

보행로봇의 신경망 이론을 이용한 가상센서 검증

고광진* · 김완수** · 유승남** · 한창수 †

(2009년 7월 14일 접수, 2009년 10월 26일 수정, 2009년 10월 27일 심사완료)

Virtual Sensor Verification Using Neural Network Theory of the Quadruped Robot

KwangJin Ko, WanSoo Kim, SeungNam Yu and ChangSoo Han

Key Words : Legged Robot(보행로봇), Neural Network(신경망이론), Back Propagation(역전파), Virtual Sensor(가상센서)

Abstract

The sensor data measured by the legged robot are used to recognize the physical environment or information that controls the robot's posture. Therefore, a robot's ambulation can be advanced with the use of such sensing information. For the precise control of a robot, highly accurate sensor data are required, but most sensors are expensive and are exposed to excessive load operation in the field. The seriousness of these problems will be seen if the prototype's practicality and mass productivity, which are closely related to the unit cost of production and maintenance, will be considered. In this paper, the use of a virtual sensor technology was suggested to address the aforementioned problems, and various ways of applying the theory to a walking robot obtained through training with an actual sensor, and of various hardware information, were presented. Finally, the possibility of the replacement of the ground reaction force sensor of legged robot was verified.

1. 서론

실제 환경에서 보행형 로봇의 동작을 구현함에 있어서 외부 환경 및 자신의 상태를 정확하게 파악할 수 있는 센서 정보는 필수 불가결한 요소로 인식되고 있으며, 이는 곧 많은 수의 센서와 복잡한 전기-전자 시스템의 탑재라는 문제로 귀결된다. 보행형 로봇시스템의 이러한 전형적인 한계점은 하드웨어의 비대화 및 고비용화를 초래하여 실제적인 시스템의 구현에 있어서 분명한 제약으로 작용하고 있으며, 새로운 대안이 요구되고 있는 실정이다.⁽¹⁾ (Fig.1)

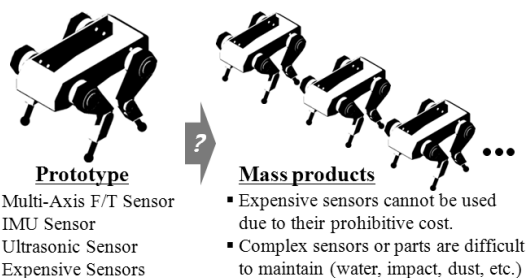


Fig. 1 Problem of proto-type system for mass production

보다 신뢰성 높은 환경정보 인식을 위한 고가의 센서나 다양한 형태의 물리적인 거동을 측정하기 위한 각종 센서들의 적용은 분명히 시스템의 제어나 동작 정도를 향상시키기 위한 가장 직접적인 방법임에 틀림없다. 하지만 제품의 양산 측면에서 혹은 개별 시스템의 유지 보수 측면에서 이는 분명히 현실적이지 못하다. 따라서 다축 힘 센서와 같은 대표적인 고가의 물리 센서를 통해 취득하고자

[이 논문은 2009년도 동역학 및 제어부문 춘계학술대회(2009. 5. 21-22., BEXCO) 발표논문임]

† 회원, 책임저자, 한양대학교 기계정보경영학부

E-mail : cshan@hanyang.ac.kr

TEL : (031)400-4062 FAX : (031)406-6398

* 한양대학교 대학원 메카트로닉스공학과

** 한양대학교 대학원 기계공학과

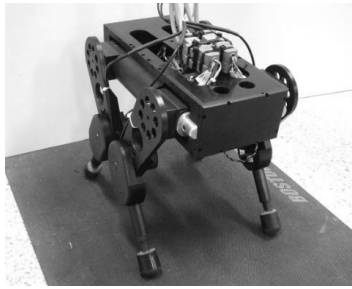


Fig. 2 Quadruped robot system for the experiment on irregular terrain

하는 물리 량에 상응하는 정보를 다른 경로를 통해 예측 혹은 추정(Estimation)하는 가상센서 기술이 하나의 대안이 될 수 있다. 본 연구에서는 대다수의 보행로봇에서 채용하고 있는 지면 반력 센서를 대상으로 하여 이를 대체할 수 있는 가상센서 기술의 접근 방법을 소개하고, 이를 실제 보행로봇에 적용하여 센서정보의 추정을 통한 가상센서 기술의 구현 가능성을 검증해 보고자 한다.

가상센서(Virtual Sensor)의 의미는 여러 가지 의미로 다양한 연구분야에서 시도되고 있다. Henrik 은 복잡한 Kalman 필터(EKF, Extended Kalman Filter)를 대신하여 상대적으로 간단한 High-gain Observer 를 사용하여 EKF 와 유사한 성능의 보행로봇 몸체의 Pitch 와 Roll 을 추정하는 알고리즘을 개발하였다.⁽²⁾ Karl Iagnemma 는 차륜과 다양한 험지 지형의 상호작용을 수학적으로 모델링 하여 모바일 로봇의 조향 시에 발생하는 거동을 실시간으로 예측하는 시스템을 고안하였으며,⁽³⁾ G Caurin 은 보행로봇의 다리에 탑재한 다축 힘 센서를 기반으로 하여 접촉되는 지면의 물리적 특징을 분석하고 이를 보행 패턴에 반영하는 보행로봇의 지형 예측 및 능동보행제어 시스템을 연구하였다.⁽⁴⁾ 또한, Scott Lenser 는 4 족 보행로봇의 센서시스템을 실제 센서와 가상 센서의 두 가지 체계로 규정하고 로봇에 탑재되어 있는 비전 센서를 통해 취득하는 실제 대상 체의 위치 정보를 보완하거나 물체가 보이지 않는 경우에는 이전에 저장된 물체 위치 정보를 바탕으로 위치를 예측하는 용도의 가상센서를 제안하였다.⁽⁵⁾ J. Estremera 는 신경망이론을 이용하여 지면 반력 센서를 대체하는 가상 관절센서를 제안하였으며,⁽⁶⁾ 본 연구에서는 위의 개념을 실제로 다양한 지면환경에 대해서 구현해 보고, 그 효과 및 성능을 검증하였다.

2. 4 족 보행로봇 실험 플랫폼 개발

2.1 기본 사양

본 논문에서 검증하고자 하는 가상센서 시스템

Table 1 System specifications

Issue	Unit	Quantity
Body Dimension	mm	135x340x80
Leg Dimension (l_1, l_2)	mm	120, 155
Standing Height	mm	305.4
Weight	kg	3.7
Gait period (1 cycle)	Sec	2.0
Stride	mm	60

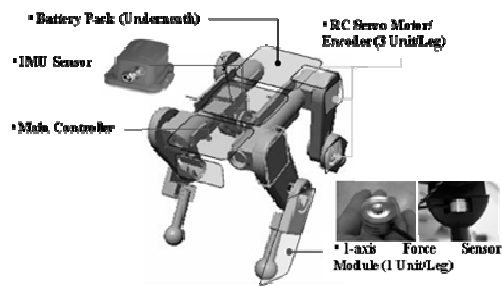


Fig. 3 Sensor system configuration of quadruped robot

을 실험하기 위한 4 족 보행로봇 플랫폼을 Fig. 2 와 같이 개발하였다. 본 시스템은 정적 보행의 안정적인 구현을 위해 앞다리와 뒷다리가 대칭형 구조를 가진다는 점과, 각 다리의 보폭과 타이밍을 가변적으로 적용할 수 있다는 점 등이 특징이다. 기본 사양은 Table 1 과 같다.

본 4 족 보행로봇은 엔지니어링 플라스틱으로 제작하여 약 4kg 의 경량화를 이루었으며 로봇의 크기는 강아지 정도의 작은 사이즈이다. 또한 각 발은 3 자유도로 총 12 자유도를 가지고 있다. 메인 컨트롤러는 TI 사의 DSP2406 을 사용하였으며, 배터리는 Li-polymer 의 특징을 이용하여 가벼우면서도 순간적인 힘을 낼 수 있는 이점을 얻을 수 있었다.

2.2 센서 시스템 구성

4 족 보행로봇에는 가상센서 검증을 위한 센서 시스템을 구성하였다. 지면 반력을 측정하기 위한 힘 센서와 몸체의 자세를 측정하기 위한 IMU (Inertial Measurement Unit) 센서 및 엔코더가 탑재되어 있다. Fig. 3 과 같이 각 발목에 1 축 로드셀을 지면과 수평방향으로 지면 반력을 측정할 수 있도록 설치하였으며, 로드셀과 발바닥 사이에 스프링을 장착하여 지면 충격을 흡수하는 동시에 지면 반력을 손쉽게 측정할 수 있도록 제작하였다.

Table 2 Specifications of the equipped sensors

	Specification
Loadcell	<ul style="list-style-type: none"> Model : NMNC(CAS) Capacity : 50Kgf Dimension : 1 axis Rated output : 1mV Combined error : <0.5% Repeatability : <0.5%
Encoder	<ul style="list-style-type: none"> Model : E20s(Autonics) Resolution : 360(P/R) Weight : 35g Current : 60mA(No load) Maximum rotation : 6000rpm Output signal : A, B, Z signal
IMU Sensor	<ul style="list-style-type: none"> Model : MTi(xsens) Dimensions : 3-axes Full scale : ±360 deg/s Bandwidth : 40Hz Alignment error : 0.1 deg Max update rate : 512Hz

각 관절에는 회전 량을 측정하기 위한 엔코더가 장착되어 있어 실제 움직인 각과 명령 값과의 오차를 확인할 수 있다. 또한 몸체의 중앙에 IMU를 장착하여 보행시 로봇의 자세를 측정할 수 있도록 설치하였다. 다음과 같은 센서에 대한 자세한 사양은 Table 2와 같다.

본 연구에서는 지면 반력 센서 및 엔코더의 실험을 통하여 보행시 로봇의 상태를 파악하고 이를 통하여 가상센서 검증의 데이터로 이용할 것이다.

2.3 실험 시스템 구성

역전파 알고리즘의 구현 및 실험을 위해 본 연구에서 제안한 보행 로봇 실험 시스템은 다음과 같이 구성되어있다.

첫째, 로봇 시스템은 구형 발과 앞/뒷다리 대칭형 다리 구조를 채택하여 기본적으로 험지 보행이 가능하도록 구현되었으며, 다양한 지면환경에서의 적응성 및 센서 추종성을 실험하기 위하여 평지, 자갈, 모래의 3 가지 정형화된 지형을 인위적으로 구현하였다.

둘째, 로봇의 기본 보행 방식은 정적 보행을 채택하였으며, 보행이 진행되는 동안 로봇에 장착되어 있는 물리 센서정보(힘 센서, 엔코더)들을 실시간으로 취득할 수 있는 계측 시스템을 구축하였다.

Fig. 4는 본 연구에서 제안한 4족 보행형 로봇의 기본 험지 보행실험을 위한 테스트 베드(Test bed)를 도시하고 있다.

3. 역전파 신경망 이론의 수식화

역 전파는 신경망을 훈련시키기 위해 사용하는

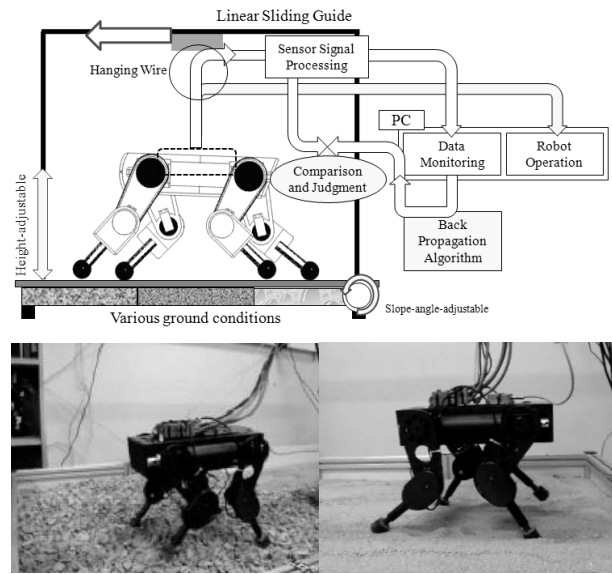
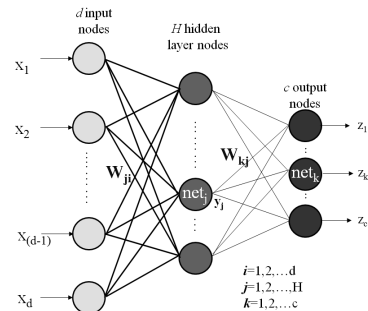
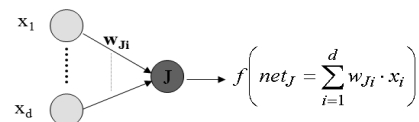


Fig. 4 Conceptual design of experimental system



(a) Generalized Multi-layered Neural Networks



(b) Basic Input/output expression of multi-layered neural networks

Fig. 5 Basic concept of multi-layered neural networks

기술이다. 그것은 Feed-forward networks (Feedback을 가지지 않거나, Loop 연결을 가지지 않는 Network)을 위해서만 사용한다. Fig. 5는 일반적인 다층 신경망을 나타내고 있으며, 크게 입력층(Input Layer), 출력층(Output Layer), 은닉층(Hidden Layer) 등으로 구분되는데, 역 전파 알고리즘은 출력 층으로부터 은닉 층으로 에러를 역으로 전파하는 원리로 동작한다.

본 연구에서는 힘 센서를 통해 취득되는 지면 반력 값을, 각 관절에 적용된 엔코더 값을 사용하여 대체하는 가상센서의 가능성을 검증할 것이며, 이를 위해서는 엔코더를 통한 관절의

변위 값 및 속도 값, 힘 센서를 통해 측정된 지면 반력 값에 대해 비교 및 훈련하는 과정이 필요하다. 이때 역전파 알고리즘이 사용된다.

신경망 이론의 역전파 알고리즘은 은닉 층의 개수, 학습 반복횟수 및 내부가중치 값의 변화에 따라 추정데이터의 오차가 좌우되므로 본 연구에서는 각 파라미터의 다양한 변화를 통해 보행실험을 수행하였고, 이와 관련한 수식을 아래와 같이 유도 및 소개한다.

먼저, Fig. 5(b)를 이용하면 아래와 같이 각 층의 입출력 신호를 정의할 수 있다.

$$y_j = f(\text{net}_j) = f\left(\sum_{i=1}^d w_{ji}x_i\right) \quad (1)$$

$$z_k = f(\text{net}_k) = f\left(\sum_{j=1}^H w_{kj}y_j\right) \quad (2)$$

Gradient descent error minimization 에 기반하여 가중치 w 는 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \Delta\mathbf{w}(k) \\ \Delta\mathbf{w} &= -\eta \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} \end{aligned} \quad (3)$$

η 는 학습율이며, J 는 아래와 같이 표현된다.

$$J(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c (t_k - z_k)^2 = \frac{1}{2} \|\mathbf{t} - \mathbf{z}\|^2 \quad (4)$$

출력 층과 은닉 층을 Chain Rule 을 적용하여 정리하면 다음과 같이 표현된다.⁽⁷⁾

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = \eta \left[\sum_{k=1}^c \delta_k w_{kj} \right] f'(\text{net}_j) x_i = \eta \cdot \delta_j \cdot x_i \quad (5)$$

4. 역전파 알고리즘의 기본 성능 분석

본 연구에서는 역전파 알고리즘의 추종 성능 튜닝을 위해서 신경망의 은닉층의 개수와 반복횟수를 실험변수로 설정하였으며, 측정된 데이터와 알고리즘 추종을 통해 추출한 데이터 값을 비교하여 오차율을 연산하여 알고리즘의 성능을 고찰하였다. 본 알고리즘의 기본적인 실험방법은 다음과 같다.

첫째, 추종하고자 하는 목표 센서(이하 목표센서로

명명)와 추종시키고자 하는 센서(이하 훈련센서로 명명)를 모두 로봇에 세팅한다.

둘째, 로봇을 구동하여 목표센서와 훈련센서에서 나오는 데이터를 별도로 동시에 취득한다.

셋째, 측정된 훈련센서의 데이터를 목표센서에 대해서 역전파 알고리즘을 이용하여 훈련시킨다.

넷째, 목표 센서를 제거하고 동일한 환경에서 로봇을 구동하여 훈련센서를 통해서 목표센서 데이터 값에 상응하는 추정 데이터를 취득할 수 있다.

다섯째, 훈련센서로부터 취득된 데이터를 기존의 목표센서 값과 비교하여 오차율을 산출하고 그 유사성을 평가한다.

Fig. 6 은 위에서 제시된 실험방법에 입각하여 간단한 센서 데이터를 사용하여 센싱 데이터 추종 성능에 대한 기초 실험 검증을 수행한 결과를 도시하고 있다. 전 절에서 유도한 Δw_{ji} 는 트레이닝 전 초기 상태에서 w_{ji} 역시 매우 작다고 가정하고, 임의의 11 개의 입력 값 x_i (지면 반력 센서 값)에 대하여 출력 값 z_i (모터의 엔코더 값)를 트레이닝 시킨 결과를 나타내고 있다. 일반적으로 역전파 알고리즘의 연결강도 w_{ji} 는 -0.5~0.5 사이의 값으로 초기화하는 것으로 알려져 있다.⁽⁷⁾

Fig. 6에서 확인할 수 있듯이 데이터의 트레이닝을 통해서 초기에 임의로 설정된 w_{ji} 에 대해서 비교적 목표 데이터를 잘 추종함을 알 수 있다. 이러한 트레이닝을 거쳐 생성된 예측 모델을 통해서 지면 반력 센서를 통하지 않고도 모터의 엔코더 값만으로 지면 반력 센서의 퍼포먼스를 어느 정도 모사할 수 있는 가능성을 확인하였다. 다음 절에서는 다양한 지형에 대해서 실제 보행실험을

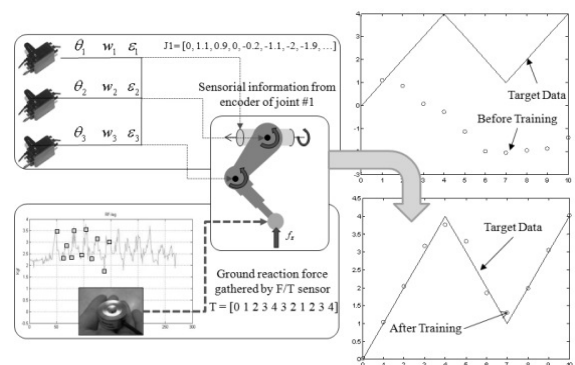


Fig. 6 Brief verification of virtual sensor using encoder and ground reaction force sensor

Table 3 Experimental Condition of Back-propagation Algorithm for quadruped Robot

Contents	Number of Hidden Layer	Number of Iteration
1 st Trial	2	200
2 nd Trial (Increasing Number of Hidden Layer)	4	200
3 rd Trial (Increasing Number of Iteration)	2	400
4 th Trial (Increasing Number of Iteration+Hidden Layer)	4	400

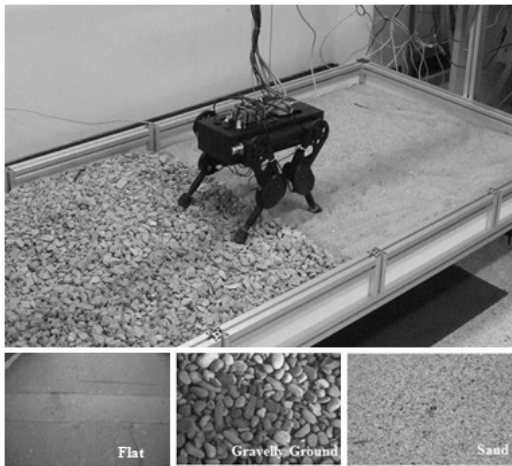


Fig. 7 Test bed for walking experiments on irregular terrain of various conditions

수행하여 연속적으로 취득되는 많은 양의 데이터에 대해서도 역전과 기법을 사용하여 추종이 가능한지를 실험으로 검증해 보았다.

5. 보행로봇에의 적용 실험 및 결론

본 절에서는 2 절에서 제시된 보행로봇 및 실험용 테스트베드를 사용하여 3 절에서 기술한 역전과 알고리즘을 통한 센서 추종실험 방법을 적용함으로써 다양한 지형에서 운용되는 보행형 로봇에 적용할 수 있는 센서 대 센서간의 데이터 추종 알고리즘의 성능을 고찰하고자 한다.

Fig. 7 은 보행 실험용 테스트베드에서 수행한 로봇 보행 실험을 도시하고 있으며, 여기서 취득된 훈련센서의 데이터를 목표센서에 대해서 훈련시키기 위한 역전과 알고리즘의 시뮬레이션

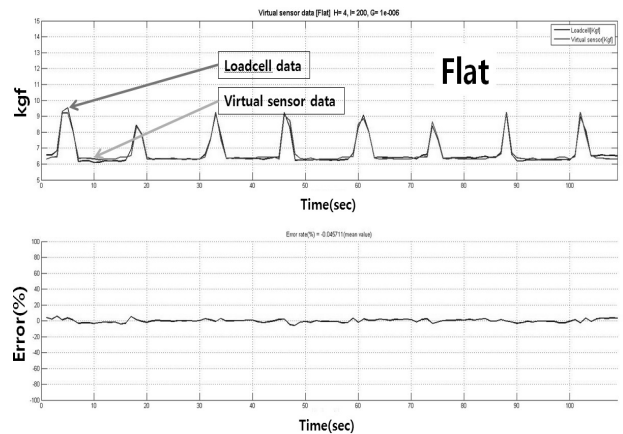


Fig. 8 Flat walking experiment (Hidden layer : 4, Iteration : 200, Allowable error : 1e-006)

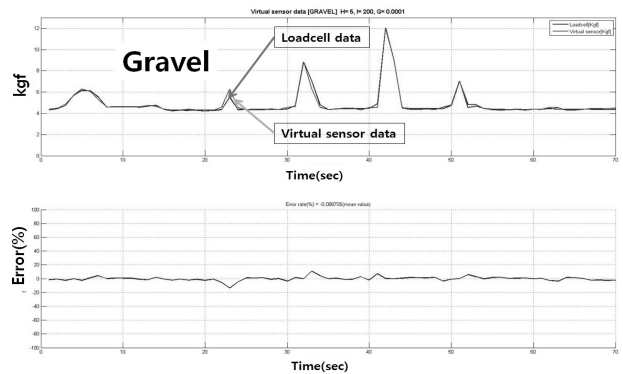


Fig. 9 Gravel walking experiment (Hidden layer : 4, Iteration : 200, Allowable error : 1e-006)

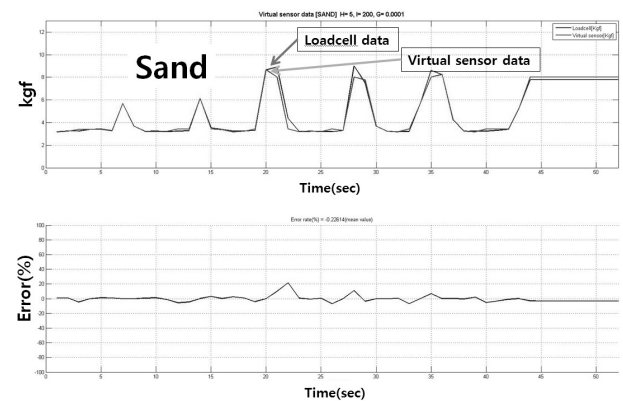


Fig. 10 Sand walking experiment (Hidden layer : 4, Iteration : 200, Allowable error : 1e-006)

조건은 Table 3 와 같이 설정하였다. 총 4 회의 실험을 시도하였다. 은닉층의 개수와 반복횟수의 변화를 주어 실험한 결과 2nd 의 조건인 은닉층 4 개와 반복횟수 200 에서 다음과 같은 결과 그래프를 얻을 수 있었으며, 이후에 개수를 늘렸을 경우에는 비슷한 결과값을 얻을 수 있었다.

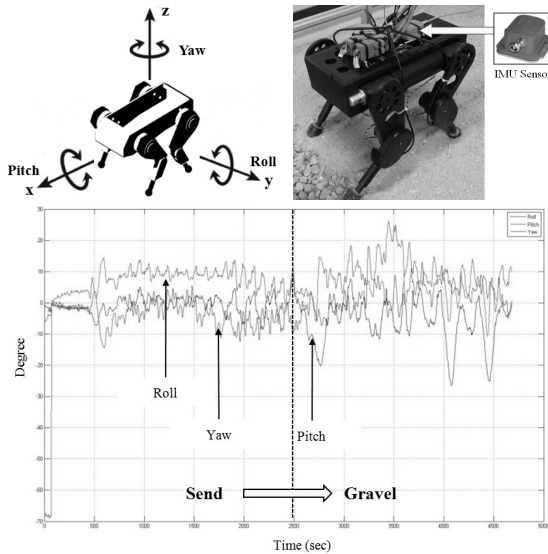


Fig. 11 Example of behavior experiment of quadruped robot using IMU sensor

이는 2nd 조건이 최적의 값에 도달하였음을 나타낸다.

4 족 보행로봇의 보행실험은 지형별로 평지는 총 8step의 보행 실험을 하였으며, 자갈과 모래는 5step의 보행실험이 이루어졌다.

Fig. 8-10은 생성된 가상센서를 사용하여 각 지형 별 실험 결과를 나타내고 있으며 제한된 훈련으로 생성된 가상 센서가 다양한 지형에 대해 우수한 성능으로 적용됨을 확인할 수 있었다.

Fig.8-10에서 확인할 수 있듯이 평지에서는 일정한 지면 반력값의 경향을 나타내며, 에러값 또한 미미한 수준임을 알 수 있다. 반면에 자갈은 균일하지 않은 지형의 특성상 지면 반력값이 일정치 않음을 나타내고 있다. 또한 보행시 지형의 함몰로 인한 슬립 현상도 발생하며, 이로 인한 에러값이 상승함을 관찰할 수 있다. 모래의 경우에는 일정한 패턴의 반력값을 측정할 수 있었지만, 다른 지형과 다르게 모래의 상태에 따라서 다양한 값이 측정됨을 알 수가 있었다. 모래내의 불순물, 습도, 밀집 정도에 따라서 지면 반력값이 상이하게 나타남을 알 수 있었고, 이에 따라 지면의 접촉각을 조절할 필요성을 알 수 있었다. 즉 초기 실험 시스템 구축시 모래의 상태 및 지형에 대한 정의가 우선적으로 수반 되어야 하며, 보행 로봇의 구동시 이에 대한 적절한 보행 패턴이 이루어져야 할 것이다.

본 실험은 전체적으로 데이터 추정의 정확도가 우수함을 나타내고 있다. 이는 가상센서로의 대체가 가능함을 의미한다고 볼 수 있고 이러한

가상센서의 활용이 가능해질 경우, 로봇은 지면 반력센서를 통하여 초기 훈련(보정)만을 수행하고, 실제 구동 시에는 가상센서를 이용하여 지면 반력을 추종할 수 있을 것으로 기대된다.

향후에는 본 연구에서 제시한 ‘엔코더-지면반력센서’ 조합과 같은 단일 센서 간의 추종성능 이외에도, 복수의 훈련 센서를 단일 목표센서에 추종시키는 연구를 진행할 예정이다. 이를 위해서 로봇에 장착되어 있는 또 하나의 물리센서인 IMU 센서를 고려하고 있으며, Fig. 11은 현재 로봇에 장착되어 있는 IMU 센서를 이용하여 취득한 데이터 예를 도시하고 있다.

후 기

본 논문은 과학기술부 우수연구센터육성사업인 한양대학교 친환경연구센터의 지원(R11-2005-056-03003-0), 국토해양부 건설기술혁신사업의 연구비지원(06첨단융합C01) 및 지식경제부 / 한국산업기술평진원 융복합형로봇전문인력양성사업의 지원으로 연구되었음.

참고문헌

- (1) Put P. G. de Santos, Garcia, E. and Estremera, J., 2006, “Quadrupedal Locomotion,” Springer,
- (2) Rehlinger, H. and Hu, X., 2000 “Nonlinear and Roll Estimation for Walking Robots” *Proc of the IEEE Int. Conf. of Robotics and Automation*, pp.2617~2622
- (3) Iagnemma, K., Kang, S.W., Shibly, H. and Dubowsky, S., 2004 “Online Terrain Parameter Estimation for Wheeled Mobile Robots with Application to Planetary Rovers,” *IEEE Transactions on Robotics*, Vol.20, No.5, pp.921~927.
- (4) Caurin, G. and Tschichold-Gurman, N., 1994 “The Development of a Robot Terrain Interaction System for Walking Machines,” *Proc. of Robotic and Automation*, pp.1013~1018.
- (5) Lenser, S., Bruce, J. and Veloso, M., 2001 “CMPack: A Complete Software System for Autonomous Legged Soccer Robots,” *Proceedings of the Fifth International Conference on Autonomous Agents*, pp.204~211
- (6) Estremera, J. and Gonzalez de Santos, P., 2005 “Neural Virtual Sensor for Terrain Adaptation of Walking Machines,” *Journal of Robotic Systems*, Vol.22, No.6, pp.299~311.
- (7) Kim, D.S., 1993 “Neural Networks – Theory and Applications,” ISBN: 89-8432-177-X-93560, Jinhan M&B.