

Back propagation 신경망이론을 이용한 4족 보행로봇의 가상 센서 기술 제안

김완수[†] · 유승남^{*} · 한창수^{**}

Proposal of Virtual Sensor Technique for Quadruped Robot using Backpropagation Neural Network

WanSoo Kim, SeungNam Yu and ChangSoo Han

Key Words : Quadruped robot(4족 보행로봇), Neural network(신경망이론), Back propagation(역전파), Virtual sensor(가상센서)

Abstract

Measured sensor datum from a quadruped robotics is commonly used for recognizing physical environment information which controls the posture of robotics. We can advance the ambulation with this sensed information and need to synthesize various sensors for obtaining accurate data, but most of these sensors are expensive and require excessive load for the operation. Those defects can be serious problem when it comes to the prototype's practicality and mass production, and maintenance of the system. This paper suggests virtual sensor technology for avoiding previous defects and presents ways to apply a theory to a walking robotics through virtual sensor information which is trained with several kinds of actual sensor information from the prototype system; the general algorithm is initially based on the neural network theory of back propagation. In specific, we verified a possibility of replacing the virtual sensor with the actual one through a reaction force measurement experiment.

1. 서론

실제 환경에서 보행 형 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. 보행 형 로봇시스템의 이러한 전형적인 한계점은 하드웨어의 비대화 및 고비용화를 초래하여 실제적인 시스템의 구현에 있어서 분명한 제약으로 작용하고 있으며 새로운

대안이 요구되고 있는 실정이다.

보다 신뢰성 높은 환경정보 인식을 위한 고가의 센서나 다양한 형태의 물리적인 거동을 측정하기 위한 각종 물리 센서들의 채용은 분명히 시스템의 제어나 동작 정도를 향상시키기 위한 가장 직접적인 방법에 틀림없다. 하지만 제품의 양산 측면에서 혹은 개별 시스템의 유지 보수 측면에서 이는 분명히 현실적이지 않다. 따라서 다축 힘 센서와 같은 대표적인 고가의 물리 센서를 통해 취득하고자 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 가상센서기술의 접근 방법을 소개하고, 이를 실제 보행 로봇에 적용하여, 센서정보의 추정을 통한 가상센서기술의 구현 가능성을 검증해 보고자

[†] 한양대학교 기계공학과 대학원
E-mail : mechawans@gmail.com
TEL : (031)400-4062 FAX : (031)406-6398

^{*} 한양대학교 기계공학과 대학원

^{**} 한양대학교 기계정보경영학부 교수

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 확인하였다.

2. 4 족 보행로봇 플랫폼 개발

2.1 기본 사양

본 논문에서 검증하고자 하는 가상센서 시스템을 실험하기 위한 4 족 보행로봇 플랫폼(CQR-II)을 Fig.1 과 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.



Fig.1 Quadruped robot for virtual sensor experiment

CQR-II 에는 지면 반력을 측정하기 위한 힘 센서와 몸체의 자세를 측정하기 위한 IMU (Inertial Measurement Unit)센서 및 각 관절의 회전 량을 측정하기 위한 엔코더 등이 탑재되어 있다. (Fig.2)

Table 1 시스템 사양

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

2.2 센서 시스템 적용

본 4 족 보행로봇에는 지면 반력을 측정하기 위한 힘 센서와 몸체의 자세를 측정하기 위한 IMU (Inertial Measurement Unit)센서 및 각 관절의 회전 량을 측정하기 위한 엔코더 등이 탑재되어 있다. (Fig.2) 본 연구에서는 지면 반력 센서 및 관련 실험만을 우선적으로 고찰할 것이다.

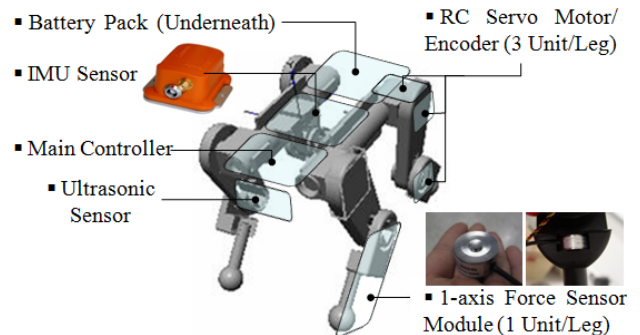


Fig.2 Basic configuration of CQR-II

3. 기본 험지 보행 실험

3.1 험지 보행 실험용 테스트베드 제작 및 4-Leg 보행 실험

본 연구에서 제안한 4 족 보행로봇은 구형 발과 앞/뒷다리 대칭형 다리 구조를 채택하여, 기본적으로 험지 보행이 가능하도록 구현되었다. 본 절에서는 평지, 자갈, 모래 및 진흙의 4 가지 지형 특성을 인위적으로 구현하고, 4 족 보행로봇의 기본 정적 보행을 통해 3 가지 센서정보(힘 센서, IMU 센서, 엔코더)를 취득하는, 기본 험지 보행 및 거동 측정 실험에 대해 기술한다. Fig.3 은 4 족 보행로봇의 기본 험지 보행실험을 위한 테스트베드 (Test bed)를 나타내고 있다.

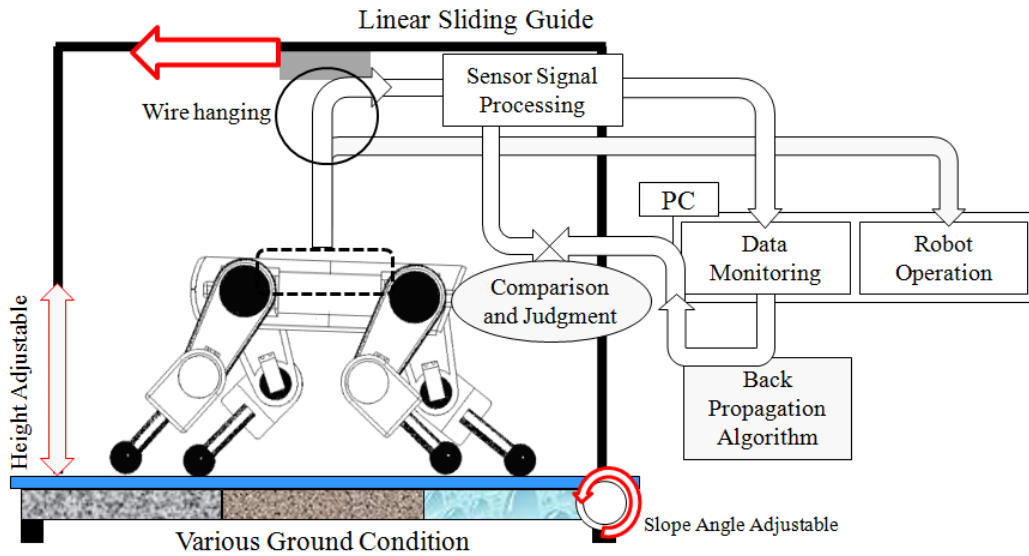
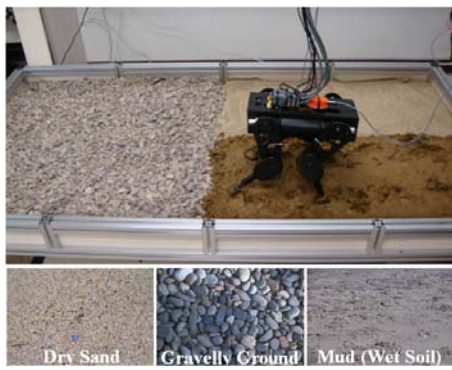
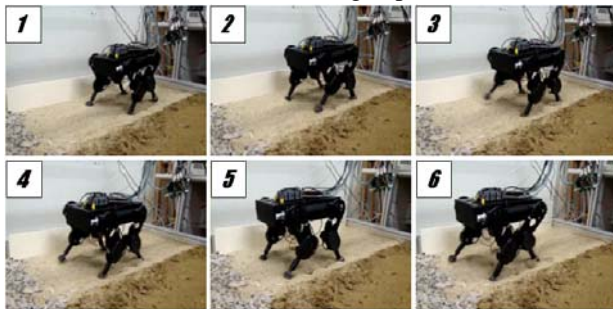


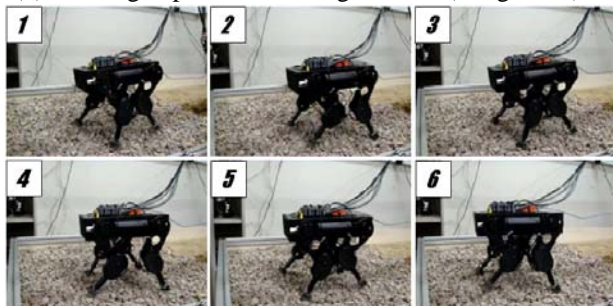
Fig.3 Experiment system conceptual



(a) Test bed for Walking experiment



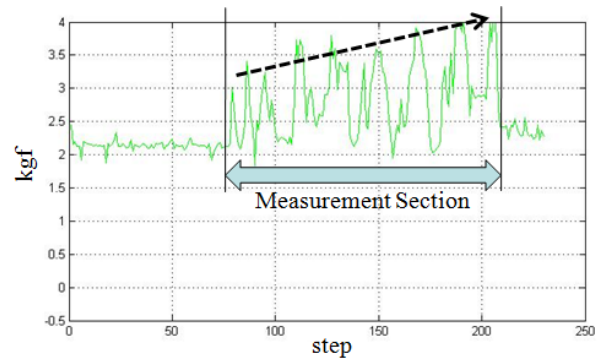
(b) Walking experiment in rough terrain (4-leg, sand)



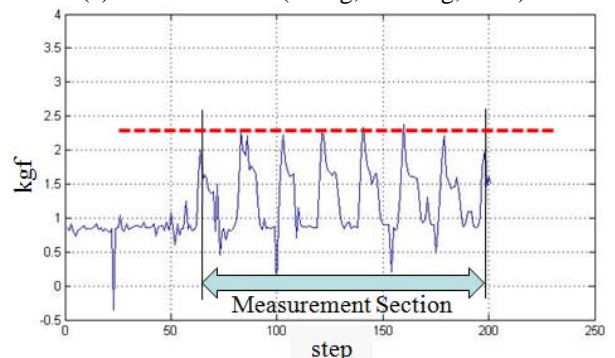
(c) Walking experiment in rough terrain (4-leg, Gravel)

Fig.4 4-leg walking experiment on rough terrain using test bed

CQR-II 를 이용하여 4 족 보행을 통한 모래, 자갈, 진흙 보행 실험을 수행하였으며 Fig.5 는 이 중에서 진흙 보행실험 시의 각 다리에 장착된 힘 센서를 통해 취득한 앞다리와 뒷다리의 지면 반력 값을 나타내고 있다.



(a) Reaction force (4-Leg, Fore leg, Mud)



(b) Reaction force (4-Leg, Rear leg, Mud)

Fig.5 Reaction force measurement experiment through a walking in rough terrain (4-Leg)

결과 그래프에서 확인할 수 있듯이, 앞다리는 몸체의 하중을 지지역할로 인한 연속적인 함몰현상 (앞다리로 몸체의 하중이 쏠리는 현상)을 관찰

할 수 있었으며, 뒷다리는 몸체의 추진력을 발생시키는 역할로 인해 지표면에 평행한 방향으로 지면을 굽듯이 받을 차는 동작이 두드러지게 나타나는데, 이러한 경향이 지면 반력이 거의 일정하게 나타나는 결과 그래프를 통해서도 확인이 가능하였다. 위의 결과들은 어느 정도 직관적인 사고로도 유추가 가능한 현상들로서, 본격적인 연구를 진행하기 위한 기본 플랫폼의 제작 및 성능을 검증하기 위한 수단임을 밝혀둔다.

3.2 험지 보행 실험용 테스트베드를 이용한 1-Leg 보행 실험

본 절에서는 3.1 절에서 제시한 테스트 베드를 활용하여 각 다리를 독립적으로 구동하여 지면 반력을 실험하는 시스템을 검증하고자 한다. 이는 4족 보행로봇의 경우, 험지 보행을 구현하기 위해 별도의 복잡한 자세 제어 알고리즘이나 보행 패턴 생성 알고리즘을 생성해야 하는 절차가 필요한 것과 달리, 지면 접촉 각도 및 보행 속도를 바꾸면서 지면 반력을 간단하게 측정할 수 있는 장점이 있다. 물론 이러한 방법은, 보행 시에 항상 세 개의 다리가 몸체를 지지하는 정적 보행이기 때문에 가능한 실험이다. Fig.6는 다양한 지면환경에 대해서 1-leg 실험을 수행할 수 있는 테스트 베드를 나타내고 있으며, 기본적으로 Fig.3에 소개되어 있는 실험시스템을 활용한 것이다.

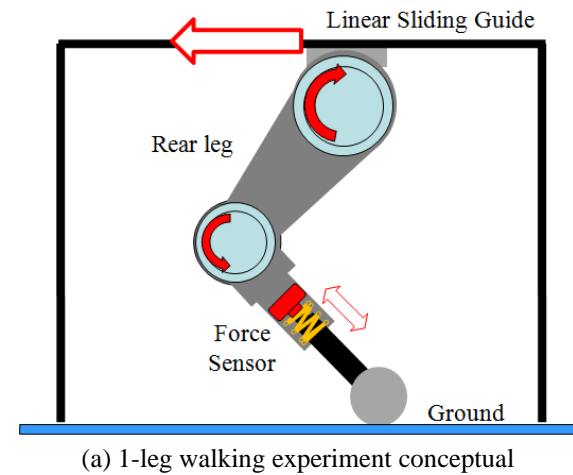


Fig.6 1-leg walking experiment on rough terrain using test bed

Fig.7은 1-Leg 실험 플랫폼을 활용하여 진흙에서 측정한 뒷다리의 지면 반력을 나타내고 있다. 본 결과에서 주목할 점은, 전 절의 실험결과(Fig.5(b))와 유사한 값과 경향을 보였다는 점이다. 이를 통하여 뒷다리의 지면 반력 실험의 경우, 4-Leg가 아닌 1-Leg 플랫폼으로도 충분히 수행이 가능하다는 점을 확인할 수 있었다.

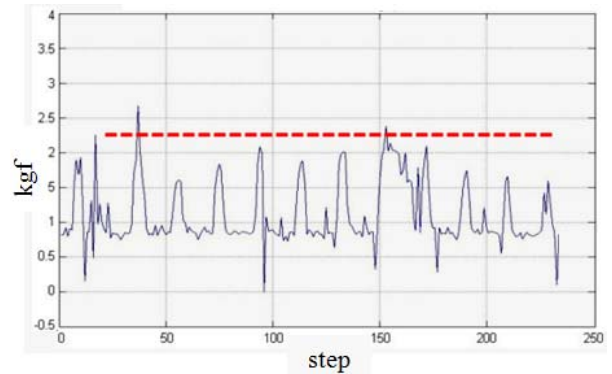


Fig.7 Reaction force measurement experiment through a walking in rough terrain (4-Leg)

4. BACKPROPAGATION의 수식화

역 전파는 신경망을 훈련시키기 위해 사용하는 기술이다. 그것은 Feed-forward networks (Feedback을 가지지 않거나, Loop 연결을 가지지 않는 Network)을 위해서만 사용한다. 일반적인 절차는 다음과 같다. [7]

1. 신경망에 훈련 샘플을 부여한다.
2. 신경망의 출력과 그 샘플 쌍에서 요구되는 출력을 비교한다. 각 출력 뉴런에서의 Error를 계산한다.
3. 각 뉴런에 대해 Error, 실제 출력, Scaling Factor를 계산하고, 바라는 값보다 얼마나 높거나 낮은지 계산한다. 이것이 Local Error이다.
4. 각 뉴런의 연결 (Incoming Connection)에 대해 가중치를 사용해서, 이전 레벨의 뉴런에 대해 Local error를 위한 Blame을 할당한다.
5. 이전 레벨의 뉴런에 대해 위의 단계를 반복한다. 이때 각 뉴런에 대해 Error로서 Blame을 사용한다.

Fig.8은 일반적인 다층 신경망을 나타내고 있으며, 크게 입력 층(Input Layer), 출력 층(Output Layer), 은닉 층(Hidden Layer) 등으로 구분되는데, 역 전파 알고리즘은 출력 층으로부터 은닉 층으로 Error를 역으로 전파하는 원리로 동작한다.

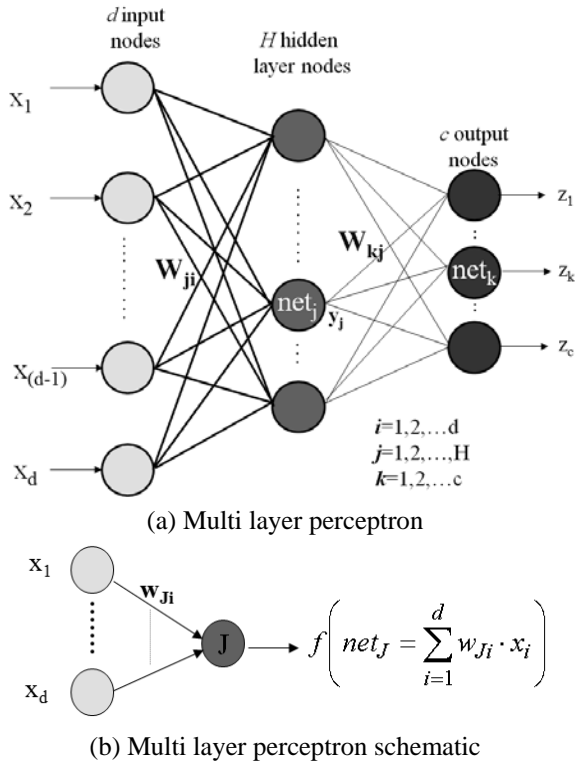


Fig.8 General multi layer perceptron conceptual

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 값을, 힘 센서를 통해 측정된 지면 반력 값에 대해 비교 및 훈련하는 과정이 필요하다. 이때 역 전파 알고리즘이 사용된다. 역 전파 알고리즘의 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.8(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 학습 률이며, J 는 아래와 같이 표현된다.

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

여기서, 출력 층과 은닉 층에 대해 J 를 w 에 관하여 표현하여야 한다. 출력 층은 Chain Rule 에 의해 간단하게 처리가 가능하다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial w_{kj}} &= \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial \text{net}_k} \cdot \frac{\partial \text{net}_k}{\partial w_{kj}} \\ &= \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial z_k} \cdot \frac{\partial z_k}{\partial \text{net}_k} \cdot \frac{\partial \text{net}_k}{\partial w_{kj}} \\ &= -(t_k - z_k) \cdot f'(\text{net}_k) \cdot y_j \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, $\frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial z_k} \cdot \frac{\partial z_k}{\partial \text{net}_k} = \delta_k$, $\frac{\partial \text{net}_k}{\partial w_{kj}} = y_j$ 이므로

$$\Delta w_{kj} = \eta \cdot \delta_k \cdot y_j = \eta (t_k - z_k) f'(\text{net}_k) y_j \quad (6)$$

위의 식을 바탕으로 은닉 층에 대한 연산을 수행할 수 있다. 출력 층과 같이 Chain Rule 을 적용하면 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial \text{net}_j} \cdot \frac{\partial \text{net}_j}{\partial w_{ji}} \quad (7)$$

여기서, 우변의 첫 번째 항은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial y_j} &= \frac{\partial}{\partial y_j} \left[\frac{1}{2} \sum_{k=1}^c (t_k - z_k)^2 \right] \\ &= -\sum_{k=1}^c (t_k - z_k) \cdot \frac{\partial z_k}{\partial y_j} \end{aligned} \quad (8)$$

여기서, $\frac{\partial z_k}{\partial y_j} = \frac{\partial z_k}{\partial \text{net}_k} \cdot \frac{\partial \text{net}_k}{\partial y_j} = f'(\text{net}_k) \cdot w_{kj}$ 로

표현할 수 있으므로, 아래와 같이 정리된다.

$$\frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial y_j} = -\sum_{k=1}^c (t_k - z_k) f'(\text{net}_k) \cdot w_{kj} = -\sum_{k=1}^c \delta_k w_{kj} \quad (9)$$

한편, 식(7)의 2 번째 항과 3 번째 항은 각각 아래와 같이 표현할 수 있다.

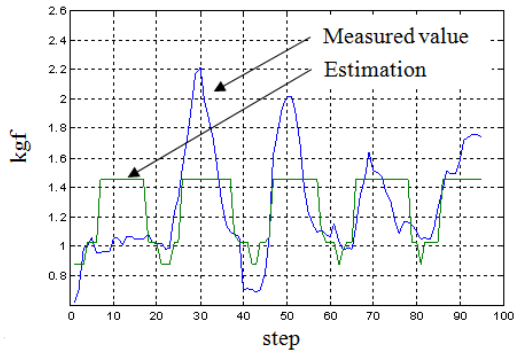
$$\frac{\partial y_j}{\partial \text{net}_j} = f'(\text{net}_j), \quad \frac{\partial \text{net}_j}{\partial w_{ji}} = x_i \quad (10)$$

따라서 최종적으로 Δw_{ji} 는 다음과 같다.

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = \eta \left[\sum_{k=1}^c \delta_k w_{kj} \right] f'(\text{net}_j) x_i = \eta \cdot \delta_j \cdot x_i \quad (11)$$

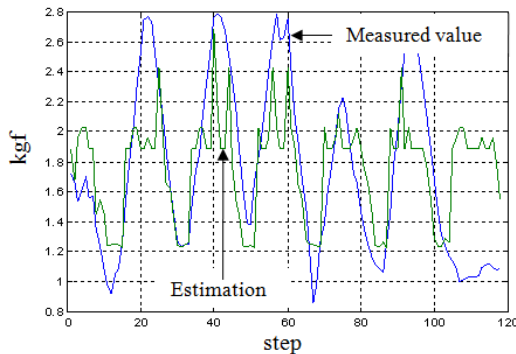
5. 실험 및 결론

본 연구에서는 4 장에서 유도한 역 전과 알고리즘 및 관련 수식을 적용하여 PC 기반 역 전과 알고리즘 시뮬레이터를 구축하였다. 이를 활용하여, 4 족 보행로봇의 평지 기본 보행실험을 수행하고 이 과정에서 취득한 각 엔코더의 측정값을 지면 반력 센서에 대해 역 전과 알고리즘을 사용하여 훈련을 시키는 과정을 거쳐 가상센서를 모델링하였다. Fig.9 은 생성된 가상센서를 사용하여 각 지형 별 보행실험을 수행한 결과를 나타내고 있으며, 제한된 훈련으로 생성된 가상 센서가 다양한 지형에 대해 우수한 성능으로 적용됨을 확인할 수 있었다. 따라서 역 전과 알고리즘의 각 파라미터를 변화시킴에 따라 더욱 우수한 결과 역시 도출이 가능할 것으로 기대된다.

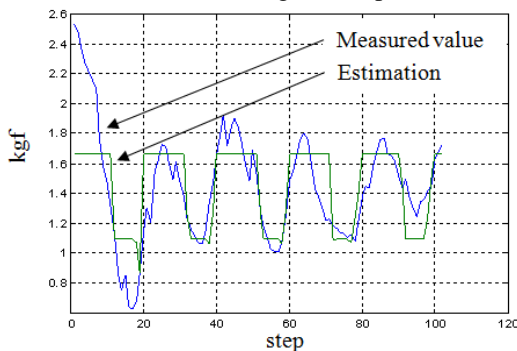


(a) Level walk

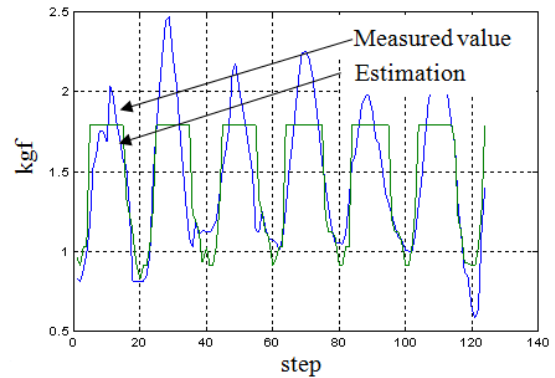
(Before the training cost improvement)



(b) Level walk (Training cost improvement)



(c) Gravel walk



(d) Sand walk

Fig.9 Measured value and estimation through the force sensor, virtual sensor

참고문헌

- (1) Henrik Rehbinder and Xiaoming Hu, "Nonlinear and Roll Estimation for Walking Robots" *Proc of the IEEE Int. Conf. of Robotics and Automation*, pp.2617-2622, 2000
- (2) Henrik Rehbinder and Xiaoming Hu, "Nonlinear and Roll Estimation for Walking Robots" *Proc of the IEEE Int. Conf. of Robotics and Automation*, pp.2617-2622, 2000
- (3) Karl Iagnemma, Shinwoo Kang, Hassan Shibly, and Steven Dubowsky, "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) G. Caurin, N. Tschichold-Gurman, "The Development of a Robot Terrain Interaction System for Walking Machines", *Proc. of Robotic and Automation*, pp.1013-1018
- (5) Scott Lenser, James Bruce and Manuela Veloso, "CMPack: A Complete Software System for Autonomous Legged Soccer Robots", *Proceedings of the fifth international conference on Autonomous agents*, pp.204-211, 2001
- (6) J. Estremera and P. Gonzalez de Santos, "Neural Virtual Sensor for Terrain Adaptation of Walking Machines", *Journal of Robotic Systems*, Vol.22, No.6, pp.299-311, 2005
- (7) 김대수, "신경망 이론과 응용," Jinhan M&B, 2005