta}^i) \quad (16) \\ V[x^i] &\equiv E[(x^i - \bar{x}^i)(x^i - \bar{x}^i)^T] \\ &= E[J^i \delta\theta^i \delta\theta^{iT} J^{iT}] = J^i Q^i J^{iT} \quad (17) \end{aligned}$$

이러한 조건에서 각 센서로부터 얻어지는 정보를 최적으로 선형 조합하는 식은 (18)로부터 계산되는 가중치 행렬을 적용하여 (19)와 같이 표현할 수 있다.

$$W = \left\{ \sum_{i=0}^b (J^i Q^i J^{iT})^{-1} \right\}^{-1} (J^i Q^i J^{iT})^{-1} \quad (18)$$

$$x = \sum_{i=0}^b W x^i \quad (19)$$

(18), (19)의 물리적 의미는 동일한 대상을 측정하는 여러 개의 센서 중 센서출력의 분산으로부터 유도된 가중치 행렬에 의해 잡음이 작은 센서의 출력에 더 큰 비중을 두는 것이라 할 수 있다. 보다 자세한 내용은 참고문헌 [8]을 참조하기 바란다.

2. 센서 융합 실험

이제 기하학적 센서 융합 이론을 본 문제에 적용하여 보자 그림 3의 최종 좌표계에 2개의 단위 센서 시스템을 부착하였다. 그리고 각 단위 센서 시스템으로부터 2개의 센서정보 $x^i = [\alpha^i \beta^i]^T, i=1, 2$,를 얻어 앞서 설명한 융합 기술을 적용하였다. 그 결과를 그림 4와 표 1에 나타내었다.

그림 4에서는 $[\alpha \beta] = [0 \ 0]$ 으로 하여 정지 자세에서 1000개의 샘플을 지속적으로 처리한 결과를 보여 주고 있으며 표 1에서는 $[\alpha \beta] = [0 \ 0]$ 도, $[\alpha \beta] = [20 \ 0]$ 도, $[\alpha \beta] = [50 \ 0]$ 도의 세 가지 경우에 대해 실험한 결과를 나타내었다. 결과에서 보듯이 불확실성을 나타내는 분산

표 1. 세 가지 경우의 센서 정보의 분산 비교.
Table 1. Variances of sensor informations.

	[0,0]		[20,0]		[50,0]	
	alpha	beta	alpha	beta	alpha	beta
센서유닛A	0.0187	0.0228	0.0227	0.0338	0.0655	0.0933
센서유닛B	0.0244	0.0397	0.0301	0.0774	0.0828	0.2662
융합결과	0.0102	0.0119	0.0118	0.0195	0.0184	0.0509

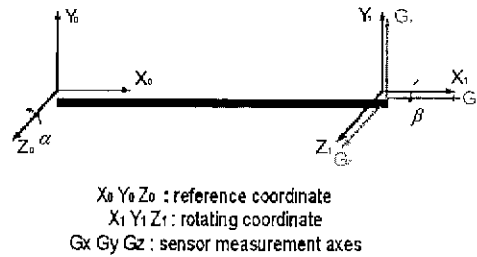


그림 3. 2자유도 회전체에 부착된 단위 센서 시스템과 측정축.

Fig. 3. Coordinate system of the sensor unit attached to two D.O.F link.

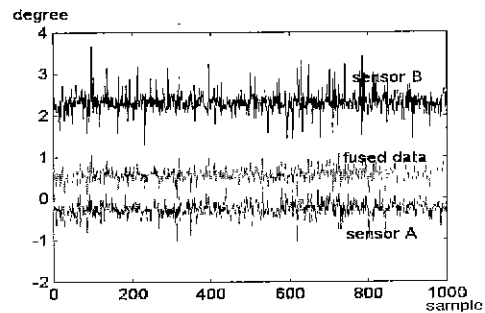


그림 4. 센서 수치 및 융합된 후의 센서 수치.
Fig. 4. The effect of fusion for the sensor information.

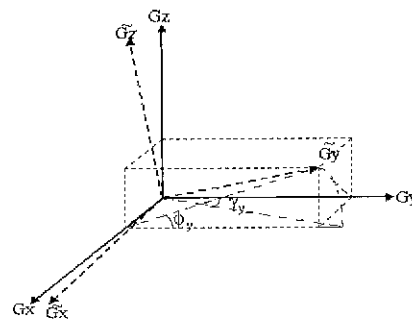


그림 5. 센서 측정축과 좌표계 축 사이의 오차.
Fig. 5. Alignment error in sensor coordination axis.

$V[x]$ 는 단일 단위 센서 시스템에 비해 최고로 5배까지 감소시킬 수 있었다. 그러나 처리 결과가 참값에 접근하는 문제는 센서 부착과 관련된 캘리브레이션과 관계가 있다고 판단되어 이 문제 해결은 다음절에서 다루기로 한다.

IV. 캘리브레이션

1. 기본 이론

앞에서 언급했듯이, 센서의 불확실성 중 편심오차는 캘리브레이션을 통하여 제거될 수 있다. 이 절에서는 센서 부착시 생길 수 있는 편심오차를 줄이는 방법에 대해 설명한다. 3개의 센서를 결합시켜 한 개의 센서 조합을 구성할 때, 센서의 측정축과 좌표계의 x-y-z축들과 완전히 일치시켜 오차의 유발을 사전에 방지하는 것은 물리적으로 많은 어려움이 따른다. 그러므로 현실적으로는 측정축과 좌표계 사이에 일치하지 않는 오차가 존재한다. 이러한 오차를 그림 5로 표현하기로 한다.

오차가 없는 상황을 가정하면 그림 3을 참고로 이상적인 센서 데이터와 좌표계 축 사이의 관계가 $G_{\alpha,\beta}^T(-g) = [\theta_x, \theta_y, \theta_z]^T$ 로 표현되는 반면, 실제 센서출력과 센서의 부착 좌표계 사이의 관계는 다음과 같이 표현된다.

$$\tilde{G}_{\alpha,\beta}^T(-g) = [\tilde{\theta}_x, \tilde{\theta}_y, \tilde{\theta}_z]^T \quad (20)$$

그리고 센서 x방향 측정축이 y축을 중심으로 ϕ_x 만큼, z 축을 중심으로 γ_x 만큼 회전되어 오차를 포함한 채로 동작하고 있다면 이 x 축 방향 센서축은 다음과 같이 기술된다.

$$(G_{\alpha,\beta} R_{y, \phi_x} R_{z, \gamma_x})^T x_0 = \tilde{G}. \quad (21)$$

나머지 두 측정축에 대해서도 마찬가지로 기술될 수 있는데 이를 정리하면 다음과 같다.

$$(G_{\alpha,\beta} R_{x, \phi_x} R_{z, \gamma_x})^T y_0 = \tilde{G}_y \quad (22)$$

$$(G_{\alpha,\beta} R_{x, \phi_x} R_{y, \gamma_x})^T z_0 = \tilde{G}_z \quad (23)$$

따라서 (i, j)번째 구성요소가 1이고 나머지 요소가 모두 0인 3x3 정방행렬을 I_i 라고 정의하면, 실제의 센서 측정축과 오차가 없는 이상적인 좌표계사이의 관계는 다음으로 정의된다.

$$\begin{aligned} G_{\alpha,\beta} R_{y, \phi_x} R_{z, \gamma_x} I_1 + G_{\alpha,\beta} R_{x, \phi_x} R_{z, \gamma_x} I_2 \\ + G_{\alpha,\beta} R_{x, \phi_x} R_{y, \gamma_x} I_3 = \\ G_{\alpha,\beta} (R_{y, \phi_x} R_{z, \gamma_x} I_1 + R_{x, \phi_x} R_{z, \gamma_x} I_2 \\ + R_{x, \phi_x} R_{y, \gamma_x} I_3) = G_{\alpha,\beta} \Psi_s = \tilde{G}_{\alpha,\beta} \end{aligned} \quad (24)$$

여기서 $\Psi_s = R_{y, \phi_x} R_{z, \gamma_x} I_1 + R_{x, \phi_x} R_{z, \gamma_x} I_2 + R_{x, \phi_x} R_{y, \gamma_x} I_3$ 이다.

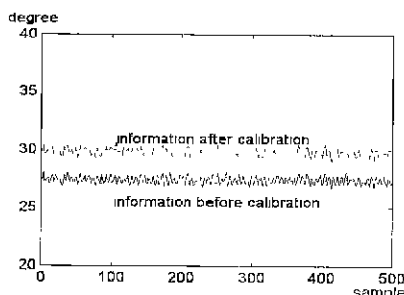


그림 6. 캘리브레이션하기 전후의 센서 정보 비교.
Fig. 6. Effect of calibration in calculating joint angle.

(24)를 (20)에 대입하면 오차가 포함된 축을 통하여 측정된 센서 데이터는 다음으로 기술된다.

$$(G_{\alpha,\beta} \Psi_s)^T(-g) = [\tilde{\theta}_x, \tilde{\theta}_y, \tilde{\theta}_z]^T \quad (25)$$

(20과 (25)로부터 우리는 중요한 관계식을 얻을 수 있는데 이것은 바로 측정된 센서 수치로부터 좌표축을 따라 가상으로 존재하는 센서의 수치를 다음으로 계산할 수 있다는 것이다.

$$[\theta_x, \theta_y, \theta_z] = [\tilde{\theta}_x, \tilde{\theta}_y, \tilde{\theta}_z] \Psi_s^{-1} \quad (26)$$

Ψ_s 는 회전 각도를 알 수 있는 장치로부터 알고 있는 자세를 취하여 그때의 센서 수치 값을 받아들이어 간단한 연산 후에 구해진다

2. 캘리브레이션 실험

이제 실험에 대해 기술하기로 한다. 일단 참값을 알 수 있는 장치(PUMA 560)로 $\alpha=30$ 도의 상황에서 캘리브레이션을 하지 않은 채로 센서 데이터를 측정하여 센서 정보를 추출하였고 앞서 언급한 방법으로 캘리브레이션을 수행하여 Ψ_s 를 구하여 보정한 센서 정보를 그림 6에 나타내었다. 캘리브레이션을 수행 후의 결과가 참값에 훨씬 근접해 있음을 알 수 있다.

이렇게 자세를 알 수 있는 장치로 캘리브레이션을 수행하여 Ψ_s 를 구해냈다고 하더라도 이 센서의 조합을 인체에 부착할 때에 전체가 함께 갖게되는 오차가 발생할 수 있다. 이 경우를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$(G_{\alpha,\beta} R_{attach} \Psi_s)^T g = [\tilde{\theta}_x, \tilde{\theta}_y, \tilde{\theta}_z] \quad (27)$$

그리고 이 오차 성분은 일반적으로 roll-pitch-yaw 각도로 다음처럼 표현될 것이나 이 행렬의 추정은 추후 연구에 포함시키기로 하겠다.

$$R_{attach} = R_{\theta,\phi,\lambda} \quad (28)$$

V. 운동 가속도 성분을 무시할 수 없을 때의 성분 분리

앞에서 언급했듯이 중력에 의한 가속도와 운동으로부터 생기는 가속도, 두 종류의 가속도가 한 개의 센서 데이터를 생성한다. 그러나 운동 가속도를 무시할 수 없는 경우, 즉 $\theta_g \gg \theta_a$ 인 경우는 중력 가속도에 의해서 동작을 인식하는 방법을 직접 사용할 수 없다. 따라서 다음과 같은 내용을 제시하도록 한다.

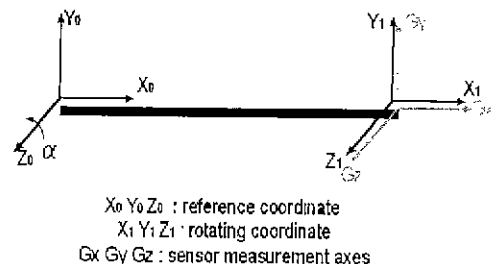


그림 7. 1자유도 운동체.
Fig. 7. One D.O.F rotational link.

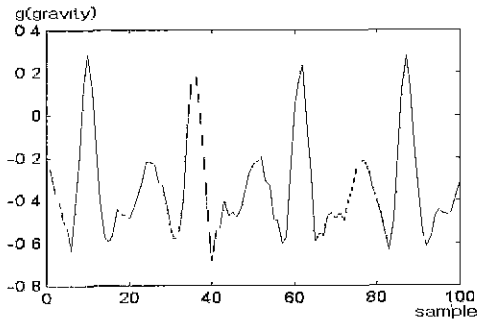


그림 8. 운동가속도와 중력가속도 성분을 포함하는 Gy센서의 출력.
Fig. 8. Raw sensor data including gravity and non-gravity terms

1. 자유도 운동의 경우

이러한 상황의 문제점을 살펴보기 위해 그림 7과 같은 1 자유도 운동을 하는 물체에 센서유닛을 부착하였다. 서론에서 언급한 바와 같이 인체는 회전관절로 이루어진 기구이므로 그림 7과 같은 표현이 가능하다. 1 자유도 운동이 직관적으로 이해하기 쉬운 이유로 여기서 간단히 소개하고 이어서 2 자유도 이상의 운동에 적용하는 일반식으로 확장하기로 한다. 이 상황에서 센서유닛의 G_y축 방향의 측정 데이터가 그림 8과 같다.

그림 8의 운동은 진자 운동을 수행시켰으므로 중력 가속도는 정형파 형태로 출력되어야 하지만 측정 데이터는 그렇지 않다. 이는 운동 가속도 성분이 추가되어 데이터가 측정되기 때문이다. 이 문제를 해결하기 위해 우리는 다음 기술을 채택했다. 두 개의 단위 센서 시스템 S_a, S_b를 그림 9처럼 물체에 부착하면 회전 관절과 센서 시스템과의 거리가 다르기 때문에 다음과 같은 데이터가 측정된다

$$\theta_A = \theta_{Ag} - \theta_{Aa} \tag{29}$$

$$\theta_B = \theta_{Bg} + \theta_{Ba} = \theta_{Bg} + k\theta_{Aa} \tag{30}$$

$$k = \frac{L_1 + L_2}{L_1} \tag{31}$$

대문자 A와 B는 각 센서의 이름을 나타내고, 소문자 표기 a, g는 운동 가속도 성분과 중력 가속도 성분을 나타낸다. (29)에서 (31)까지에서 우리는 두 개의 단위 센서 시스템이 같은 중력 가속도 성분을 가지는 반면 불

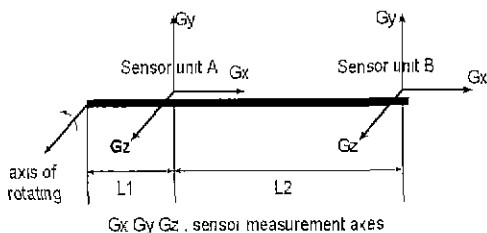


그림 9. 2개의 단위 센서 시스템을 부착한 경우
Fig. 9. Two sensor units attached to link for compensating non gravity term.

어 있는 거리에 비례적인 운동 가속도 성분을 갖는다는 것을 알 수 있다. 정확한 중력 가속도 성분을 다음과 같이 표현한다.

$$\theta_A - \frac{(\theta_A - \theta_B)}{k-1} = \theta_{Ag} + \theta_{Aa} - \frac{(k-1)\theta_{Aa}}{k-1} = \theta_{Ag} \tag{32}$$

위의 경우는 이상적인 경우이고, 실제적으로는 각 센서는 좌표축의 일치와, 캘리브레이션에 있어서 오차를 포함하고 있다. 이를 분석해 보면 다음과 같다. (29)와 (30)을 아래와 같이 다시 써 본다.

$$\theta_A = \theta_{Ag} + \theta_{Aa} + \theta^*_{Ag} + \theta^*_{Aa} \tag{33}$$

$$\begin{aligned} \theta_B &= \theta_{Bg} + \theta_{Ba} + \theta^*_{Bg} + \theta^*_{Ba} \\ &= \theta_{Bg} + k\theta_{Aa} + \theta^*_{Bg} + \theta^*_{Ba} + \theta^{**}_{Aa} \end{aligned} \tag{34}$$

$$\theta^{**}_{Aa} = |k-1|\theta_{Aa} \tag{35}$$

윗첨자 ‘*’은 좌표축상의 오차나 캘리브레이션의 오차를 나타내고, ‘**’은 회전 관절에서 센서까지의 길이 판단 오차를 나타낸다. 따라서 (32)와 같은 형태의 계산이 가능하다.

$$\begin{aligned} \theta_B - \theta_A &= \theta_{Bg} - \theta_{Ag} + k\theta_{Aa} - \theta_{Aa} \\ &\quad + \theta^*_{Bg} - \theta^*_{Ag} + \theta^*_{Ba} - \theta^*_{Aa} + \theta^{**}_{Aa} \\ &= (k-1)\theta_{Aa} + \theta^*_{Bg} - \theta^*_{Ag} \\ &\quad + \theta^*_{Ba} - \theta^*_{Aa} + \theta^{**}_{Aa} \end{aligned} \tag{36}$$

$$\begin{aligned} \theta_A - \frac{\theta_B - \theta_A}{k-1} &= \theta_{Ag} + \theta_{Aa} + \theta^*_{Ag} + \theta^*_{Aa} \\ &\quad - \frac{\theta^*_{Bg} - \theta^*_{Ag}}{k-1} - \frac{\theta^*_{Ba} - \theta^*_{Aa}}{k-1} \\ &\quad - \frac{(k-1)\theta_{Aa}}{k-1} - \frac{\theta^{**}_{Aa}}{k-1} - \frac{(k-1)\theta_{Aa}}{k-1} \\ &\quad - \frac{\theta^*_{Bg} - \theta^*_{Ag}}{k-1} - \frac{\theta^*_{Ba} - \theta^*_{Aa}}{k-1} \\ &\quad - \frac{(k-1)\theta_{Aa}}{k-1} - \frac{\theta^{**}_{Aa}}{k-1} - \frac{(k-1)\theta_{Aa}}{k-1} \\ &\quad - \frac{\theta^{**}_{Aa}}{k-1} - \frac{(k-1)\theta_{Aa}}{k-1} - \frac{\theta^{**}_{Aa}}{k-1} \\ &= \theta_{Ag} + \theta^*_{Ag} + \theta^*_{Aa} - \frac{\theta^*_{Bg} - \theta^*_{Ag}}{k-1} \\ &\quad - \frac{\theta^*_{Ba} - \theta^*_{Aa}}{k-1} - \frac{\theta^{**}_{Aa}}{k-1} \\ &= \theta_{Ag} + \frac{k \cdot \theta^*_{Ag}}{k-1} + \frac{k \cdot \theta^*_{Aa}}{k-1} \\ &\quad - \frac{\theta^*_{Bg} + \theta^*_{Ba} + \theta^{**}_{Aa}}{k-1} \end{aligned} \tag{37}$$

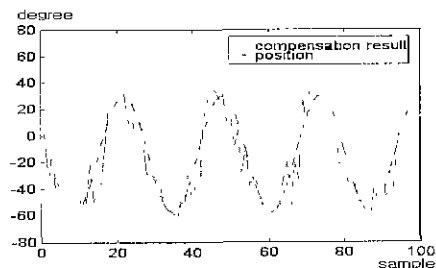


그림 10. 중력성분보상에 의한 센서정보와 실제값.
Fig. 10. Sensor information after compensating non-gravity term.

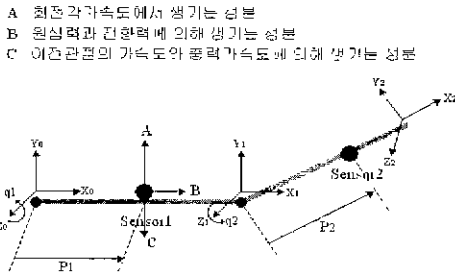


그림 11. 2관절 기구의 여러 가지 가속도 성분 표시.
Fig. 11. Various acceleration component in two D.O.F link.

(37)은 단위 센서 A가 단위 센서 B보다 캘리브레이션이 정확해야 하고 센서 B가 센서 A보다 더 큰 측정 범위를 가져야함을 나타낸다. 그림 10에는 이상의 수식에 의한 보상의 결과가 나타나있다. 그림의 실제 관절 각도와 비교해 보면 약간의 차이는 있으나 대체적으로 정형과 형태를 회복했음을 알 수 있다.

2. 자유도 이상의 운동 경우

회전 관절이 그림 11과 같이 2축 이상의 경우일 때는 이전관절의 운동 때문에 생기는 가속도는 다음 관절에서 균일하게 분포되기 때문에 앞서 설명한 방법으로 운동가속도 성분과 중력가속도 성분을 나누어도 중력가속도 항에 이전관절에서부터 유도되는 운동가속도 항이 여전히 남게된다. 따라서 이런 경우에는 운동가속도항을 두 번 적분하여 회전각을 산출하는 방법과 중력항에서 순수한 중력가속도와 이전관절에서부터 유도된 운동가속도를 분리하여 회전각을 산출하는 방법에 대해 설명한다

그림 11과 같은 경우는 K.S.Fu[3]에서 제시된 Newton-Euler동력학 식을 적용하여 각각의 운동가속도 성분을 표기할 수 있는데 이때의 센서유닛의 측정결과는 다음과 같은 수식으로 표현할 수 있다.

$$\omega_i = \omega_{i-1} + z_{i-1} \dot{q}_i \tag{38}$$

$$\omega_i = \dot{\omega}_{i-1} + z_{i-1} \ddot{q}_i + \omega_{i-1} \times (z_{i-1} \dot{q}_i) \tag{39}$$

$$\bar{v}_i = \dot{\omega}_i \times l_i + \omega_i \times (\omega_i \times l_i) + \dot{v}_{i-1} \tag{40}$$

$$\bar{a}_i = \omega_i \times p_i + \omega_i \times (\omega_i \times p_i) + v_{i-1} \tag{41}$$

여기서 $\omega_i, \dot{\omega}_i, \bar{v}_i$ 는 각각 기준좌표계에서 표현되는 i 번째 관절좌표계의 회전각속도, 회전각가속도, 선속도를, p_i 와 l_i 는 각각 $i-1$ 번째 좌표계의 중심으로부터 i 번째 센서까지의 위치 벡터와 i 번째 좌표계까지의 위치 벡터를, z_i 는 회전중심축을 나타낸다. 또한 \dot{q}_i, \ddot{q}_i 는 각각 z_i 축을 중심으로 회전하는 속도와 가속도를 나타낸다. \bar{a}_i 는 센서가 출력하는 가속도 벡터인데 우측항의 첫 번째 요소는 회전각가속도로부터 생기는 가속도이고 두 번째 요소는 원심력과 전향력에 기인하는 요소이며 세 번째 요소는 중력가속도를 포함한 이전관절들의 가속도에서 비롯되는 요소이다.

(38)-(41)에 사용된 모든 기호는 기준좌표계를 중심으

로 표현되는 요소이다 본 연구에서 사용된 가속도 센서는 회전체에 부착되어 회전체와 같이 운동하기 때문에 다음과 같이 회전하는 관절의 좌표계에서 표현되는 가속도와 속도의 식으로 변환되어야 한다.

$${}^iR_0 \omega_i = {}^iR_{i-1} ({}^{i-1}R_0 \omega_{i-1} + z_0 \dot{q}_i) \tag{42}$$

$${}^iR_0 \dot{\omega}_i = {}^iR_{i-1} [{}^{i-1}R_0 \dot{\omega}_{i-1} + z_0 \ddot{q}_i + ({}^{i-1}R_0 \omega_{i-1}) \times z_0 \dot{q}_i] \tag{43}$$

$${}^iR_0 \bar{v}_i = {}^iR_0 \omega_i \times {}^iR_0 l_i + {}^iR_0 \omega_i \times ({}^iR_0 \omega_i \times {}^iR_0 l_i) + {}^iR_{i-1} ({}^{i-1}R_0 \dot{v}_{i-1}) \tag{44}$$

$${}^iR_0 \bar{a}_i = {}^iR_0 \omega_i \times {}^iR_0 p_i + {}^iR_0 \omega_i \times ({}^iR_0 \omega_i \times {}^iR_0 p_i) + {}^iR_{i-1} ({}^{i-1}R_0 \dot{v}_{i-1}) \tag{45}$$

여기서 ${}^iR_{i-1}$ 는 i 번째 좌표계와 $i-1$ 번째 좌표계 사이의 회전변환행렬을 나타낸다.

따라서 (45)를 센서의 출력을 중심으로 기술하면 다음과 같이 고쳐 쓸 수 있다.

$$\theta_i = \theta_{i, motion} + \theta_{i, v_{i-1}+g} \tag{46}$$

여기서 $\theta_{i, motion}$ 은 (28)의 우측항 중 첫 번째와 두 번째 항의 조합이며, $\theta_{i, v_{i-1}+g}$ 는 세 번째 항을 나타낸다.

$$p_i = k p_{i-1} \tag{47}$$

하나의 회전관절에 두 개의 단위센서시스템을 부착할 때 두 센서의 위치벡터를 (30)과 같이 k 라는 상수배의 관계로 설정한 후, (46)을 5.1에서 소개한 방법으로 분리하면 (46)의 우측항 두 번째 요소만을 추출해 낼 수 있다.

이전관절의 가속도로부터 유도되는 항과 중력항과의 관계를 (45)의 과정에서부터 정리하면

$$\theta_{i, v_{i-1}+g} = {}^iR_{i-1} ({}^{i-1}R_0 v_{i-1}) \tag{48}$$

이 됨을 알 수 있는데 $\theta_{i, v_{i-1}+g}$ 는 센서로부터 산출된 수치이고 ${}^{i-1}R_0 v_{i-1} = [x \ y \ z]^T$ 를 이전 관절의 가속도에 의해 생기는 현재 관절의 가속도라 하면 이 값은 이전관절의 가속도 센서로부터 산출할 수 있는 값이다. 따라서 ${}^iR_{i-1}$ 의 변수인 q_i 의 값을 2장에서 소개한 산출식과 유사한 형태의 식으로부터 구할 수 있는데 그 수식은 아래와 같다.

$${}^iR_{i-1} = {}^{i-1}R_i^T = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha & 0 \\ -\sin \alpha \cos \beta & \cos \alpha \cos \beta & \sin \beta \\ \sin \alpha \sin \beta & -\cos \alpha \sin \beta & \cos \beta \end{bmatrix} \tag{49}$$

$$\theta_{i, v_{i-1}+g} = [\bar{G}_x \ \bar{G}_y \ \bar{G}_z]^T = {}^iR_{i-1} [x \ y \ z]^T \tag{50}$$

$$[\bar{G}_x \ \bar{G}_y \ \bar{G}_z]^T = \begin{bmatrix} x \cos(\alpha) + y \sin(\alpha) \\ -x \sin(\alpha) \cos(\beta) + y \cos(\alpha) \cos(\beta) + z \sin(\beta) \\ x \sin(\alpha) \sin(\beta) - y \cos(\alpha) \sin(\beta) - z \cos(\beta) \end{bmatrix} \tag{51}$$

(51)로부터 산출한 결과를 그림으로 표현하면 그림 12와 같다.

그림 12는 (51)을 적용하여 구해진 관절의 회전각도인데 이 실험에서는 센서유닛들을 각각 상박과 하박에

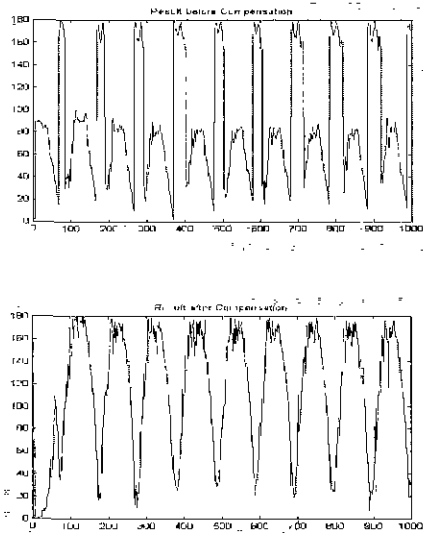


그림 12. 중력가속도 성분보상 전후의 결과 비교.
 Fig. 12. Sensor information after compensating non-gravity term.



그림 13. 인체에 부착된 센서시스템.
 Fig. 13 Sensor system attached to human body.



그림 14. 가속도 센서시스템을 이용한 동작캡처의 예.
 Fig. 14. Examples of capturing human arm motion.

부착하고 팔을 상하로 흔드는 운동을 하였을 때 하박에 나타나는 운동가속도 성분을 제거한 뒤 (51)의 방법으로 산출한 결과와 그렇지 않았을 때의 결과를 비교하고 있다

실험시 상박에 대한 하박의 상대 각도가 대략 0도에서 180도 회전하게 운동하였다. 그림 5의 좌측이 운동가속도 성분을 제거하기 이전의 결과로부터 산출된 결과인

데 우측의 운동가속도 성분을 제거한 결과에 비해 대단히 많은 오차를 포함하고 있음을 알 수 있다.

VI. 인체 동작 캡처에의 적용

이상 정리된 바와 같이 3개의 가속도 센서를 조합하여 하나의 단위 센서 시스템을 구성하여 인체의 주요 부분에 부착하여 동작을 캡처하는 예제를 수행하여 보았다. 현재 이 단위 센서 시스템만으로 인체의 모든 동작이 감지될 수는 없기 때문에 다른 종류의 센서가 추가로 사용되어야 하겠지만 여기서는 현재 제한된 센서 시스템으로 동작 캡처가 가능한 팔의 2 자유도 운동을 예로 들겠다. 그림 13에서는 인체에 센서를 부착한 예를 보이고 있으며 이 센서들을 통하여 입력된 신호들로부터 정보를 추출하여 동작을 실시간으로 재구성한 그림이 그림 14에 나타나 있다.

VII. 결론

본 논문에서는 저가형 가속도센서를 기초로 한 실시간 동작 캡처 시스템에 사용되는 중력 가속도 성분으로 동작을 인식함에 있어 센서 정보를 더욱 정확하게 하기 위한 센서 융합 방법과 센서 부착 오차를 정량적으로 구해내는 방법에 대해 연구한 결과를 실험을 통하여 입증하였다. 여유 개수의 센서와 기하학적 센서 융합에 의해서 센서 정보의 신뢰도를 높이도록 하였으며 각 센서의 감지 방향의 직교 제한 조건을 완화하는 칼리브레이션 방법을 제시하였다.

저가형 가속도센서에서 흔히 발생하는 중력에 의한 성분과 운동에 의한 성분이 분리되어 이용되어야 하는 분야에서 이 두 성분을 분리하는 방법을 제시하였다. 가속도 센서가 부착된 물체는 모두 회전하는 자유도를 가진다고 가정하고 운동 가속도 성분이 중력 성분에 비해 상대적으로 작은 경우에 물체의 자세를 알아내는 방법과 운동성분이 중력성분에 비해 무시하기 곤란할 만큼 클 때 측정된 데이터로부터 이 두 가지 성분을 구별해내는 방법을 제안하였다.

궁극적으로 인체의 동작을 완벽히 인식하기 위해서는 신체 부착시 유발되는 기하학적인 오차를 극복하는 방법과 중력 성분 이외에 운동 가속도 성분이 잡음으로 존재하는 경우에도 잘 동작하는 시스템의 개발이 필요하다.

참고문헌

- [1] 이지홍, 정용우 “가속도 센서에 의한 실시간 모션 캡처” 산업기술연구소 논문집 제13권, 제1호, pp. 82-88, 1998. 6.
- [2] 강호석, “동작 캡처 기술”, 電子工學會誌, vol. 25 no. 2. 1998.
- [3] K. S. Fu, R. C. Gonzales, C. S. G.Lee, *Robotics Control, Sensing, Vision, and Intelligence*, Mac-Graw-Hill, 1987.
- [4] R. C. Luo and M. G. Kay, “Multisensor integration and fusion in intelligent systems.” *IEEE Trans Systems, Man and Cybernetics* vol. 19.

- no 5, September/October, 1989.
- [5] I. Bloch, "Information combination operators for data fusion . A Comparative Review with classification." *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, vol. 26, no. 1, January, 1996.
- [6] R. R. Murphy, "Biological and cognitive foundations of intelligent sensor fusion" *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, vol. 26, no. 1, January, 1996.
- [7] Y. Nakamura and Y. Xu, "Geometrical fusion method for multi-sensor robotic systems," *Proc. of IEEE International Conference Robotics and Automation*, ICRA'94, pp. 668-673, 1994,
- [8] Y. Nakamura, *Advanced Robotics. Redundancy and Optimization*. Addison-Wesley Publishing Company.
- [9] S Lee and S. Ro, "Uncertainty Self-management with perception net based geometric data fusion." *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, ICRA'97, pp. 2075- 2081, 1997.
- [10] Analog Devices, "Single chip accelerometer with signal conditioning," <http://www.analog.com>, 1998.
- [11] Ascension Technology, <http://www.ascensiontech.com>, 1998
- [12] Polhemu Inc., <http://www.polhemus.com>, 1998.
- [13] Motion Analysis, <http://www.motionanalysis.com>, 1998.
- [14] Adaptive Optics. <http://www.aoinc.com>, 1998.
- [15] T. Molet, Z Huang, R. Boulic. D. Thalmann, "An animation interface designed for motion capture", *Proc. Computer Animation'97. IEEE CS Press*. 1997, pp. 77-85.

이 지 흥

제어·자동화·시스템 공학 논문지. 제 3권, 제 5호, 참조.



하 인 수

1999년 충남대 메카트로닉스공학과 졸업. 1999년-현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 대학원 재학중. 관심 분야는 로봇공학 및 가상현실.