

보행 로봇을 위한 센서 추정 알고리즘의 성능인자 분석

손웅희¹, 유승남³, 이상호¹, 한창수^{2*}

¹한양대학교 메카트로닉스공학과, ²한양대학교 기계공학과, ³한국원자력연구원 핵주시스템공학기술개발부

Performance Factor Analysis of Sensing-Data Estimation Algorithm for Walking Robots

Woong-Hee Shon¹, Seung-Nam Yu³, Sang-Ho Lee¹ and Chang-Soo Han^{2*}

¹Department of mechatronics engineering, Hanyang University,

²Department of mechanical engineering, Hanyang University,

³Fuel Cycle System Engineering Technology Development Division, KAERI

요약 본 보행 로봇의 자세 제어는 일반적으로 센서 시스템을 통한 외부 환경 및 기타 정보의 인식을 통해 수행된다. 보다 정교한 로봇의 제어를 위해서는 필연적으로 고성능 센서를 요구하게 되지만, 이들은 대부분 고가이거나 내구성 측면에서 매우 취약한 것이 사실이다. 따라서 필드로봇과 같이 야지의 환경에서 운용되는 로봇 시스템의 제어를 위해서 이러한 센서 시스템을 다수 채용하는 것은 비현실적이며, 특히 양산시에도 큰 걸림돌로 작용할 수 있다. 이에 본 연구에서는 신경망 이론의 역전파 알고리즘에 기반을 둔 가상센서 알고리즘을 활용하여 기존의 센싱 데이터를 추정할 수 있는 기법을 소개하고자 한다. 특히 본 논문에서는 추정된 센서 데이터의 품질을 향상시킬 수 있는 알고리즘 측면에서의 변수 조절 및 센서 시스템과 같은 하드웨어 측면에서의 변화를 통해 성능인자에 영향을 미치는 요소를 파악함과 동시에, 본 기법의 타당성에 대한 측면을 함께 논하였다.

Abstract The sensor data which is measured by Quadruped robot is utilized to recognize the physical environment or other information and to control the posture and walking of robot system. In order to control the robot precisely, high accuracy of sensor data is required, most of these sensors however, belongs to expensive and low-durable products. Moreover, these are exposed excessive load operation in a field condition if it is applied to field robot system. This issue becomes more serious one when the robot system is manufactured as a mass product. As in this context, this study suggests a virtual sensor technology to alternate or assist the main sensor system. This scheme is realized by using back-propagation algorithm of neural network theory, and the quality of estimated sensor data could be improved through the algorithmic and hardware based treatments. This study performs the various trial to identify the effective parameters which effect to the quality and reliability of estimated sensor data and tries to show the possibility of proposed methodology.

Key Words : Quadruped robot, Neural network, Back propagation, Virtual sensor

1. 서론

최근 국내외 연구기관들을 통하여 필드환경에서 동작하는 보행형 로봇에 대한 연구가 활발하게 이루어지고

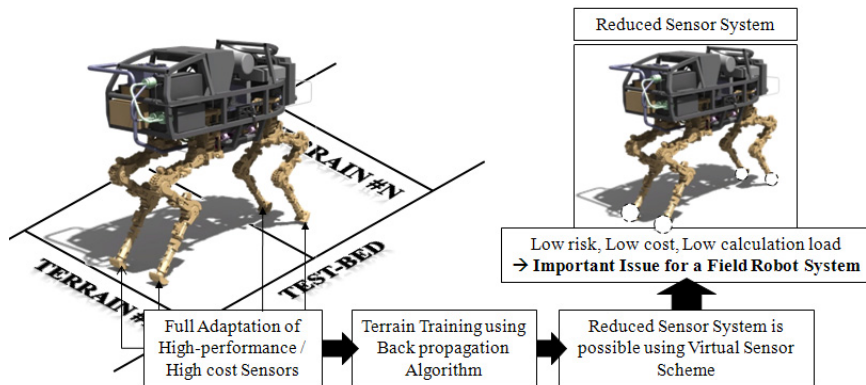
있다. 이러한 필드형 보행 로봇의 구현을 위해서는 기존의 실내 환경과 같은 균질한 지형에 비해 훨씬 다양하고 방대한 외부환경 정보를 취득하여 해당로봇의 보행 알고리즘을 설계하는 것이 일반적인 추세이다. 또한 대부분의

*교신저자 : 한창수(winboy@hanyang.ac.kr)

접수일 10년 08월 10일

수정일 10년 10월 21일

게재확정일 10년 11월 19일



[그림 1] 가상센서의 기본 개념

보행 로봇에서는 비정형화된 필드에서의 걸음새 구현 및 자세제어를 위해 고성능 지면 반력 센서를 로봇의 발 부분에 탑재하고 있다. 하지만, 이는 실험실 차원에서 개발 되던 기존 보행 로봇시스템에 더욱 고가화, 복잡화되는 결과를 초래하고 있다.[1] 본 연구에서는 이에 대한 대안으로서 최근 제시되고 있는 가상센서기술에 대해 논하고자 한다. 가상센서 기술은 로봇에 탑재되는 각종 물리 센서 간의 학습 알고리즘을 적용하여 센서간의 상관관계를 모델링하는 기법으로서, 초기 보행 학습과정에서 ‘A’ 센서로부터 취득되는 신호 패턴을 ‘B’센서에서 취득되는 신호에 매칭 및 학습시킴으로서, 학습 후 실제 보행시에 ‘A’센서가 없더라도 ‘B’센서에서 취득되는 신호만으로 마치 ‘A’센서가 측정할 것 과 같은 패턴의 신호를 추정할 수 있다. 이는 결국 ‘A’센서를 제거하더라도 ‘B’센서 하나만으로 두 가지 물리적인 거동을 측정하는 효과를 가지게 된다. 이러한 기술을 활용하면 센서의 개수를 줄이고, 필드환경에서 일부 센서가 기능을 상실할 경우, 다른 센서가 이를 대체할 수 있으며, 전술한 고가 센서 적용에 따른 부담을 최소화 할 수 있는 등의 장점을 가지고 있다. 그림 1은 이러한 가상센서의 기본 개념을 도시하고 있으며, 센서 데이터의 추정 및 활용이라는 측면에서 관련 분야의 다양한 연구사례를 확인할 수 있다.

G. Caurin (1994)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.[2] H. Rehlinger (2000)은 복잡한 Kalman 필터 (EKF, Extended Kalman Filter)를 대신하여 상대적으로 간단한 High gain Observer를 사용하여 EKF와 유사한 성능으로 보행로봇 몸체의 Pitch와 Roll을 추정하는 알고리즘을 개발하였다.[3] 또한, S. Lenser (2001)는 4족 보행 로봇의 센서시스템을 실제 센

서와 가상 센서의 두 가지 체계로 규정하고, 로봇에 탑재되어 있는 비전 센서를 통해 취득하는 실제 대상체의 위치 정보를 보완하거나 물체가 보이지 않는 경우에는 이전에 저장된 물체 위치 정보를 바탕으로 위치를 예측하는 용도의 가상센서를 제안하였으며[4], K. Iagnemma (2004)는 차륜과 다양한 험지 지형의 상호작용을 수학적으로 모델링 하여 모바일 로봇의 조향 시에 발생하는 거동을 실시간으로 예측하는 시스템을 고안하였다.[5], 특히 P. Gonzalez de Santos (2005)는 신경망이론을 이용하여 지면 반력 센서를 대체하는 가상 관절 센서를 제안하였다.[6]

하지만 Gonzalez 연구의 경우, 다양한 필드환경에 대응하는 가상센서 알고리즘의 파라미터들에 대한 고찰이 부족하고 특히, 센서 추정알고리즘의 정확성과 관련하여 하드웨어적인 영향성 평가를 수행하지 않았다. 따라서 본 연구에서는 최근에 기존에 개발 및 제안한 4족보행 로봇 기반 가상센서 검증 연구[1]를 보완하여, 최근 한국산학기술연구원에서 개발되고 있는 다족형로봇 ‘진풍’[7]의 실제 사이즈에 준하는 1-Leg형 보행로봇 플랫폼을 활용한, 가상센서 알고리즘의 추종성능 인자에 대한 분석을 실시하였다. 본 논문에서는 이러한 가상센서 알고리즘에 결정적인 영향을 미치는 인자로서 다음과 같은 두개의 인자를 설정하였다.

[성능인자1] 센싱정보 학습을 위한 유전자 알고리즘의 학습 강도 (학습 반복횟수, 은닉층의 개수 등)

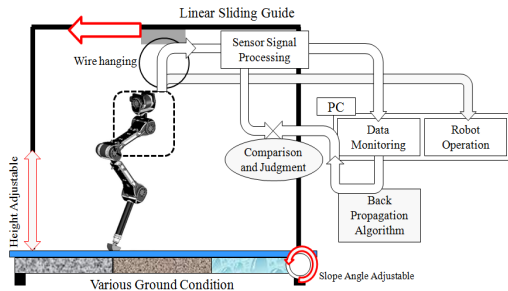
[성능인자2] 외부 물리정보를 취득하는 센서시스템의 하드웨어적인 성능

본론에서는 실험용 1-Leg 플랫폼에 대한 개략적인 내용과 역전파 알고리즘의 소개 및 실제 로봇 플랫폼을 기반으로 한 역전파 알고리즘 탑재 시의 보행 실험결과와 전술한 성능 인자들에 대한 성능 분석 결과 등에 대해 논하고자 한다.

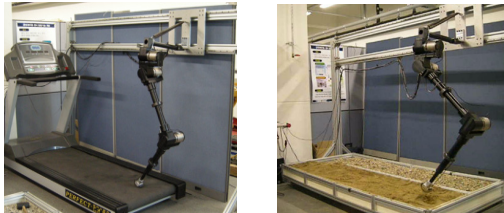
2. 1-legged형 실험 시스템 구성

2.1 실험플랫폼 구성 및 실험계획 수립

그림 2는 본 연구에서 제안한 1-Leg형 보행로봇 플랫폼의 기본개념을 도시하고 있으며, 그림 3에서와 같이 평지, 자갈, 모래 등의 지면환경을 구성하여 다양한 환경에서 가상 센서 알고리즘 적용 실험 및 성능 평가를 수행하였다.



[그림 2] 실험 시스템 개념도



(a) 평지 실험 환경 (b) 험지 실험 환경

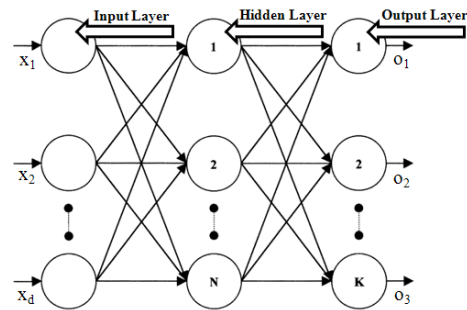
[그림 3] 험지 보행실험용 1-Leg형 로봇 플랫폼

보행 실험의 기본 원리는 다음과 같다.

- 1-Leg형 로봇 플랫폼으로부터 지형 정보를 취득한다. (지면 반력센서, 관절 엔코더, 관절 토크센서 등)
- 취득되는 센서정보는 신호처리 과정을 거쳐서 PC에 데이터로 축적된다. (PC는 로봇의 데이터 수집 및 동작 제어를 총괄한다.)
- 가상센서 알고리즘을 사용하여 각 센서에서 취득된 데이터 간 학습을 수행하고, 학습 종료 후 최종 학습 파라미터를 저장한다.
- 가상센서로 대체할 실제 센서를 제거하고, 동일한 보행 실험을 수행하여, 데이터를 취득하는 동시에 전 단계에서 취득한 가상센서 파라미터를 사용하여 주변센서 데이터를 통해 제거된 센서에 대한 값을 실시간으로 추정한다.

2.2 역전파 신경망 알고리즘 적용

역전파 알고리즘은 신경망을 훈련시키기 위해 사용하는 기법으로서, Feed-forward networks (Feedback 을 가지지 않거나, Loop 연결을 가지지 않는 Network) 을 위해서만 활용된다. 그림 4는 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 에러를 역으로 전파하는 원리로 동작한다. 다음의 식(1)을 사용하여 각 층의 입출력 신호를 식(2), (3)와 같이 정의할 수 있다.



[그림 4] 일반적인 다층 신경망의 개념도

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

$$y_j = f(\text{net}_j) = f\left(\sum_{i=1}^d w_{ji} x_i\right) \quad (2)$$

$$z_k = f(\text{net}_k) = f\left(\sum_{j=1}^H w_{kj} y_j\right) \quad (3)$$

각 노드에 적용되는 가중치 ω 는 Gradient descent error minimization에 기반을 두어 아래와 같이 표현할 수 있다.

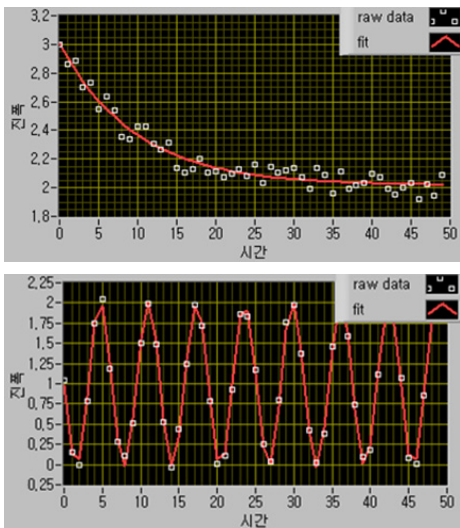
$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \Delta\mathbf{w}(k) \\ \Delta\mathbf{w} &= -\eta \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 η 는 학습율을 의미하며, 그림 4에서 도시한 J 는 식(5)로 표현할 수 있다.

$$J(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c (t_k - z_k)^2 = \frac{1}{2} \|\mathbf{t} - \mathbf{z}\|^2 \quad (5)$$

최종적으로 출력 층과 은닉 층을 Chain Rule을 적용하여 정리하면 다음과 같이 표현된다.

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = \eta \left[\sum_{k=1}^c \delta_k w_{kj} \right] f'(net_j) x_i = \eta \cdot \delta_j \cdot x_i \quad (6)$$



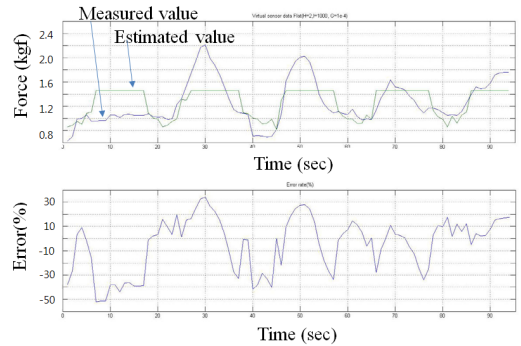
[그림 5] 역전파 알고리즘의 기본 검증

그림 5는 위의 수식들을 사용하여 임의의 데이터 집합('o')을 기지의 정규 파형('-')에 학습시킨 결과를 도시하고 있다. 본 연구에서는 각 보행 로봇의 각 관절에서 취득되는 센서 데이터를 지면 반력 센서 데이터에 학습시키는 과정을 수행할 것이다.

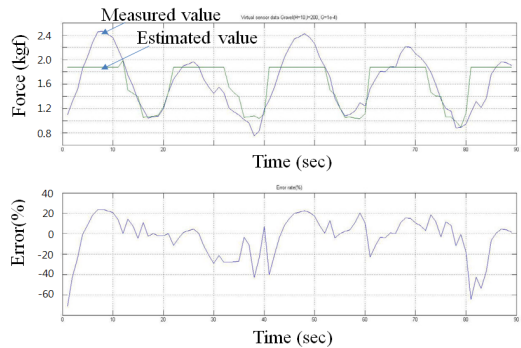
3. 가상센서 실험 (1) - 지형별 특성, 학습 알고리즘 튜닝을 통한 성능 고찰

전 절에서 제시한 역전파 알고리즘을 1-Leg형 실험플랫폼에 적용하여 보행 실험을 수행하였으며, 특히 본 연구에서는 지면반력 센서와 관절토크센서를 대상으로 하였다. 즉, 초기 학습과정에서 지면 반력센서 및 관절토크센서에서 모든 물리적 센싱 정보를 취득 한 후, 지면 반력센서의 데이터를 관절 토크센서에 학습시켜, 학습 후에 관절 토크센서만으로 추정된 지면 반력 값을 가지고 가

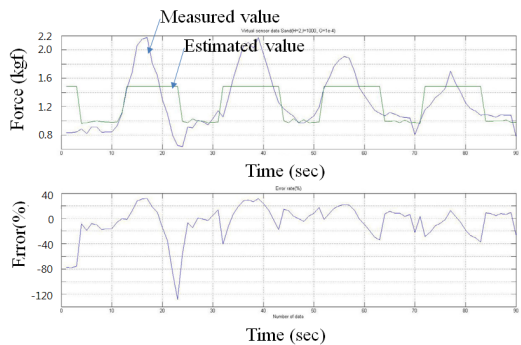
상센서의 정확성을 평가하였다. 첫번째 실험으로서, 서론에서 제시한 [성능인자1]을 일정하게 두고, 평지, 자갈, 모래 등과 같은 다양한 지형에서의 가상센서 추중성능을 검토하였다. 그림 6-8에 도시된 바와 같이 평지 실험에서는 대체적으로 에러율이 절대치가 -30~30% 내외였으며, 착지 지점에서 에러율이 증가하는 패턴을 보였다. 모래와 자갈의 경우에는 착지지점과의 상관관계는 적었으며, 전체적으로 에러율이 불규칙성을 띠는 양상을 보였다.



[그림 6] 평지 보행실험 (은닉층 개수: 2, 트레이닝 회수: 1000)

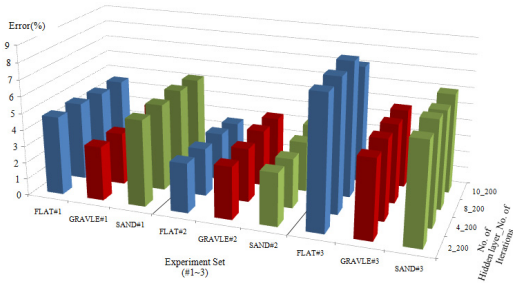


[그림 7] 자갈 보행실험 (평지와 조건 동일)

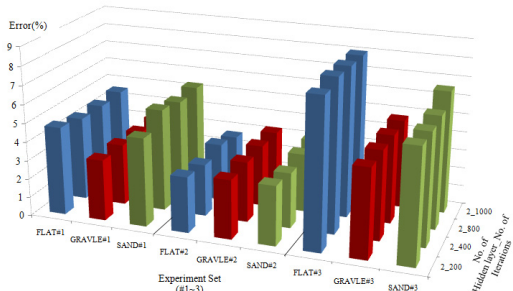


[그림 8] 모래 보행실험 (평지와 조건 동일)

두 번째 실험으로서, 지형별로 [성능인자1]에 대한 수치를 변화시켜 가면서 그에 따른 가상센서 추종기술을 평가하였다. 그림 9-10에서 확인할 수 있듯이 전체적으로 데이터 추정의 정확도 측면에서는 자갈-모래-평지의 순으로 우수한 결과가 도출되었다. 총 12회에 걸친 지형 별 보행 실험 및 지면 반력 센서 추정 오차율은 각각 평균 5.14, 자갈 3.75, 모래 4.83이었다.

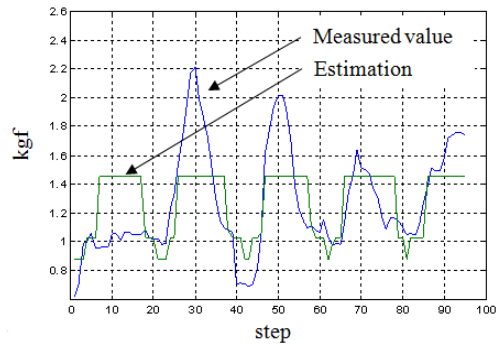


[그림 9] 은닉 층의 개수에 따른 지형 별 가상센서의 평균 추종에러

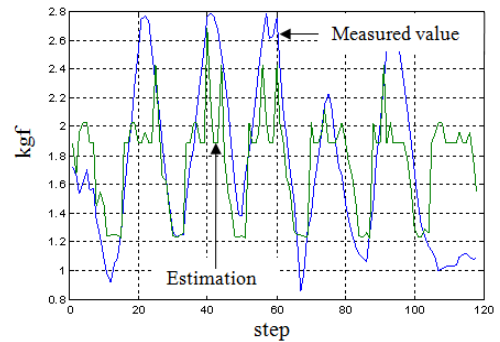


[그림 10] 트레이닝 회수에 따른 지형 별 가상센서의 평균 추종에러

지면 반력을 추종하는 절대적인 오차를 측면에서는 우수한 성능을 보였지만 전체 보행구간에 걸쳐 지면 반력 측정값과 추정 값을 비교하였을 경우, 지면 특성과 상관 없이 지면에 착지가 일어나는 시점 전후에서의 추종 성능이 떨어짐을 확인할 수 있었다. 이는 그림 11, 12에 도시된 바와 같이 트레이닝 강도를 극단적으로 향상시킴으로써 일정 부분 개선할 수도 있었으나, 이러한 방법 역시 반복된 실험을 통해 확인한 결과 매번 동일한 품질의 추종성능을 얻기는 어려웠다. 따라서 지면 착지 시에 발생하는 반력 피크 값에 대한 추종 성능은 20-30% 정도의 오차를 대체로 수반한다는 결론에 도달하였다. 이는 기존의 실제 지면 반력 센서의 70-80% 정확도의 수준으로 가상센서로의 대체가 가능함을 확인할 수 있었다.



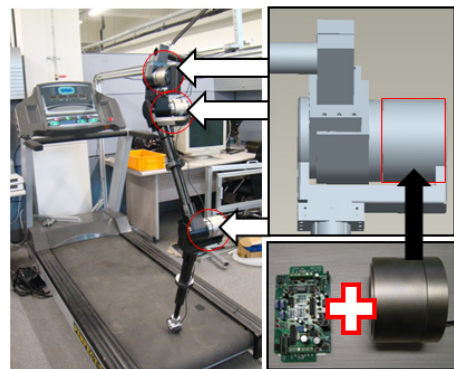
[그림 11] 평지보행 (훈련강도 개선 이전, 은닉층 개수-트레이닝 회수-허용오차: 2-200-1e-4)



[그림 12] 평지보행(훈련강도 증가, 은닉층 개수-트레이닝 회수-허용오차: 10-1000-1e-10)

4. 가상센서 실험 (2) - 센서 시스템의 하드웨어적 수정을 통한 성능변화 고찰

전 절에 보인 바와 같이, 알고리즘 자체의 인자를 튜닝함으로써 얻을 수 있는 가상센서의 성능 향상 폭은 크지



[그림 13] 가상센서 [성능인자2]의 영향성을 검증을 위한 관절 토크센서 교체 장착

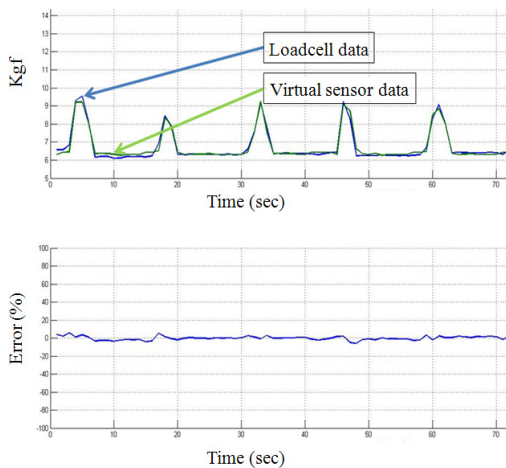
않았다. 따라서 본 절에서는 [성능인자2]에 변화를 주어 가상센서의 성능변화를 살펴보았다. 그림 13은 기존의 관절 엔코더를 대체한 관절 토크센서를 도시하고 있다. 즉, 모터의 관절 엔코더를 통해 취득된 물리정보를 내부적인 연산과정을 거쳐 토크로 환산했던 기존의 방법을 대체하여, 각 관절에 인가되는 토크를 직접 취득할 수 있는 센서로 대체한 것이라 할 수 있다. 새로운 센서가 적용된 플랫폼의 실험 조건은 표 1에 나타내었다.

각 실험결과 별로 산출한 에러율을 기준으로 비교하였을 때, 기존에 역전파 알고리즘 관련 파라미터를 변화시키면서 수행했던 [성능인자1]에 대한 실험결과에 관계없이 가상센서 추정성능의 추가적인 향상을 확인할 수 있었다. 이를 통해 시스템의 내부 연산부하가 가상센서 추정기술에 영향을 미친다는 점을 확인할 수 있었으며, 학습시키는 센서의 취득데이터에 대한 내부 가공 및 연산을 최소화한 ‘원천정보 학습’이 가상센서 자체의 추종성능을 향상시키는 주요 인자임을 확인할 수 있었다.

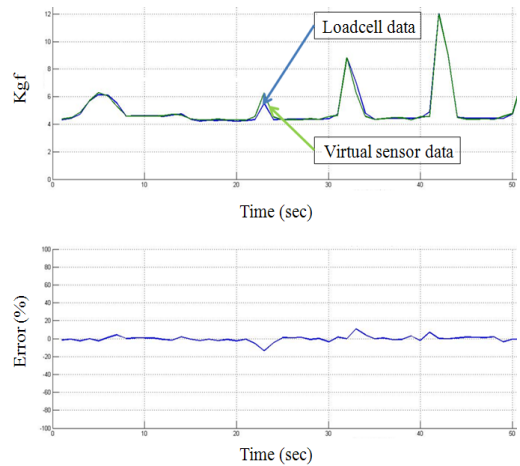
[표 1] 역전파 알고리즘을 이용한 실험조건

| Contents | Number of Hidden Layer | Number of Iteration |
|-----------|------------------------|---------------------|
| 1st Trial | 2 | 200 |
| 2nd Trial | 2 | 1000 |
| 3rd Trial | 10 | 200 |

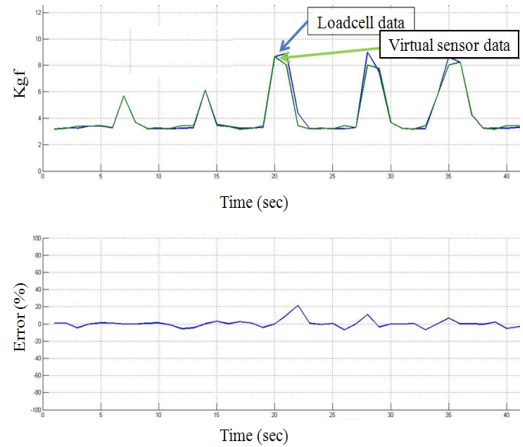
그림 14-16은 전술한 관절토크센서를 장착한 새로운 실험플랫폼을 통해서 취득한 실험결과를 도시하고 있다.



[그림 14] 2차 평지 보행실험 (은닉층 개수: 4, 트레이닝 회수: 200, 허용오차: 1e-006)



[그림 15] 2차 자갈 보행실험 (은닉층 개수: 4, 트레이닝 회수: 200, 허용오차: 1e-006)



[그림 16] 2차 모래 보행실험 (은닉층 개수: 4, 트레이닝 회수: 200, 허용오차: 1e-006)

5. 결론

본 연구에서는 보행로봇에 활용할 수 있는 센서 추정 기법인 가상센서 알고리즘의 추정 성능을 좌우하는 인자들을 분류하고, 이들의 변화를 통해 가상 센서 성능에 주요한 영향을 미치는 인자들을 확인하였다. 결과적으로 가상센서를 통해 기존 센서에 준하는 추정 성능을 얻기 위해서는 알고리즘의 학습 회수 및 은닉층의 개수를 증가시키는 등의 소프트웨어적인 측면과 함께, 초기 학습 목표를 추정하기 위한 기본 센서 시스템의 2차 연산 부하 최소화가 가상센서 기법의 성능을 좌우하는 중요한 인자임을 확인할 수 있었다. 향후에는 몸체의 거동이나 자세

를 측정할 수 있는 추가적인 센서를 적용하여 역전과 알고리즘의 입력층을 강화하는 한편, 특정 센서 조합의 학습-추정 성능 검증 및 개선 방법에 대한 연구가 필요할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 '고기능 로봇 매니퓰레이션 연구센터' 지원사업 (NIPA-2010-C7000-1001-0002) 및 2010년 HYU연구특성화사업으로 지원받아 연구되었음 (HYU-2010-T)

참고문헌

[1] K.J. Ko, W.S. Kim, S.N. Yu and C.S. Han, "Virtual Sensor Verification using Neural Network Theory of the Quadruped Robot", Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers, Vol.33, No.11, pp.1326-1331, 2009

[2] G. Caurin, N. Tschichold-Gurman, "The Development of a Robot Terrain Interaction System for Walking Machines", Proc. of Robotic and Automation, pp.1013-1018, 1994

[3] H. Rehbinder and X. Hu, "Nonlinear and Roll Estimation for Walking Robots" Proc of the IEEE Int. Conf. of Robotics and Automation, pp.2617-2622, 2000

[4] S. Lenser, J. Bruce and M. Veloso, "CMPack: A Complete Software System for Autonomous Legged Soccer Robots", Proceedings of the fifth international conference on Autonomous agents, pp.204-211, 2001

[5] K. Iagnemma, S.W. Kang, H. Shibly, and S. 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, 2004

[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] T.J. Kim, D.H. Won, O.H. Kwon, S.D. Park, W.H. Son, "Design and Control of a Hydraulic Driven Quadruped Walking Robot", The Journal of Korea Robotics Society, Vol.2, No.4, pp.353~360, 2007

손 응 희(Woong-Hee Shon)

[정회원]



- 1988년 2월 : 서울산업대 기계설계학과 (공학사)
- 1993년 8월 : 한양대학교 기계설계학과 (공학석사)
- 1997년 7월 : 과학기술부 기계 / 차량 기술사
- 1990년 8월 ~ 현재 : 한국생산기술연구원 지능형로봇연구부 수석연구원. 현 지능형로봇연구부장

<관심분야>

필드형로봇, 생체역학, 수송기계

유 승 남(Seung-Nam Yu)

[정회원]



- 2004년 2월 : 한양대학교 기계공학과 (공학사)
- 2006년 2월 : 한양대학교 일반대학원 정밀기계공학과 (공학석사)
- 2009년 8월 : 한양대학교 일반대학원 기계공학과 (공학박사)
- 2010년 11월 ~ 현재 : 한국원자력연구원 선임연구원

<관심분야>

지능형 군사 및 보행로봇, 인간-로봇 협업시스템

이 상 호(Sang-Ho Lee)

[정회원]



- 2002년 8월 : 한양대학교 산업경영대학원 메카트로닉스공학 (공학석사)
- 2007년 3월 : 한양대학교 일반대학원 메카트로닉스공학 (박사과정)
- 2009년 1월 ~ 현재 : 충남테크노파크 전략산업기획단 연구원

<관심분야>

지능형 군사로봇, 전자제어, 산업정책·전략기획

한 창 수(Chang-soo Han)

[정회원]



- 1989년 12월 : Univ. of Texas at Austin 기계공학과 박사
- 2008년 1월 ~ 현재 : 로봇산업 혁신클러스터 자문단 위원
- 2008년 10월 ~ 현재 : 한국과학 영재콘텐츠협회 회장
- 2009년 1월 ~ 현재 : 차세대성장동력 지능형로봇사업 실무위원

<관심분야>

지능형 로봇, 첨단 자동차, 로봇산업 정책·기획