

무인로봇의 주행성 분석을 위한 지형정보 추출

Terrain Information Extraction for Traversability Analysis of Unmanned Robots

진강규, 이현식, 이윤형, 소명옥, 채정숙, 이영일
 한국해양대학교 컴퓨터·제어·전자통신공학부
 국방기술품질원 기동화력센터
 한국항공우주연구원
 한국해양대학교 선박전자기계공학부
 국방과학연구소

Gang-Gyoo Jin, Hyun-Sik Lee, Yun-Hyung Lee, Myung-Ok So, Jeong Sook Chae & Young-Il Lee
 Div. of Computer, Control & Electronic Communication Eng., Korea Maritime University
 (ggjin@hhu.ac.kr)

Abstract

Recently, the development and application of unmanned robots are increasing in various fields including surveillance and reconnaissance, planet exploration and disaster relief. Unmanned robots are usually controlled from distance using radio communications but they should be equipped with autonomous travelling function to cope with unexpected terrains and obstacles. This means that unmanned robots should be able to evaluate terrain's characteristics quantitatively using mounted sensors so as to traverse harsh natural terrains autonomously. For this purpose, this paper presents an algorithm for extracting terrain information from elevation maps as an early step of traversability analysis. Slope and roughness information are extracted from a world terrain map based on least squares method and fractal theory, respectively. The effectiveness of the proposed algorithm is verified on both fractal and real terrain maps.

Key Words : Unmanned robot, Slope, Roughness, Least squares method, Fractal theory.

1. 서론

최근 행성 탐사, 군사 작전에서의 감시 및 정찰, 재난 구조 등의 임무를 수행할 수 있는 무인로봇의 개발과 사용의 예가 증가하고 있다. 일반적으로 무인로봇은 무선 통신을 통해 원격에서 제어되지만 예기치 않은 지형환경에 직면하더라도 목적지까지 가장 안전하고 빠른 경로를 찾아 기본임무를 수행할 수 있도록 자율주행 기능을 가져야 한다. 이를 위해서는 탑재된 센서로부터 지형환경 정보를 입수하여 그 특성을 추출하고 이를 이용하여 안전한 주행 방향과 속도를 판단할 수 있는 기능이 요구된다. 이러한 이유로 지형환경의 주행성 분석(Traversability analysis)에 관한 다양한 연구가 수행되고 있다.

Gennery [1]는 해석적인 방법으로 지형정보를 얻고 주행성 분석용 평가함수를 유도하였으며, Seraji [2-3] 등은 행성탐사 Rover용 주행성 분석과 주행규칙을 제안하면서 처음으로 퍼지추론을 적용하였다. 또한 Huajun [4] 등은 주행성 판단을 위해 Separate-Integrate 모델 및 퍼지기법을 결합한 기법을 제안하였으며, 진 등[4]은 주행성 분석과 주행속도 추론을 위해 T-S 형의 퍼지 시스템을 제안하였다.

주행성 척도는 크게 전역(Global) 주행성과 지역(Local) 주행성으로 구분될 수 있다. 특히 지역 주행성은 다소 차이는 있겠지만 1~50m 거리에서 접근해오는 장애물에 대한 통과 여부를 판단하는 척도로서, 일반적으로 높게 장착된 카메라로부터 취득되는 영상정보나 아니면 사전에 구축된 지형 맵(Terrain map)으로부터 지형의

경사도(Slope), 거칠기(Roughness) 등의 정보를 추출하여 사용한다.

본 논문에서는 지역 주행성 분석 알고리즘을 개발하기 위한 전 단계로 월드 지형 맵으로부터 기울기와 거칠기를 추출하는 알고리즘을 제안한다. 기울기와 거칠기는 각각 최소자승법과 프랙탈 이론(Fractal theory)를 기반으로 추출된다. 제안된 알고리즘은 가상의 프랙탈 지형과 실제 지형 맵을 이용하여 그 유효성이 확인된다.

2. 지형 맵과 분할

무인로봇이 야지를 주행할 경우에 지형 정보를 획득하여 지형 맵을 구축해야 할 필요가 있다. 본 연구에서는 그림 1과 같은 3차원 지형 맵이 주어진다 가정하였다. 지형 맵은 같은 크기의 다수의 셀(Cell)로 분할되어 있으며 각 셀은 위치 정보 (x, y)와 고도(Elevation) 정보 z를 포함하고 있다.

주행성 분석을 목적으로 로봇의 진행 방향으로부터 $-90^\circ \sim 90^\circ$ 사이의 반경 R거리 지형을 그림 2와 같이 원형으로 분할하고, 각 패치(Patch)의 지형정보를 추출하는 문제를 다룬다. 패치의

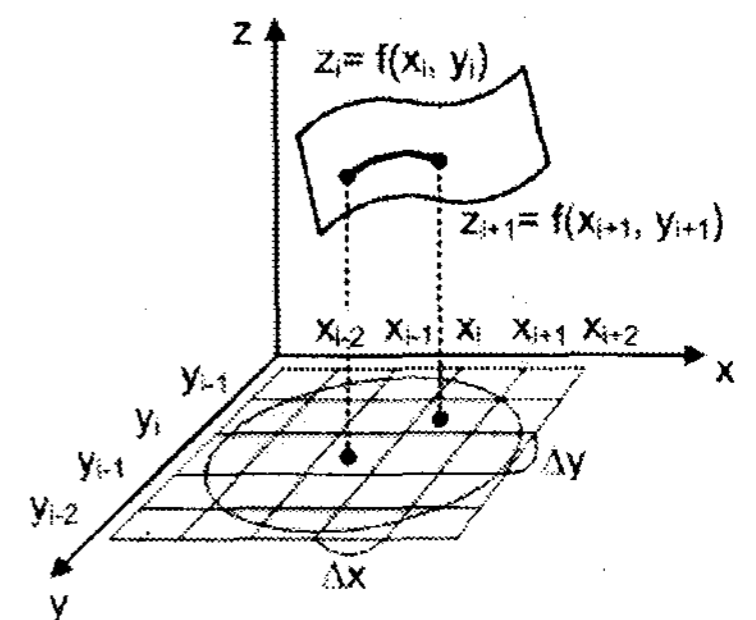


Fig. 1. 3D terrain map

반경은 r 이고, 여기에는 다수의 셀이 포함되며, 각 패치 중심 간의 각은 θ 이다. 지형의 기울기와 거칠기는 패치 단위로 계산되며 셀이 내포하고 있는 지형의 고도정보를 이용한다.

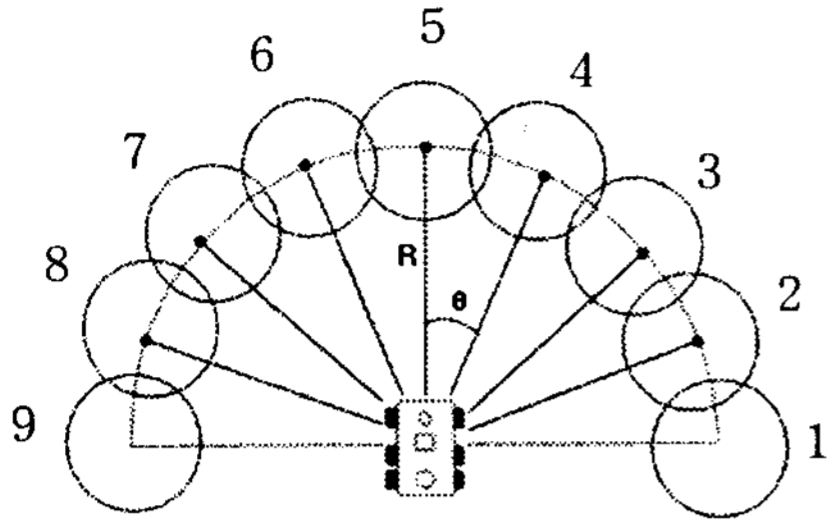


Fig. 2. Partition of region

3. 지형정보의 추출

3.1 지형 기울기

지형의 기울기는 무인로봇의 안전 주행에 영향을 주는 요소로서, 기울기가 클수록 통과하기가 어렵게 된다. 기울기는 영상정보로부터 추출하거나 구축된 지형 맵으로부터 계산될 수 있으며 그 방법으로는 신경회로망을 이용하는 법[6], 해석적인 계산 법[1,4] 등이 있으며 상승지형인 경우에는 양, 하강 지형의 경우에는 음의 값으로 표시된다.

본 연구에서는 구축된 지형 맵을 기반으로 최소자승법을 이용하여 기울기를 추출한다. 중심 위치가 (x_i, y_j) 이고 반경 r 인 임의의 패치 내에 포함된 모든 셀의 인덱스(Index) 집합, 즉 $\sqrt{(x_n - x_i)^2 + (y_m - y_j)^2} \leq r$ 의 관계를 만족하는 모든 (m,n) 의 집합을 $I_{i,j}$, 그 크기를 $N = |I_{i,j}|$ 라 하면, 패치의 지형은 3차원 공간에서의 근사적으로 평면 방정식으로 표현될 수 있다.

$$f(x_i, y_j) = a_0 + a_1x_i + a_2y_j + \varepsilon, \quad \forall (i, j) \in I_{i,j} \quad (1)$$

여기서 a_0, a_1, a_2 는 계수이며 ε 는 각 셀마다 독립인 오차이다.

N 개 셀의 고도 정보를 식 (1)에 대입하고 행렬-벡터로 표현하면 식 (2)를 얻을 수 있다.

$$\mathbf{z} = \mathbf{Ax} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2)$$

여기서

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} f(x_{i-n}, y_{j-m}) \\ f(x_{i-n+1}, y_{j-m}) \\ \vdots \\ f(x_{i+n}, y_{j+m}) \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^N, \mathbf{x} = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^3, \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^N$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & x_{i-n} & y_{j-m} \\ 1 & x_{i-n+1} & y_{j-m} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{i+n} & y_{j+m} \end{bmatrix}$$

오차를 최소로 하는 계수 벡터 \mathbf{x} 를 추정하기 위해 평가 함수 J 를 식 (3)과 같이 정의하면

$$J = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} = (\mathbf{z} - \mathbf{Ax})^T (\mathbf{z} - \mathbf{Ax}) \quad (3)$$

$\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 의 역행렬이 존재하는 경우에 $\partial J / \partial \mathbf{x} = 0$ 을 만족하는 추정치 $\hat{\mathbf{x}}$ 는 다음과 같게 된다.

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{z} \quad (4)$$

이로부터 X-Z평면(로봇의 좌우방향)의 기울기 α_x 와 Y-Z평면(로봇의 전후방향)의 기울기 α_y 는 각각 a_1, a_2 가 되며, 최종적으로 기울기 α 는 식 (5)와 같이 계산된다.

$$\alpha = \max(|\alpha_x|/S_x, |\alpha_y|/S_y) \quad (5)$$

여기서 S_x, S_y 는 각각 로봇이 X-Z평면 및 Y-Z평면상으로 주행할 수 있는 최대 기울기를 의미한다. 이때 오차 제곱합 SSE와 오차의 분산은 다음과 같이 주어진다.

$$\text{SSE} = \mathbf{z}^T \mathbf{z} - \mathbf{z}^T \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}} \quad (6a)$$

$$\sigma^2 = \frac{\text{SSE}}{N-1} \quad (6b)$$

한편 로봇의 진행방향에 따라 패치 내의 모든 점들 $(x_i, y_j), \forall (i, j) \in I_{i,j}$ 은 식 (7)과 같이 사상되어 사용된다. 이때 θ 는 로봇의 진행방향과 월드 맵의 X축과 이루는 각으로서 반시계방향으로 측정된다.

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_j \end{bmatrix} \quad (7)$$

3.2 지형 거칠기

거칠기는 어떤 고정된 위치에서 측정되는 노면의 지질학적 불규칙성, 즉 요철의 빈도로서 야지 주행 시 무인로봇의 주 장애요인이 된다. 요철의 빈도가 많으면 많을수록 해당 지역으로의 주행이 더 어렵게 된다. 거칠기를 얻는 방법으로 영상 데이터에서 추출되는 장애물의 크기와 집적도를 입력으로 하여 퍼지추론하는 법[2], 프랙탈 기법을 이용하는 법[4,7], 지형 맵을 기초로 Fourier 변환을 이용하는 법[8] 등이 제안되고 있다.

최근 프랙탈 기법을 이용하는 예를 자주 찾아볼 수 있어 본 연구에서도 이를 이용한다. 1970년대 Pentland[9]에 의해 제안된 프랙탈 이론은 자기유사성(Self-affinity)과 소수차원을 그 특성으로 가지며 지형, 해안선, 구름 등 자연현상에서 발견되는 불규칙성이나 복잡성을 프랙탈 차원(Fractal dimension)으로 표시해 준다.

지형의 거칠기 추정에 프랙탈 이론을 이용하는 대표적인 방법으로는 Box-counting법과 프랙탈 브라운 운동(Fractal Brownian motion: fBm) 모델이 있으며, 본 연구에서는 fBm 모델을 이용한다. fBm 모델로서의 프랙탈 브라운 함수 $f(\mathbf{q})$ 는 식 (8)을 만족한다.

$$P \left\{ \frac{f(\mathbf{q} + \Delta \mathbf{q}) - f(\mathbf{q})}{\Delta d^H} < t \right\} = F(t) \quad (8a)$$

$$F(t) = \int_{-\infty}^t \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_B}} \exp\left(-\frac{s^2}{2\sigma_B^2}\right) ds \quad (8b)$$

여기서 $\mathbf{q} = (x_i, y_j) \in \mathbf{R}^2$ 와 $\mathbf{q} + \Delta \mathbf{q} = (x_i + \Delta x_i, y_j + \Delta y_j)$ 는 X-Y평면상의 두 점, $\Delta d = \|\Delta \mathbf{q}\| = \sqrt{\Delta x_i^2 + \Delta y_j^2}$ 는 두 점 간의 거리, $f(\mathbf{q} + \Delta \mathbf{q}) - f(\mathbf{q})$ 는 통계적으로 자기유사성을 가진다. H 는 자기유사성 상수(Self-affinity parameter)이며 $F(t)$ 는 $N(0, \sigma_B^2)$ 을 따르는 확률변수 t 의 누적분포함수이다. 식 (8)의 평균을 취하면 식 (9)와 같은 결과를 얻을 수 있다[7,9].

$$E\{|f(q+\Delta q)-f(q)|\} = \Delta d^H C \quad (9)$$

여기서 $C = 2\sigma_B/\sqrt{2\pi}$ 로 정의되는 상수이다. 식 (9)를 log-log 공간으로 변환하면 식 (10)과 같이 선형 방정식으로 표현할 수 있다.

$$\log E\{\Delta z_{\Delta d}\} = \log C + H \log \Delta d \quad (10)$$

여기서 $\Delta z_{\Delta d} = |f(q+\Delta q)-f(q)|$ 로 정의된다. 그러므로 H는 식 (11)과 같이 계산될 수 있는데, 본 연구에서는 최소자승법을 적용하기로 한다.

$$H = \frac{\partial \log E\{\Delta z_{\Delta d}\}}{\partial \log \Delta d} \quad (11)$$

마지막으로 3차원 공간 지형의 거칠기를 의미하는 프랙탈 차원 D는 다음과 같이 계산된다.

$$D = 3 - H \quad (12)$$

이때 D가 크면 클수록 지형의 거칠기가 더 크고 반대일 경우 더 평탄한 것을 의미한다.

이와 같이 프랙탈 브라운 함수를 이용하여 지형의 거칠기를 추출하는 절차를 정리한 것은 다음의 표 1과 같고 그림 3은 단계 1을 설명해 준다.

Table 1. Procedure for estimating terrain roughness using the fractal Brownian function.

- | |
|--|
| <p>Step 1: compute statistics $E\{ f(q+\Delta q)-f(q) \}$ at each $\Delta d_k, k = 1, 2, \dots, m$</p> <p>Step 2: estimate H using bi-logarithm data and the least squares method</p> <p>Step 3: compute roughness $D = 3 - H$</p> |
|--|

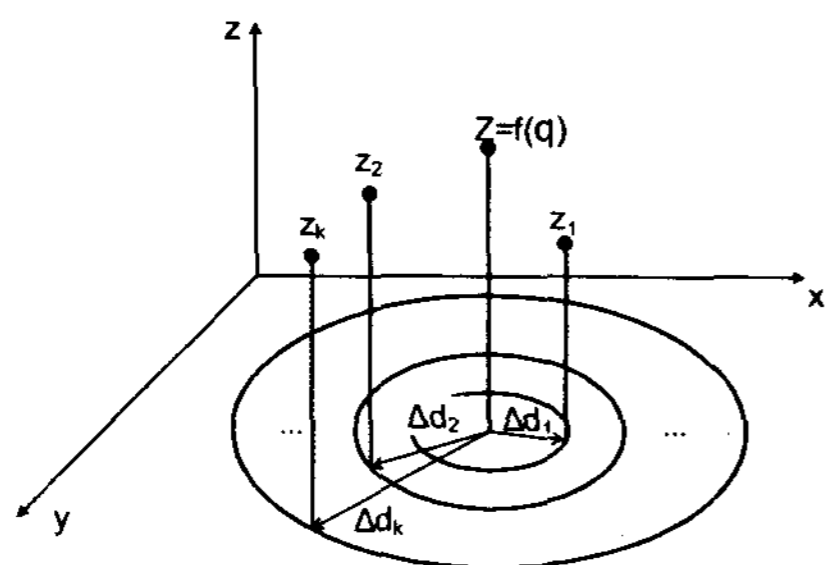


Fig. 3. Characteristics of the fractional Brownian function

4. 모의실험 및 결과

제안된 기법의 유효성을 검증하기 위하여 프랙탈 맵과 실제 지형 맵을 이용하여 모의실험을 실시하였다. 무인 로봇의 크기는 15×15셀로 가정하였다. 프랙탈 브라운 함수는 스케일 변화에 상관없이 그 차원은 불변이지만 실제 지형은 엄밀히 말해서 정확한 프랙탈이 아니기 때문에 모든 스케일 영역에서 일정하지 않을 수 있다[7]. 이 때문에 프랙탈 차원을 추정할 때 최대 스케일 Δd_{max} 을 적절히 정할 필요가 있다. 본 연구에서는 $\Delta d_{max} = 1.75(0.25m/cell \times 7cells)$ 로 선정하였다.

4.1 프랙탈 맵에서의 추출

프랙탈 지형을 만들어 내는 방법으로는 여러 가지가 있지만 이중에서도 효과적인 방법이 Midpoint displacement법[10]이고, 그림 4는 이를 이용해 만든 것이다. 맵은 모두 513×513 셀로 구분되어 있고, 한 셀의 크기는 0.25m×0.25m로 가정하였다. 최저 고도는 $z_{min} = -2.59m(x=162, y=322)$, 최고 고도는 $z_{max} = 5.39m(x=82, y=2)$, 평균 고도는 0.95m이다. 그림 5는 등고선 상에 로봇과 패치의 위치를 보여주고 있다.

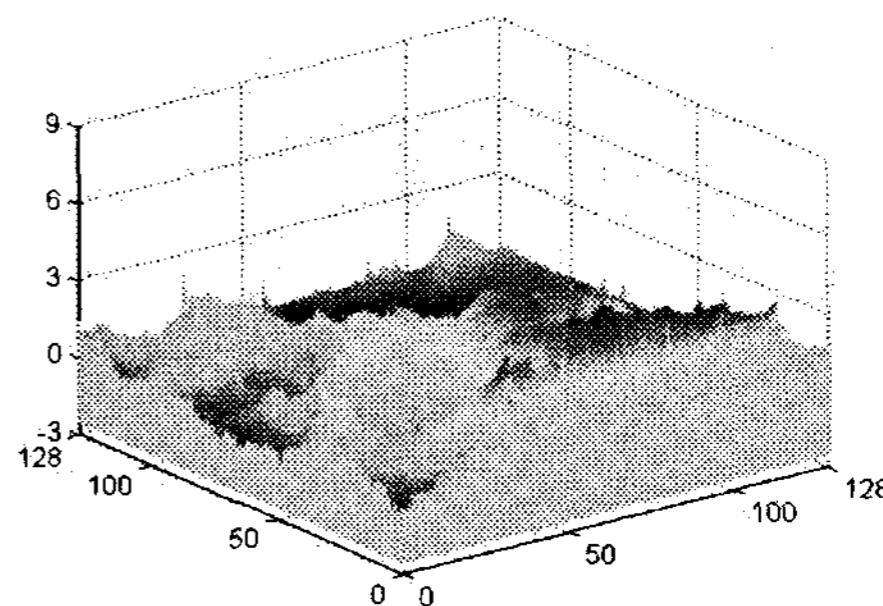


Fig. 4. A fractal terrain created by the midpoint displacement method

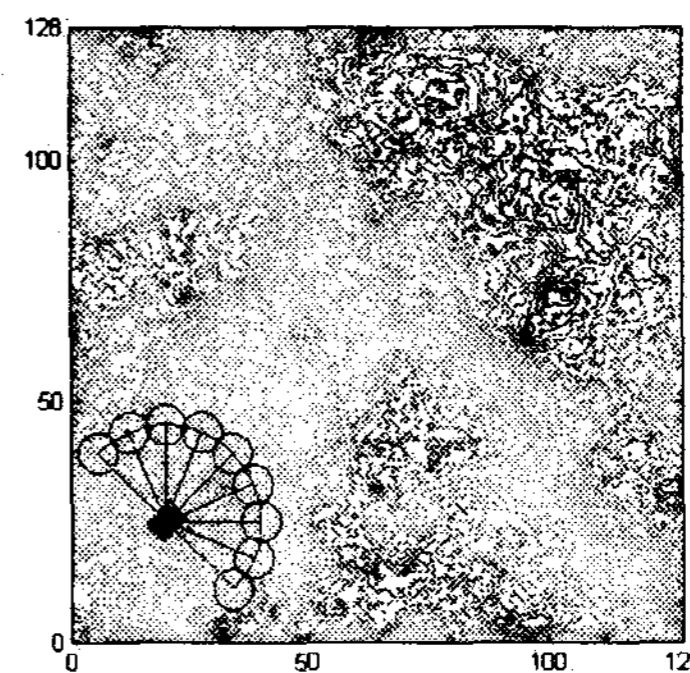


Fig. 5. Robot and patches on the contour

그림 4의 데이터를 이용하여 각 분할영역에서의 기울기와 거칠기를 추출한 결과는 표 2와 같다. 기울기 α [°]는 편의상 $S_x = S_y = 1$ 로 간주하여 계산해 놓았다.

Table 2. Slope and roughness estimation on the fractal terrain

No	α	σ	D	z_{min}	z_{max}	z_{ave}
1	6.64	0.064	2.09	2.22	2.90	2.43
2	2.18	0.062	2.55	1.94	2.37	2.15
3	8.85	0.078	2.12	1.15	1.95	1.64
4	4.38	0.062	2.13	0.73	1.27	1.00
5	7.07	0.070	2.11	1.05	1.94	1.35
6	4.28	0.102	2.60	0.45	1.18	0.90
7	6.92	0.059	2.35	0.43	1.03	0.73
8	5.28	0.089	2.55	-0.22	0.67	0.24
9	6.77	0.071	2.37	0.41	1.28	0.85

4.2 실제 지형 맵에서의 추출

다음은 실제 지형 맵을 이용하여 기울기와 거칠기를 추출하였다. 그림 6은 특정 지역의 지형 맵을 3D로 그린 것이다. 맵은 모두 2,537×1,422 셀로 구성되어 있고, 셀의

크기는 0.25m×0.25m이다. 최저 고도는 $z_{min}=58.56m(x=215, y=338)$, 최고 고도는 $z_{max}=103.53m(x=553, y=5)$, 평균 고도는 71.29m이다. 그림 7은 등고선 상에 로봇과 패치의 위치를 보여주고 있다.

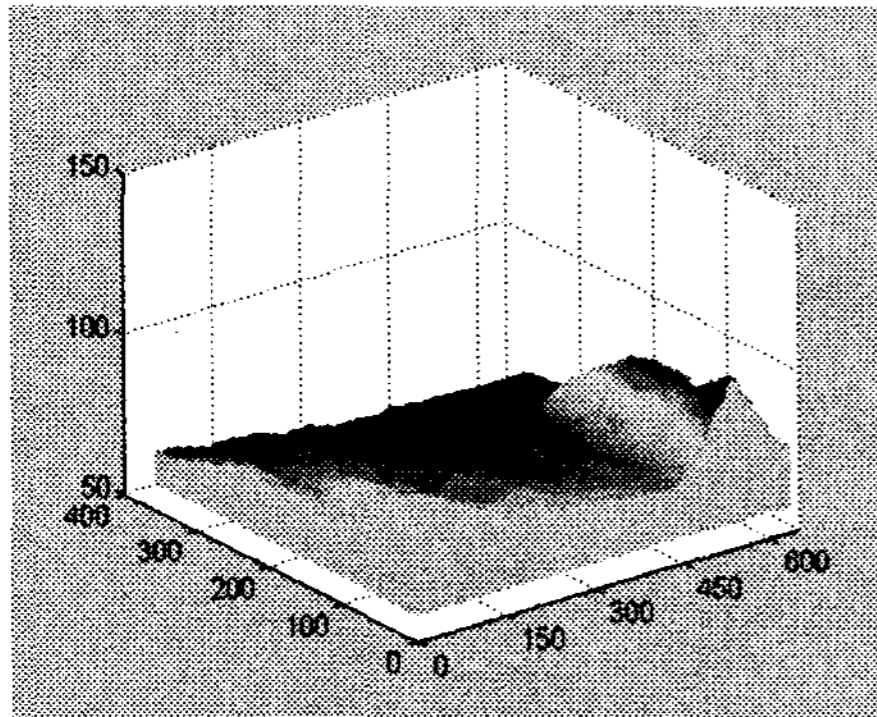


Fig. 6. Real terrain

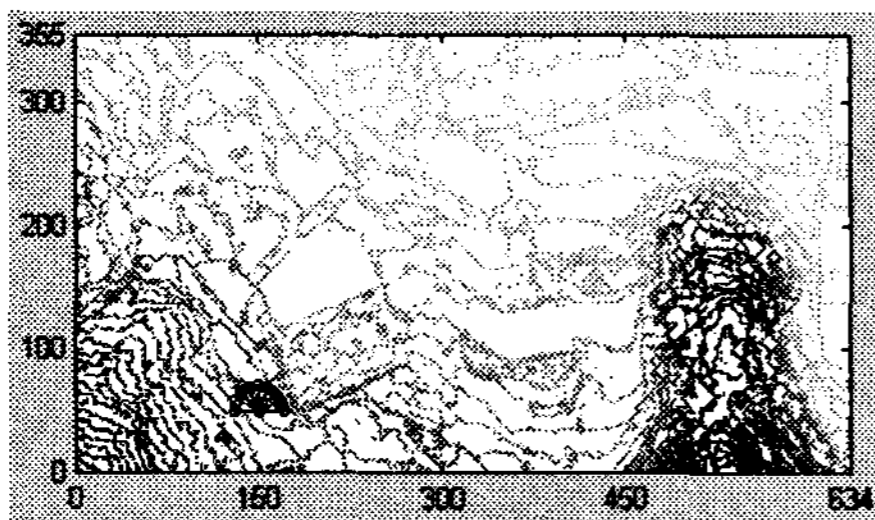


Fig. 7. Robot and patches on the contour

표 3은 각 패치에서 기울기와 거칠기를 추정한 결과를 지형고도 정보와 같이 표시한 것이다.

Table 3. Slope and roughness estimation on the real terrain

No	α	σ	D	Z_{min}	Z_{max}	Z_{ave}
1	2.08	0.05	2.21	77.49	77.94	77.70
2	4.02	0.04	1.63	77.16	77.53	77.31
3	3.89	0.08	2.04	76.69	77.12	76.91
4	11.91	0.17	2.15	75.96	77.00	76.54
5	8.81	0.17	2.99	76.27	77.01	76.68
6	4.95	0.07	2.12	76.87	77.48	77.27
7	13.82	0.14	0.85	77.53	78.72	78.02
8	3.54	0.05	2.34	78.83	79.42	78.99
9	1.04	0.04	2.39	80.07	80.36	80.20

그림 8은 4번 패치에서 프랙탈 차원을 추정하는 그림을 보여주고 있다.

5. 결론 및 향후 과제

본 연구에서는 무인로봇의 주행성 분석을 위한 기초적인 단계로 지형 맵으로부터 기울기와 거칠기를 추출하는 방법을 다루었다. 지형의 곡면을 평면 방정식으로 표현한 다음 최소자승법으로 방정식의 계수를 얻고 이로부터 지형의 기울기를 추출하였다. 또한 프랙탈 브라운 함수의 프랙탈 차원을 계산하여 지형의 거칠기를 추출하였다. 가상의 프랙탈 지형 맵과 실제 지형 맵을 이용한 시뮬레이션을 수행하여 제안된 기법의 유효성을 확인할 수

있었다. 향후 추출된 지형 정보를 이용하여 무인로봇의 주행성을 분석하고 주행 방향과 속도를 결정하는 연구가 필요하다.

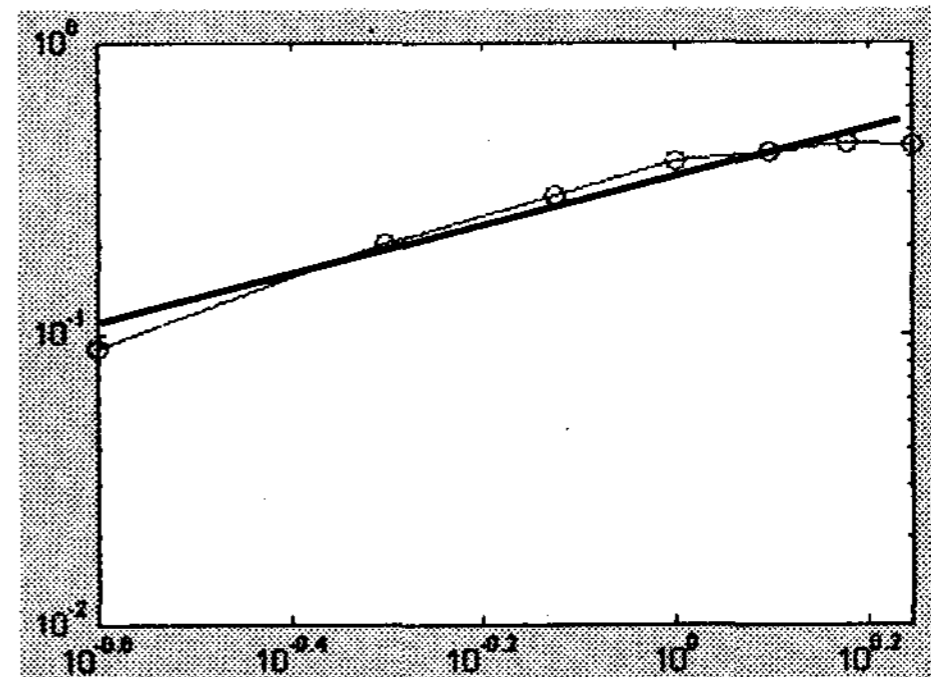


Fig. 8. Fractal dimension estimation on Patch #4($H=0.85, D=3-H=2.15$)

참고 문헌

- [1] D. B. Gennery, "Traversability Analysis and Path Planning for a Planetary Rover," *Autonomous Robots*, Vol. 6, pp. 131-146, 1999.
- [2] H. Seraji, "Traversability Index: A New Concept for Planetary Rovers," *Proc. of the 1999 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2006-2013, 1999.
- [3] H. Seraji and B. Bon, "Multi-Range Traversability Indices for Terrain-Based Navigation," *Proc. of the 2002 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2674-2681, 2002.
- [4] L. Huajun, Y. Jingyu, Z. Chunxia, "A Generic Approach to Rugged Terrain Analysis Based on Fuzzy Inference," *8th Int. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision*, pp. 1108-1113, 2004.
- [5] 진강규 외 4인, "무이자율차량용 퍼지기반의 주행성 분석(I)," *한국군사과학기술학회 2007도 종합학술대회*, pp. 1110-1113, 2007.
- [6] E. Tunstel, A. Howard and H. Seraji, "Rule Based Reasoning and Neural Network Perception for Safe Off Road Robot Mobility," *Expert Systems*, Vol. 19, No. 4, pp. 191-200, 2002.
- [7] N. Yokoya and K. Yamamoto, "Fractal-Based Analysis and Interpolation of 3D Natural Surfaces and Their Application to Terrain Modeling," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 46, pp. 284-302, 1989.
- [8] R. Hoffman and E. Krotkov, "Terrain Roughness Measurements from Elevation Maps," *SPIE Mobile Robots*, Vol. 1195, 1989.
- [9] A. Pentland, "Fractal-Based Description of Natural Scenes," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 6, No. 6, pp. 661-674, 1984.
- [10] D. Saupe, "Algorithms for Random Fractals", *The Science of Fractal Images*. In H. -O. Peitgen and D. Saupe, Editors, Springer-Verlag, 1988.