

통계적 방법과 인공신경망을 이용한 족형 로봇의 노면분류 알고리즘 Terrain Classification Algorithm using Statistical and Artificial Neural Network Method for Legged Robot

*김완수¹, 고광진¹, 김기성¹, #한창수²

*W. S. Kim¹, K. K. Jin², K. K. Sung², #C. S. Han(cshan@hanyang.ac.kr)³

¹ 한양대학교 대학원 기계공학과, ² 한양대학교 기계공학과

Key words : Terrain classification, Gradient method, Neural network, Legged robot, GRF(Ground Reaction Force)

1. 서론

차륜형 로봇에 비교하여 족형 보행로봇의 다자유도 시스템을 이용하여 다양한 지형에 대한 극복능력이 우수하다고 알려져 있다. 이러한 이유로 다양한 분야에 적용을 필요로 하고 있다. 군사적 측면으로서 미래의 군사 작전 시 산악지형 및 차륜형 로봇의 진입이 어려운 지형에 투입되어 보병의 진군을 돕거나 적진에서 전투 및 정찰을 위한 환경에서 활용되어 군사의 안전을 보장하며, 상업적 측면으로서 대규모 산업단지의 정찰·감시근무를 통하여 사회적 비용을 감소시키기 위한 용도로 사용하기 위해 다양한 연구가 진행되고 있다. 하지만 차륜형 로봇의 진입이 어려운 지형뿐 아니라 다양한 환경에 대해 적응을 하며 극복하기 위해서는 족형 보행로봇의 구동 시 발생하는 다양한 데이터를 이용하여 지형 및 지면에 대한 구분이 필요하다. 예를 들어 일반적인 보행 알고리즘을 이용하여 평지에서 구동되던 중 비 평탄 지형으로 구동환경이 변화하는 경우 지형에 대한 구분 없이 구동된 다면 로봇은 중심을 잃고 넘어지게 될 것이다. 또한 지면의 상태를 구분하여 지면의 미끄러움, 거칠기 등에 대해 로봇의 중심을 잡기 위한 방법도 달라질 것이다. 따라서 족형 로봇의 보행 시 능동적인 보행을 하기 위해서는 다양한 지형 및 지면에 대한 구분을 통하여 균형을 유지하기 위한 방안이 필요하다[1].

로봇을 통한 지형구분에 관한 연구는 외부환경에서 구동을 위한 차륜형, 족형 로봇에서 다양한 방법으로 연구가 이루어졌다. 차륜형 로봇의 경우 지형을 구분하기 위하여 일반적으로 비전과 레이더스캔을 이용하여 지형의 모양, 형태를 구분하여 회피와 진행방향을 판단하며 DuPont 과 Iagnemma 의 경우 구동 시 바퀴가 항상 지면에 접촉하여 구동하는 특징을 통해서 로봇에 진동센서를 장착하여 지면에 따른 FFT(Fast Fourier Transform)값을 산출하여 분류알고리즘을 통하여 지형을 구분하였다[2]. 하지만 족형 로봇의 경우 지면에 항상 접촉하지 않으며 시스템의 중심점이 항상 변화하기 때문에 많은 연구가 진행되지 않았다. 연구사례로는 지면의 함몰을 감지하기 위해 touch sensor 를 사용한 Hirose 와 pressure sensor 를 이용하여 지면의 미끄러운 경향을 측정하여 보행 패턴에 대한 변화를 통해 족형 로봇의 중심을 유지하기 위한 방법으로 사용한 Lewis 가 있으며, 센서 신호의 FFT 을 산출하여 각 지형의 고유 주파수를 분석 학습알고리즘, GA(Genetic Algorithm)을 이용하여 지형을 구분하는 사례가 있다[3].

본 연구에서는 다양한 환경에서 노면판별을 위하여 힘 센서, 토크센서, 엔코더 등으로 구성된 1-leg platform 을 개발하였으며 이 시스템을 이용하여 구성된 평지, 모래, 자갈, 잔디 환경에서 보행 실험 방법을 설명하며, 보행실험 진행 중 지면접촉 순간에 1-leg platform 에 장착된 로드셀, 토크 센서의 신호를 획득하여 통계적 방법을 통한 지형 별 특징 값을 산출하였다. 또한 산출된 특징 값을 사용하여 입력과 출력을 정의한 인공신경망을 통한 4 가지 지형에 대한 지면 분류알고리즘을 제안하고 이를 통한 실험 및 성능평가를 통하여 그 유효성을 검증한다.

2. 1-Leg Platform 개발

본 연구에서는 다양한 지형에 따른 보행로봇의 특성을 실험하기 위하여 Fig.1 과 같이 1-leg 시스템을 개발하였다. 본 시스템은 다족형 보행 로봇 중 한 개의 다리만을 모사한 것으로서 다양한 보행 패턴알고리즘과 보행에 영향을 주는 속도, 지면 접촉 각도 등의 변화를 용이하도록 구성하였으며 또한 각 링크는 길이의 조절을 통해서 다양한 보행을 실험할 수 있도록 설계되었다. 또한 다족형 보행 로봇보다 정적, 동적인 안정성을 보장하기 때문에 이러한 다양한 장점으로 인해 본 연구에서는 1-leg 시스템을 개발하였다[4]

각 구동부는 모듈형태로 제작되어 교체가 용이하며 링크는 길이 가변이 가능한 구조로 되어있다. 또한 각 구동부의 하위제어기와 상위제어기는 CAN 통신을 이용하여 연결되어 있다. 로봇의 본체는 Linear guide 가 부착된 스테이지와 연결되어 로봇이 직선 보행을 가능하게 한다. Linear guide 와 로봇의 본체는 스프링으로 연결되어 지면에서 도약 시 로봇의 무게를 보상해 주는 역할을 한다.

지면 정보의 획득을 위한 센서 시스템은 지면 반력 측정을 위한 1 축 로드셀과 각 관절의 토크를 측정할 수 있는 토크 센서, 그리고 하위 제어기에 연결된 Hall sensor 로 구성되어 있다. 보행 패턴은 어깨 관절을 기준으로 지면까지의 거리를 고려하였으며, 다리 끝 부분의 경로는 타원형을 그리는 일반적인 보행 패턴을 사용하였다. 진행 거리는 한 걸음당 약 0.2m 이며 패턴의 주기는 24sec 로 실험하였다. 노면의 구분을 위한 실험을 목적으로 하였으므로 모든 환경에서 동일한 조건의 보행패턴을 사용하였다. 다음 장에서는 보행 시 발생하는 다양한 센서정보를 이용하여 통계학적 방법과 인공신경망을 이용한 분류 방법을 통하여 지형분류를 위한 알고리즘의 가능성을 검증 할 것이다.

3. 통계학적 데이터 분석 방법

본 논문에서는 특징점 검출을 위해 통계학적 방법을 이용하였다. 1-Leg Platform 을 이용하여 로드셀로부터 획득한 지면반력 데이터는 확률 분포 형태의 그래프를 나타내며 이러한 형태의 그래프는 통계학적 분석 방법으로 특징점을

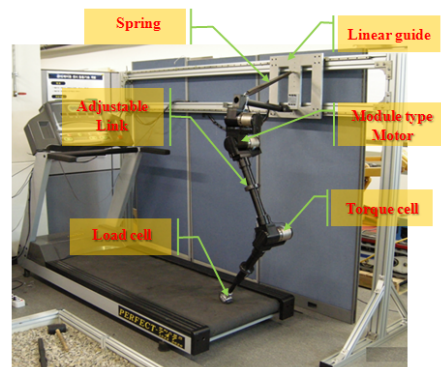


Fig. 1 Development of 1-leg system for walking experiment

검출 할 수 있고 현재 통계학 분야에서 그래프의 경향성을 파악하는데 유용하게 쓰이고 있다.

통계학적 분석 방법에서는 일반적으로 3 개의 특징 값을 이용한다. 분산(variance), 첨도(kurtosis), 왜도(skewness)를 통해 그래프의 경향을 파악할 수 있다. 분산은 평균값을 기준으로 데이터가 퍼져있는 정도이며, 첨도는 그래프의 기울기를 나타내는 값이다. 그리고 왜도는 평균값을 기준으로 데이터가 치우친 정도를 나타내는 값이다. 3 개의 특징값은 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$\text{분산} \quad \sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 \quad (1)$$

$$\text{왜도} \quad g_1 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{3/2}} \quad (2)$$

$$\text{첨도} \quad g_2 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^2} - 3 \quad (3)$$

4. 역전파 신경망을 이용한 지형분류

역전파 알고리즘 (backpropagation algorithm)은 LMS(Least Mean Square) 알고리즘의 확장으로 비선형적 문제를 다룰 수 있다[5]. 기본원리는 입력층에 패턴을 주면, 이 데이터는 연결강도(weight factor)를 통해 출력층으로 변환되어 전달되고 출력층의 결과값과 기대값의 차이를 델타 규칙을 이용해 계산하고 이를 줄여가는 방향으로 연결강도를 조절하는 방법이다. 갱신된 연결강도를 적용해 다시 출력값을 하며 연결강도를 갱신하는 반복적인 계산을 통해 최적의 연결강도를 찾아낸다.

1) Steepest Gradient Method

델타 규칙을 유도하는 방법은 여러 가지가 제안되어 있으나 기본적으로 최급하강법이 가장 많이 이용된다. 델타 규칙은 네트워크에 대하여 모든 입력패턴으로부터 얻어지는 출력과 목표출력과의 오차의 제곱의 총합을 최소로 하도록 연결강도를 조정하는 것이다. 그러기 위해서는 오차의 제곱을 각각의 연결강도로 미분한 것이 델타 규칙에서의 연결강도 변화량에 비례하는 것을 나타내면 된다.

2) Conjugate Gradient Method

steepest descent 기법은 예측방향성을 보정하는 매개변수를 첨가하여 반복회수를 줄이고 수렴속도를 획기적으로 증가시켜 성능을 향상한 CGM(conjugate gradient method)기법으로 수정되었다. CGM 기법의 가장 큰 장점은 예측 방향성이 Newton 기법을 통한 2 차 도함수로부터 측정되는 목적함수의 Hessian 행렬과 컬레화되어 이차 수렴성의 특징을 가진다는 것이다. 이 CGM 기법을 통한 steepest gradient method의 성능 향상은 해를 구하기 위한 방향성을 업데이트하는 반복과정에서 이전단계의 과정을 포괄하는 반복을 수행하기 때문에 가능하다. 본 논문에서는 일반적인 최급하강법을 이용한 결과 지역 최소점에 빠져 안정화 되는 결과를 얻었으며 다음의 CGM [6]를 이용하여 이를 극복했다.

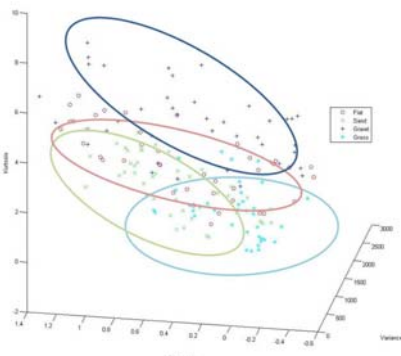


Fig 2 Scatter Plot (Variance, Skewness, Kurtosis)

Table 1 Results of Classification Using SCG Algorithm (%)

	Flat	Sand	Gravel	Grass	Average
Flat	66.7	11.1	16.7	5.6	•
Sand	0	78.6	7.1	14.3	•
Gravel	14.3	0	85.7	0	•
Grass	10	0	0	90	•
Success Rate	66.7	78.6	85.7	90	78.6

또한 CGM 은 Steepest Gradient Method 보다 수렴 속도가 빠르다는 장점이 있다.

5. 실험 및 결과

로드셀로부터 샘플링 타임이 10ms 이고 한 걸음당 195 개인 데이터를 획득하였다. 앞 장에서 설명된 4 가지 지형별 40 회의 걸음 데이터를 통계학적 방법으로 특징점을 검출하여 차원을 축소하였으며 이 특징 데이터들을 3 개의 데이터세트(학습(60%), 검증(5%), 테스트(35%))로 분리하였다. 학습 데이터와 검증 데이터는 학습을 위해 사용되는 데이터로 학습 데이터를 통해 반복학습을 하고 검증 데이터를 정확히 분류하면 학습을 끝내도록 하였다. 테스트 데이터는 학습과 관련 없는 데이터로 분류성능을 평가하기 위해 사용되었다. Table 1 은 테스트 데이터를 통해 성능을 평가한 결과이다.

6. 결론

실험을 통하여 4 가지 지형 보행 시 지면 접촉구간의 통계학적 센서 특징값을 도출하였으며 역전파 알고리즘을 이용하여 지형에 대한 분류방법을 제시하였다. Fig.2 와 같이 각 특징값을 도출하였을 때 간략한 지형구분이 가능하며 인공신경망의 역전파 알고리즘을 통한 정확한 지형분류를 위하여 지역 최소점을 피하기 위한 방법으로 CGM 기법을 사용하였다. 본 연구에서 제시한 알고리즘의 성공률은 약 78.6%의 결과를 얻었으며 실험결과를 통하여 잔디의 경우 가장 뛰어난 성공률을 나타내는 것을 확인할 수 있었으며 유사지형에 대한 인식오류를 보강한다면 충분한 지형 분류성능을 나타낼 수 있다.

후기

본 연구는 지식경제부 민간겸용기술개발사업 "다족형 견마로봇 플랫폼 기술 개발" 과제로 지원되었습니다. 이 논문의 초판은 국방과학연구소 민간겸용기술센터에서 허가된내용입니다.

참고문헌

- Juergen Rummel, Fumiya Iida and Andre Seyfarth, "One legged Locomotion with a Compliant Passive Joint", Intelligent Autonomous Systems, IOS Press, pp.566-573, 2006
- A.C. Larson, R.M. Voyles, J. Bae, R. Godzdzanker, "Evolving Gaits for Increased Selectivity in Terrain Classification," in Proc. of the 2007 IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 3691-3696.
- C. Brooks and K. Iagnemma, "Vibration-based terrain classification for planetary rovers," IEEE Transactions on Robotics, vol. 21, no. 6, pp. 1185-1191, 2005.
- 유승남, 고광진, 김완수, 한창수, "Monopod 형 플랫폼을 이용한 보행로봇 다리모듈의 동적 거동 분석", 한국정밀공학회 2009 년 춘계, pp.589-590, 2009
- Dae-soo, Kim "Neural Networks Theory and Application", 1992.
- James W. Daniel, Convergence of the Conjugate Gradient Method with Computationally Convenient Modifications, Numerische Mathematik 10 (1967), 125-131.