

무인 로봇의 효율적 야지 주행을 위한 최대 구동력 추정

Predicting Maximum Traction for Improving Traversability of Unmanned Robots on Rough Terrain

김 자 영, 이 지 흥*
(Jayoung Kim¹ and Jihong Lee¹)
¹Chungnam National University

Abstract: This paper proposes a method to predict maximum traction for unmanned robots on rough terrain in order to improve traversability. For a traction prediction, we use a friction-slip model based on modified Brixius model derived empirically in terramechanics which is a function of mobility number B_n and slip ratio S . A friction-slip model includes characteristics of various rough terrains where robots are operated such as soil, sandy soil and grass-covered soil. Using a friction-slip model, we build a prediction model for terrain parameters on which we can know maximum static friction and optimal slip with respect to mobility number B_n . In this paper, Mobility number B_n is estimated by modified Willoughby Sinkage model which is a function of sinkage z and slip ratio S . Therefore, if sinkage z and slip ratio are measured once by sensors such as a laser sensor and a velocity sensor, then mobility number B_n is estimated and maximum traction is predicted through a prediction model for terrain parameters. Estimation results for maximum traction are shown on simulation using MATLAB. Prediction Performance for maximum traction of various terrains is evaluated as high accuracy by analyzing estimation errors.

Keywords: brixius terrain model, unmanned robot, maximum traction, friction coefficient, rough terrain

I. 서론

탐사, 정찰, 재난 구조 등 특정한 목적의 자율 주행 로봇이 현재의 운용 환경에서 실시간으로 주행성능을 예측하는 것은 로봇의 안전성, 주행 효율성 측면에서 매우 중요한 일이다. 로봇의 주행성능은 로봇과 지형간의 다양한 상호작용 운동에 의해 달라지는데, 특히 로봇 바퀴와 지면간의 마찰-슬립 특성은 주행성능을 변화시키는 데에 중요한 요소로 작용한다. 따라서 야지 환경에서 로봇이 효율적인 주행성능을 확보하기 위해서는 야지 환경의 마찰-슬립 특성을 통해 로봇이 발휘 할 수 있는 최대 구동력을 유지하며 운용되는 것이 필요하다[1-3,14,15].

야지 환경에서의 마찰-슬립 특성을 고려한 지형 모델링 연구는 군사 로봇 및 탐사 로봇 등의 주행성 극대화 및 구동 에너지 효율성 확보를 위해 세계적으로 많은 연구가 이루어지고 있다. 지형 모델링 방법은 크게 세가지로 구분 지을 수 있다: 해석적 방법(analytical method), 경험적 방법(empirical method), 반경험적 방법(semi-empirical method).

해석적 방법(analytical method)은 지형과 바퀴간의 상호 작용을 수학적으로 분석하여 지형을 모델링 하는 방법이다. 해석적 방법(analytical method)은 컴퓨터의 수치해석 능력을 기반으로 정확하게 지형을 모델링 하는 것이 가능하며, FDM (Finite Difference Method) [4], FEM (Finite Element Method) [5], DEM (Discrete Element Method) [6] 등의 분석 방법들이 있다. 경험적 방법(empirical method)은 원추 관입 시험기(cone

penetration test)를 지형에 밀어 넣어 나오는 수치, 원추 지수 CI (Cone Index)를 기반으로 지형을 모델링 하는 방법이다[7-10]. 경험적 방법은 오로지 실험에 의해 측정된 데이터를 분석하여 지형을 모델링 하는 방법으로 다양한 지형 모델링이 가능하다. 마지막으로 반경험적인 방법(semi-empirical method)은 지형과 바퀴간의 상호작용의 수학적 가정하에서 베바미터 (bevameter) 장비를 이용해 지형을 모델링 하는 방법이다[1-3,9].

경험적 방법(empirical method)은 지형 모델링 방법 중 가장 간단하지만 다양한 지형의 모델링이 가능하고, 또한 최근 DEM (Discrete Element Method) 지형 모델 시뮬레이션 결과에서 경험적 방법(empirical method)과 유사한 지형 모델 결과와 나와 경험적 방법(empirical method)의 신뢰성을 입증하였다[6]. 본 논문에서는 지형 모델링의 경험적 방법(empirical method)에서 가장 널리 알려진 브리시우스모델(Brixius model)을 이용하여 구동력 추정에 필요한 마찰-슬립 특성을 유도하였다.

마찰-슬립 특성을 통한 최대 구동력 추정 방법에 있어 최대 정지 마찰 계수 μ_p 는 지형과 로봇 바퀴의 상호 작용 운동에서 로봇 바퀴가 지면으로부터 받는 최대 반력(reaction force)을 나타내는 파라미터이다. 따라서 최대 정지 마찰 계수 μ_p 를 추정하는 것은 어떤 지형에서 주행 로봇의 최대 구동 성능을 예측 하는데 있어서 필수적인 과정이다.

본 논문은 야지에서의 마찰-슬립 특성을 기반으로 지형 파라미터로서 최대 정지 마찰 계수 μ_p 와 최적 슬립률 S_p 을 추정하기 위해 이동 지수 B_n' 에 대한 지형 예측 모델을 만들고, 지형 예측 모델을 통해 실시간으로 지형 파라미터를 추정하여 자율 주행 로봇의 최대 구동력을 유도함으로써 효율적인 주행 성능을 확보하는 방법을 제안한다.

그림 1은 본 논문에서 제시하는 최대 구동력 추정 알고리즘의 흐름도이다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 4. 30., 수정: 2012. 6. 18., 채택확정: 2012. 6. 20.

김자영, 이지흥: 충남대학교 메카트로닉스 공학과

(java@cnu.ac.kr/jihong@cnu.ac.kr)

※ 본 연구는 한국과학기술원 국방무인화기특화 연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소 연구비 지원으로 수행되었음.

※ 본 논문은 2012년 27회 ICROS 학술대회에서 초안이 발표되었음.

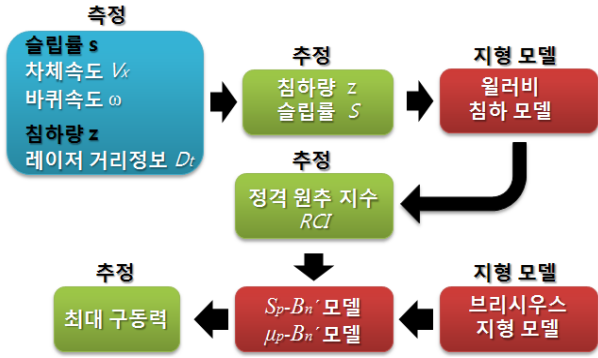


그림 1. 최대 구동력 추정 알고리즘 흐름도.
Fig. 1. Flow chart of an estimation algorithm for maximum traction.

II. 브리시우스 지형 모델(Brixius Terrain Model)

브리시우스 지형 모델은 바퀴와 지면과의 슬립률(Slip Ratio) 식 (1)과 지형 특성을 반영하는 이동 지수(Mobility Number) 식 (2)로 표현될 수 있다[7]. 본 논문에서 식 (2)는 기존의 원추 지수(CI: Cone Index)를 정격 원추 지수(RCI: Rating Cone Index)로 변경하여 사용하였다. 정격 원추 지수 RCI는 원추 지수 CI와 리몰딩 지수 RI의 곱으로 표현할 수 있다(RCI= CI × Remolding Index) [11]. 여기서 리몰딩 지수 RI는 차량이 어떤 지형을 통과함에 있어 차량의 이동 정도에 따라 지면이 침하되었다가 회복되는 정도를 나타내는 변수이다. 결국, RCI와 CI의 관계는 RI에 따라 유동적으로 변하게 되지만, 만약 RCI의 추정을 통해 주행 지형을 정확하게 판단하게 되면 RI 역시 상수로서 결정될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 RCI와 RI을 하나의 추정변수 RCI로 가정하여 이동지수 B_n'을 식 (2)와 같이 표현하였다. 정격 원추 지수 RCI 추정 방법은 III 장에서 소개한다.

$$\text{슬립률 } S = \frac{r\omega - v_x}{\text{MAX}(v_x, r\omega)} \quad (1)$$

$$\text{이동 지수 } B_n' = \left(\frac{(RCI)bd}{W} \right) \left(\frac{1 + 5 \frac{\delta}{h}}{1 + 3 \frac{b}{d}} \right) \quad (2)$$

- W: normal wheel load [kN]
- b: width of tire cross section [m]
- d: tire diameter [m]
- δ: tire deflection [m]
- h: height of tire cross section [m]
- RCI: rating cone index [kPa]

그림 2와 같이 지형과 바퀴 사이에 작용하는 수평 힘을 구동력과 저항력으로 표현할 수 있다. 이것을 이동지수 B_n'과 슬립률 S로서 브리시우스 모델을 유도하면 다음과 같다. (+: S > 0, -: S < 0)

$$\text{구동력 } GT = \pm W \left[C_1 (1 - e^{-C_2 B_n'}) (1 - e^{\mp C_3 S}) + C_4 \right] \quad (3)$$

$$\text{저항력 } MR = W \left[\left(\frac{C_5}{B_n'} + C_4 \pm \frac{C_6 S}{\sqrt{B_n'}} \right) \right] \quad (4)$$

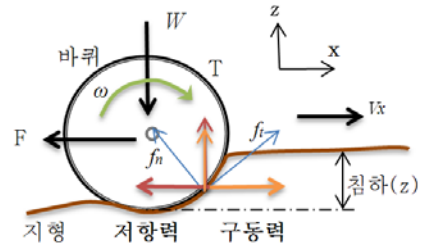


그림 2. 지형과 바퀴 사이에 작용하는 수평 힘.
Fig. 2. Longitudinal interaction force between a wheel and terrain.

식 (3)과 식 (4)를 총체적인 힘의 결합으로서 마찰 계수를 표현하는 함수로 나타내면 식 (5)와 같다.

$$\mu = \pm \left[C_1 (1 - e^{-C_2 B_n'}) (1 - e^{\mp C_3 S}) - \left(\frac{C_5}{B_n'} \pm \frac{C_6 S}{\sqrt{B_n'}} \right) \right] \quad (5)$$

여기서 C₁ ~ C₆은 지형모델 파라미터로서 실험 바퀴의 타이어의 종류에 따라 값이 달라진다. 본 논문에서는 Bias-ply 타이어로서 가정하여 유도하였다. 따라서 지형 모델 파라미터는 C₁ = 0.88, C₂ = 0.1, C₃ = 7.5, C₄ = 0.04, C₅ = 1, C₆ = 0.5으로 지형모델에 사용되었다[7].

그림 3은 슬립률이 양수(S > 0)일 때 브리시우스 지형모델을 슬립률의 변화에 따라 나타낸 그래프이다. B_n' = 50은 단단한 지형(firm soil), 그리고 B_n' = 15는 유연한 지형(sandy soil)을 나타낸다. 그림 3의 결과로서 브리시우스모델은 야지의 다양한 지형을 넓은 범위에서 포함하고 있다는 것을 알 수 있다.

III. 지형 파라미터 μ_p, S_p 추정

1. 지형 파라미터 예측 모델

자율 주행 로봇의 최대 구동력을 추정하기 위해서는 식 (5)를 통해 얻어진 그림 3의 마찰-슬립 특성으로부터 지형 파라미터 μ_p, S_p를 예측하는 것이 필요하다. 지형 파라미터 μ_p는 그림 3에서와 같이 어떤 마찰-슬립 곡선에서의 최대 정지 마찰계수를 나타내고, S_p는 최대 정지 마찰 계수 μ_p를 가질 때의 슬립률을 나타낸다.

그림 3의 지형모델로부터 B_n' 변화에 따라 달라지는 μ_p, S_p 값을 이용하여 B_n' - μ_p, B_n' - S_p 곡선을 그림 4와 같이 생성할 수 있다. 두 곡선을 비선형 회귀 법을 이용하여 수식화 하면 각각의 지형 파라미터 예측 모델은 식 (6), (7)과 같다.

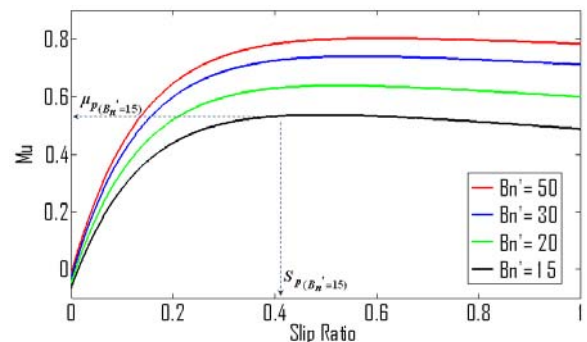


그림 3. 브리시우스 지형 모델 (S > 0).
Fig. 3. Brixius terrain model.

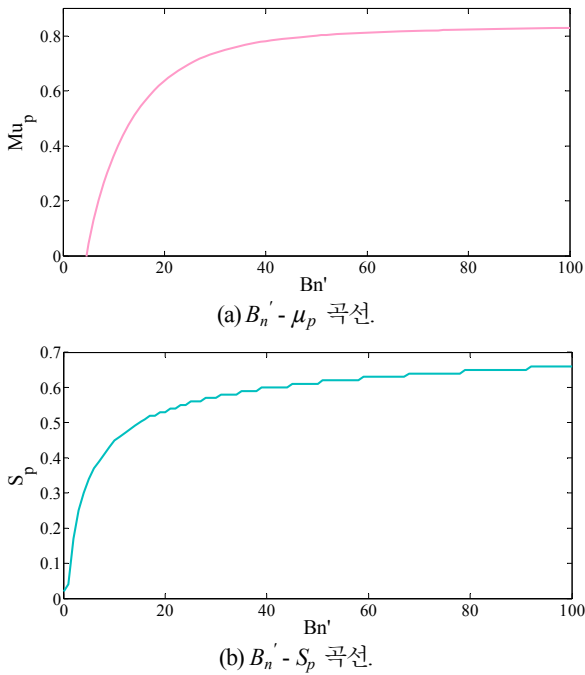


그림 4. 지형 파라미터 예측 모델.
Fig. 4. Prediction model for terrain parameters.

$$B_n' - \mu_p \text{ 모델: } \mu_p = \frac{0.932B_n'}{9.557 + B_n'} \quad (6)$$

$$B_n' - S_p \text{ 모델: } S_p = \frac{0.6943B_n'}{6.0487 + B_n'} \quad (7)$$

2. 이동 지수 B_n' 를 위한 정격 원추 지수 (RCI) 추정

야지 환경에서 주행 로봇의 최대 구동력을 추정하기 위해서는 지형 파라미터 μ_p, S_p 의 예측이 필요하다. 지형 파라미터는 앞서 설명했듯이 이동지수 B_n' 에 대한 지형 파라미터 예측 모델, 식 (6), (7)을 이용하여 예측될 수 있다. 여기서, 지형 파라미터 예측을 위해서는 이동 지수 B_n' 을 추정해야 하는 것이 필수적이다. 식 (2)에서 나타냈듯이 이동 지수 B_n' 은 정격 원추 지수 RCI 에 대한 함수이므로 정격 원추 지수 RCI 를 추정함으로써 지형 파라미터를 예측 할 수 있다. 본 논문에서는 정격 원추 지수 RCI 추정을 위해 윌러비 침하 모델 (willoughby sinkage model)을 이용한다.

식 (8)의 윌러비 침하 모델(willoughby sinkage model)은 차륜의 침하량을 추정하기 위한 경험식이다[11,12].

$$\text{침하량 } z = \frac{5d\sqrt{N}}{\left[\frac{RCI \times bd}{W \left(1 - \frac{\delta}{h}\right)^{\frac{3}{2}} S^{\frac{1}{5}}} \right]^{\frac{5}{3}}} \quad (8)$$

식 (8)을 차량이 1회 통과 할 때($N = 1$), 정격 원추 지수 RCI 에 대해 표현 하면 식 (9)과 같다.

$$RCI = 2.6265 \frac{W \left(1 - \frac{\delta}{h}\right)^{\frac{3}{2}}}{bd^{\frac{5}{3}}} \left(\frac{S}{z^3}\right)^{\frac{1}{5}} \quad (9)$$

따라서 식 (9)에서 슬립률 S 와 침하량 z 을 실시간으로 추정이 가능하다면 정격 원추 지수 RCI , 또한 II 장의 식 (2)의 이동 지수 B_n' 를 추정할 수 있으므로 지형 예측 모델 식 (6), (7)로부터 지형 파라미터 μ_p, S_p 를 추정 할 수 있다.

IV. 지형 파라미터 추정 시뮬레이션

1. 차량 동역학

본 논문에서 제시하는 최대 구동력 추정 방법을 검증하기 위해 주행 로봇의 직진 방향에 대한 동역학을 고려하여 시뮬레이션을 수행 하였다. 그림 5는 차량 종역학 모델을 나타낸다.

차량 종역학 모델을 바탕으로 차체의 종역학 운동 방정식은 식 (10)-(15)와 같다.

$$m\dot{V}_x = F_x + F_d - mg \sin \beta \quad (10)$$

$$F_x = F_{xf} + F_{xr} \quad (11)$$

$$F_d = -\frac{1}{2}C_d\rho AV_x^2 \text{sgn}(V_x) \quad (12)$$

$$F_{xf} = \frac{+L_h(F_d - mg \sin \beta - m\dot{V}_x) + L_r \cdot mg \cos \beta}{L_f + L_r} \quad (13)$$

$$F_{xr} = \frac{-L_h(F_d - mg \sin \beta - m\dot{V}_x) + L_f \cdot mg \cos \beta}{L_f + L_r} \quad (14)$$

$$F_{xf} + F_{xr} = mg \cos \beta \quad (15)$$

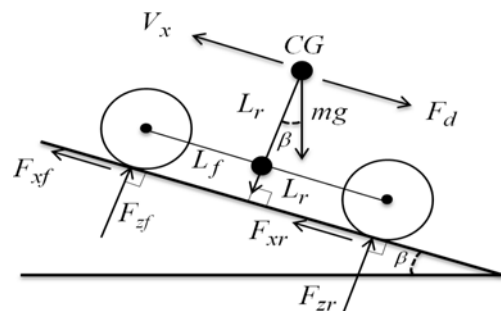
여기서 C_d 는 항력 계수, ρ 는 공기 밀도, A 는 차량 운동 방향으로의 유체 접촉면적이다.

또한, 바퀴에 대한 운동방정식은 식 (16), (17)과 같다.

$$F_{xi} = \mu W_i \quad (16)$$

$$J\dot{\omega}_i = T_i - F_{xi} \cdot r \quad (17)$$

여기서 μ 는 마찰 계수, W 는 한 바퀴에 가해지는 차량의 무게, J 는 바퀴의 관성 모멘트, T 는 바퀴 토크, r 는 바퀴 반지름, 그리고 i 는 바퀴의 개수를 나타낸다. 본 논문에서는 식 (16)의 한 바퀴에 가해지는 차량의 무게 W 는 식 (13)-(15)에서의 차량의 수직력 F_z 와 동일한 변수로서 사용되었다.



- F_{xf}, F_{xr} : 앞바퀴, 뒷바퀴 구동력
- F_{zf}, F_{zr} : 앞바퀴, 뒷바퀴 수직력
- L_f, L_r, L_h : 앞바퀴, 뒷바퀴, 무게중심점까지의 거리
- β : 노면경사도 F_d : 저항력 V_x : 종방향 속도

그림 5. 차량 종역학 모델.
Fig. 5. Longitudinal vehicle dynamics.

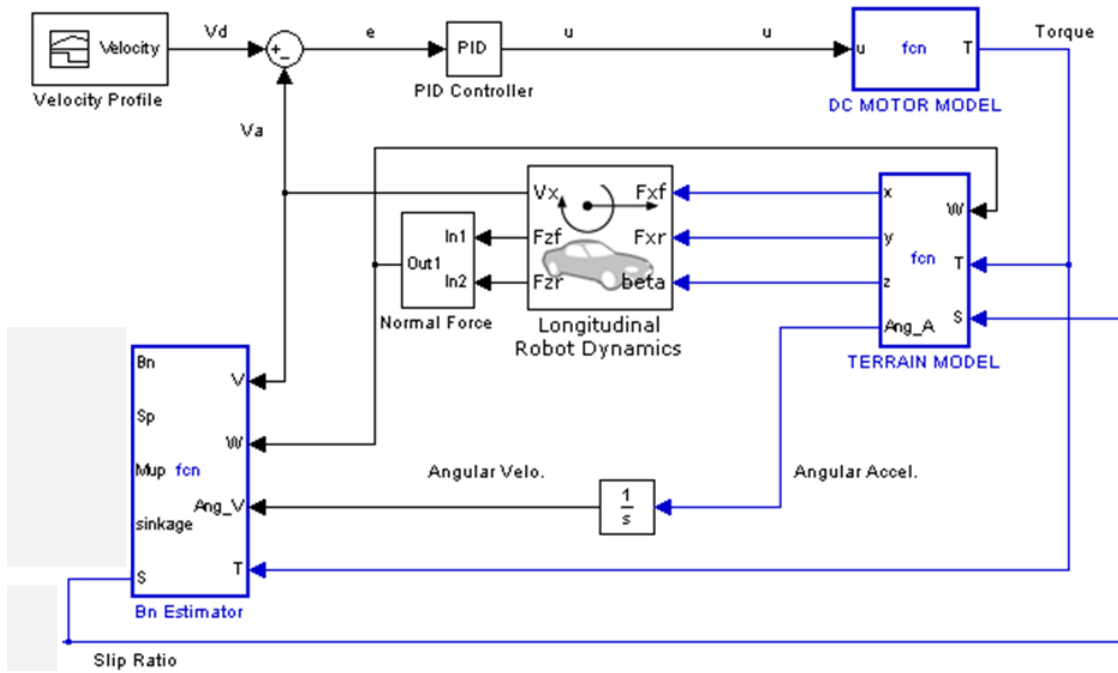


그림 6. 지형 파라미터 추정 시뮬레이터.
Fig. 6. Simulator to estimate terrain parameters.

2. 지형 파라미터 추정 시뮬레이션

그림 6과 7은 매텔랩(MATLAB) 시뮬링크(Simulink)를 이용하여 지형 파라미터를 추정하기 위한 시뮬레이터 구성 및 시뮬레이션 흐름도를 보여준다. 시뮬레이션은 자율 주행 로봇의 속도 제어를 기반으로 하고, 로봇의 주행 시 측정되는 상태 데이터를 입력으로 지형 파라미터를 추정하였다. 그림 6의 시뮬레이터의 구성은 차량의 종역학 모델, 지형 모델, 지형 파라미터 추정기로 나눌 수 있다. 차량의 종역학 모델은 앞 절에서 설명한 것과 같이 종역학 운동 방정식을 이용하여 주행 로봇의 상태를 제어한다. 지형 모델은 II 장에서 설명한 브리시우스 지형 모델 식 (5)를 기반으로 하고 있으며, 지형 모델을 이용하여 로봇이 특정한 지형을 주행할 때 발생하는 현상을 시뮬레이션상에서 구현하였다. 마지막으로 지형 파라미터 추정기는 주행 로봇의 종역학 운동 방정식으로부터 얻어진 상태 데이터를 입력으로 II 장과 III 장에서 설명한 RCI 추정 모델과 μ_p , S_p 예측 모델을 이용하여 지형 파라미터 μ_p , S_p 을 추정하게 된다.

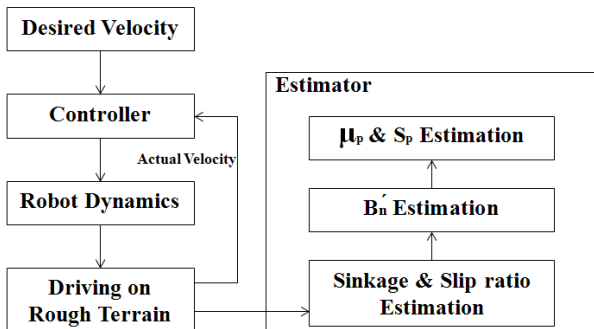


그림 7. 지형 파라미터 추정 시뮬레이션 흐름도.
Fig. 7. Flow chart of simulation to estimate terrain parameters.



(a) Sandy soil.



(b) Firm soil.



(c) Grass-covered soil.

그림 8. 시뮬레이션 상에서 고려된 지형.
Fig. 8. Terrains for simulation.

표 1. 지형에 따른 침하량과 정격 원추 지수[7-9,11,12].

Table 1. Sinkage and rating cone index of terrains.

로봇 무게 1 [t]	유연한 지형	단단한 지형	잔디 지형
침하량 z [m]	0.01~0.05	0.001~0.01	0.001 > z
정격 원추 지수 RCI [kPa]	200~500	400~1200	1000~2000

로봇이 실제 야지 주행을 할 경우, 슬립률 S 와 침하량 z 는 센서를 통해 측정하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 지형 파라미터 추정 시뮬레이션을 위해 슬립률 S 는 차량의 종역학 모델로부터 시뮬레이션을 통해 생성되는 주행 로봇의 상태변수를 측정변수로서 가정하여 슬립률 S 를 추정하였다. 침하량 z 는 그림 8과 같이 3가지 지형, 유연한 지형(Sandy Soil), 단단한 지형(Firm Soil), 잔디 지형(Grass-covered Soil)을 고려하여 각 지형에 대한 침하량 z 와 정격 원추 지수 RCI 의 값을 관련 논문에서 연구된 실험데이터를 분석하여 획득하였다. 이렇게 획득된 침하량 z 와 정격 원추 지수 RCI 데이터 값은 각 지형이 가질 수 있는 범위 값으로 선정하여 시뮬레이션에 활용하였다. 선정된 침하량 z 와 정격 원추 지수 RCI 의 값의 범위는 표 1과 같다.

3. 지형 파라미터 추정 시뮬레이션 결과

주행 로봇의 속도 제어 시뮬레이션 상에서 샘플링 시간은 0.01초로서 로봇의 상태 데이터를 획득한다. 시뮬레이션이 실제 실험과 유사하게 작동하도록 하기 위하여 본 논문에서 제시한 지형 파라미터 추정 방법의 가장 중요한 추정 변수, 슬립률 S 와 침하량 z 는 센서 측정 시 작용하게 될 가우시안 노이즈(Gaussian noise)의 영향을 받는다는 것을 고려하여 시뮬레이션을 수행하였다.

그림 9-11은 각 지형에 따른 지형 파라미터: 이동 지수 B_n' , 최대 정지 마찰 계수 μ_p , 최적 슬립률 S_p 의 추정 결과를 보여주고 있다. 지형 파라미터의 추정 방법에 있어 노이즈의

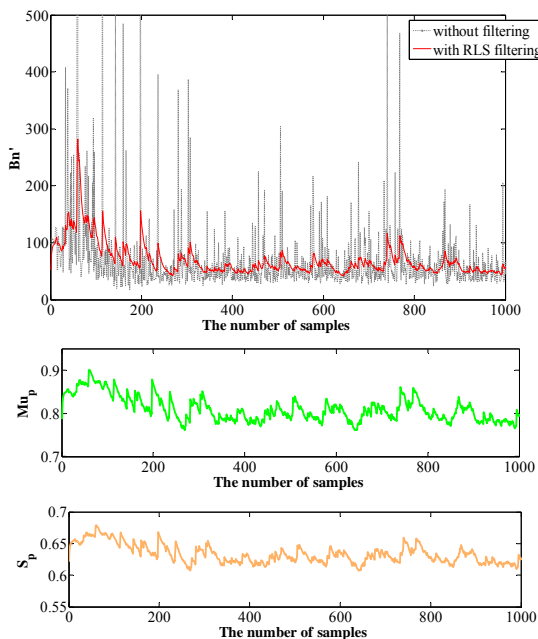


그림 9. 잔디 지형에서의 지형 파라미터 추정.
Fig. 9. Estimation for Terrain parameters on grass-covered soil.

영향을 제거하여 보다 정확한 추정성능을 갖기 위해 본 논문에서는 RLS 필터(Recursive Least Square Filter)를 적용하였다. 그림 9-11의 이동 지수 B_n' 추정 그래프에서 RLS 필터를 적용하여 노이즈 성분을 제거한 결과를 보여주고 있다. 여기서 사용된 RLS 필터의 Forgetting Factor는 0.93을 사용하여 결과를 도출하였다.

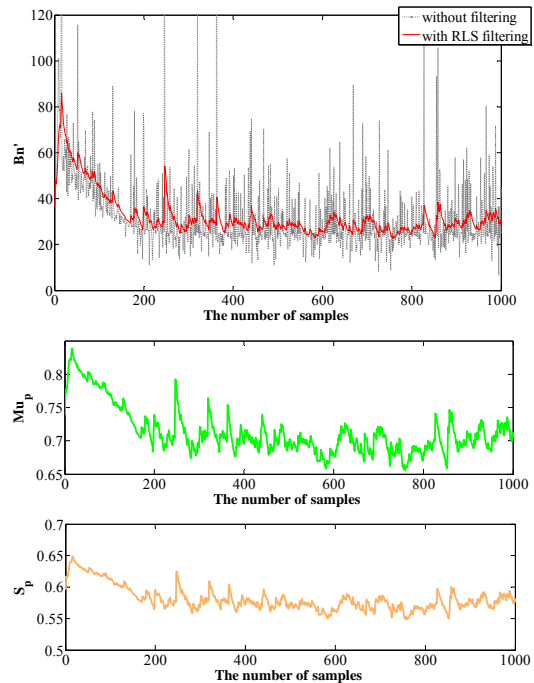


그림 10. 단단한 지형에서의 지형 파라미터 추정.
Fig. 10. Estimation for Terrain parameters on firm soil.

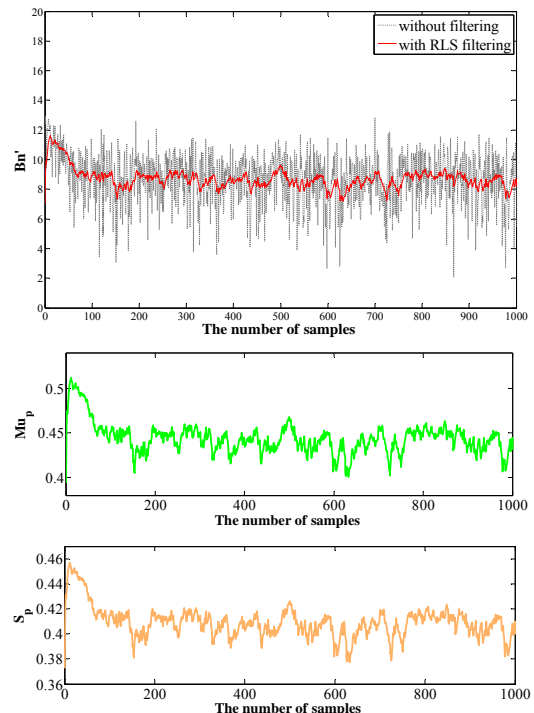


그림 11. 유연한 지형에서의 지형 파라미터 추정.
Fig. 11. Estimation for Terrain parameters on sandy soil.

표 2. 지형 파라미터 추정 에러.

Table 2. Estimation error of terrain parameters.

	유연한 지형	단단한 지형	잔디 지형
μ_p [%]	11.43	3.51	2.45
S_p [%]	8.92	1.96	3.96

추정된 결과를 그림 3의 유연한 지형($B_n' = 10$), 단단한 지형($B_n' = 30$), 잔디 지형($B_n' = 100$)의 지형 모델 그래프와 비교해 보면 각각의 μ_p , S_p 의 값이 높은 정확성을 가지고 추정된다는 것을 볼 수 있다. 정량적인 추정 성능을 확인하기 위해 표 2에서 실험식으로 얻어진 각 지형 모델의 지형 파라미터와 추정 결과로서 얻어진 지형 파라미터의 수치를 식 (18)을 통해 비교해 보았다. 전체적인 추정 정확도는 μ_p 는 약 94%, S_p 는 약 95%이므로, 좋은 추정 성능을 보였다. 여기서 유연한 지형의 추정 에러가 가장 높은 것을 볼 수 있는데, 이것은 지형 예측 모델, 식 (6)과 (7)의 $B_n' - \mu_p$ 와 $B_n' - S_p$ 모델에서 지형 파라미터 예측 모델을 회귀 분석법을 통해 생성할 때 발생하는 모델링 에러로 볼 수 있다. 이 모델링 에러는 보다 정확한 수식화 모델로서 해결이 가능하고, 또한 주행 로봇의 구동력 및 슬립 제어 시 보통 제어 범위가 슬립률 0.1 ~ 0.2에서 이루어지기 때문에 10% 정도의 에러 범위는 어느 정도 무시할 수 있다.

$$\text{추정 에러(estimation error)} = \left| 1 - \frac{\sum_{k=1}^n x_k^{est}}{n \cdot x^{act}} \right| \times 100 [\%] \quad (18)$$

n : the number of samples

x^{est} : estimated values of terrain parameters μ_p, S_p

x^{act} : actual values of terrain parameters μ_p, S_p

4. 최대 구동력 추정

식 (19)은 특정한 지형에서 허용되는 로봇 바퀴의 구동력 범위를 나타낸다. 4륜 구동로봇의 경우, 앞(F_{T1})·뒤(F_{T2})구동 모터가 충분한 출력을 보장한다면, 로봇의 허용 가능한 구동력 범위는 그림 12와 같다.

$$-\mu_p W(S = -S_p) \leq F_T \leq \mu_p W(S = S_p) \quad (19)$$

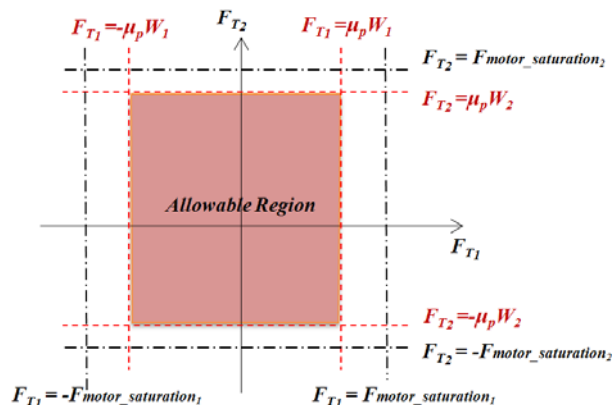


그림 12. 주행 로봇의 허용 가능한 구동력 범위.

Fig. 12. Allowable traction region of a mobile robot.

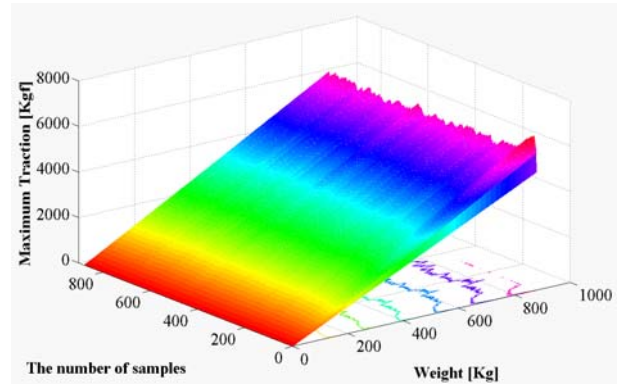


그림 13. 로봇 하중에 따른 최대 구동력 분포.

Fig. 13. Distribution of maximum traction as weight of a robot.

그림 13은 유연한 지형의 지형 파라미터 추정 결과를 토대로 로봇 하중의 변화에 따른 최대 구동력 분포를 보여주고 있다. 결과적으로 주행 로봇의 특정 목적에 따라 최대 구동력 및 허용 가능한 구동 범위 안에서 효율적인 주행 전략을 만들어 낼 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 경험적 방법(Empirical Method)의 지형 모델링 방법으로서 브리시우스 지형 모델(Brixius Terrain Model)을 이용하여 마찰-슬립 특성을 유도하였다. 그리고 브리시우스 모델로부터 다양한 야지 지형에 대한 지형 파라미터 예측 모델을 비선형 회귀 분석 방법을 이용하여 수식화하였다. 지형 파라미터 예측 모델은 이동 지수 B_n' 에 대한 함수이므로 이동지수 B_n' 를 추정함으로써 지형 파라미터 μ_p, S_p 를 예측할 수 있었다.

이동 지수 B_n' 의 추정법은 침하량과 관련된 경험식인 윌러비 침하 모델(Willoughby Sinkage Model)을 이용하여 정격 원추 지수 RCI 를 추정하고, 이동 지수 B_n' 을 예측 할 수 있었다. 추정된 데이터는 RLS 필터를 이용하여 노이즈의 영향을 제거하여 보다 정확한 값을 유도하였다.

결론적으로 다양한 지형에서 주행 로봇의 최대 구동력 추정 시뮬레이션 결과, 높은 정확성의 추정 성능을 발휘하는 것을 볼 수 있었다.

추후 연구로서 본 논문의 결과는 매틀랩(MATLAB) 시뮬레이션을 통해 도출되었으며, 따라서 실제 야지 주행 실험을 통해 본 논문의 알고리즘을 검증해야 한다.

참고문헌

- [1] K. Iagnemma and S. Dubowsky, "Mobile robots in rough terrain: estimation, motion planning and control with application to planetary rover," Springer Tracts in Advanced Robotics 12. Berlin: Springer, 2004.
- [2] G. Ishigami, A. Miwa, K. Nagatani, and K. Yoshida, "Terramechanics-based model for steering maneuver of planetary exploration rovers on loose soil," *Journal of Field Robotics*, vol. 24, no. 3, pp. 233-250, 2007.
- [3] J. Y. Wong, "Terramechanics and off-road vehicle engineering: terrain behavior, off-road vehicle, performance and design," Elsevier, 2nd Edition, 2010.

- [4] L. K. Karafiath and E. A. Nowaizki, "Soil mechanics for off road vehicle engineering," *Trans Tech Publications*, Germany, 1978.
- [5] C. H. Liu and J. Y. Wong, "Numerical simulations of tire-soil interaction based on critical state soil mechanics," *Journal of Terramechanics*, vol. 33, no. 5, pp. 209-221, 1996.
- [6] Z. Asaf, I. Shmulevich, and D. Rubinstein, "Predicting soil-rigid wheel performance using discrete element method," *Transactions of the ASABE*, vol. 49, no. 3, pp. 607-616, 2006.
- [7] W. W. Brixius, "Traction prediction equations for bias ply tires," *ASAE*, no. 87-1622, 1987.
- [8] M. D. Evans, R. L. Clark, and G. Manor, "An improved traction model for ballast selection," *ASAE*, vol. 34, no. 3, pp. 773-780, 1991.
- [9] V. K. Tiwari, K. P. Pandey, and P. K. Pranav, "A review on traction prediction equations," *Journal of Terramechanics*, vol. 47, pp. 191-199, 2010.
- [10] Z. Shiller, M. P. Mann, and D. Rubinstein, "Dynamic stability of off-road vehicle considering a longitudinal terramechanics model," *ICRA*, pp. 1170-1175, 2007.
- [11] R. T. Affleck, "Disturbance measurements from off-road vehicles on seasonal terrain," Technical Report ERDC/CRREL TR-0512, US Army Corps of Engineers, Vicksburg, MISS., USA., 2005.
- [12] J. S. Nam, Y. J. Park, and K. U. Kim, "Determination of rating cone index using wheel sinkage and slip," *Journal of Terramechanics*, vol. 47, pp. 243-248, 2010.
- [13] J. Kim and J. Lee, "Maximum traction prediction to improve trafficability for autonomous mobile robots on rough terrains," *Proc. of the 27th ICROS Annual Conference (in Korean)*, April 2012.
- [14] H.-S. Kang, Y. K. Kwak, H.-D. Choi, H.-K. Jeong, and S.-H. Kim, "Estimation of the maximum friction coefficient of the rough terrain to control the mobile robots," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 14, no. 10, pp. 1062-1072, Oct. 2008.
- [15] H. D. Choi, C. K. Woo, H. S. Kang, S. H. Kim, and Y. K. Kwak, "Traction control of mobile robot based on slippage detection by angular acceleration change," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 15, no. 2, pp. 184-191, Feb. 2009.



김 자 영

2008년 충북대학교 기계공학과 학사 졸업. 2011년 충남대학교 메카트로닉스 공학과 석사 졸업. 2011년~현 동 대학원 박사과정 재학중. 관심분야는 자율 주행 로봇, 지능 제어, 지형 인식.



이 지 흥

1983년 서울대학교 전자공학과(공학사). 1985년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사). 1991년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사). 1994년~현 충남대학교 메카트로닉스 교수. 관심분야는 로보틱스, 위치추정, 양팔 로봇 제어.