

지형 고도 맵으로부터 기울기와 거칠기 추출 방법

Slope and Roughness Extraction Method from Terrain Elevation Maps

진강규*, 이현식, 이윤형, 소명옥, 신옥근, 채정숙, 이영일

(Gang-Gyoo Jin, Hyun-Sik Lee, Yun-Hyung Lee, Myung-Ok So, OK-Keun Shin, Jeong Sook Chae, and Young-Il Lee)

Abstract : Recently, the interests in 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 an autonomous travelling function to cope with unexpected terrains and obstacles. This means that they 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 a method for extracting terrain information, that is, slope and roughness from elevation maps as a prior step of traversability analysis. Slope is extracted using the curve fitting based on the least squares method and roughness using three metrics and their weighted average. The effectiveness of the proposed method is verified on both a fractal map and the world model map of a real terrain.

Keywords : unmanned robot, terrain map, information extraction, least squares method, fractal theory

I. 서론

최근 선진국을 중심으로 행성 탐사, 군사 작전에서의 감시 및 정찰, 재난구조 등의 임무를 수행할 수 있는 무인로봇의 개발과 사용 예가 증가하고 있다. 민간학연 공동으로 개발되고 있는 군사용 로봇은 국가안보에 중요한 역할을 담당하게 되며, 장기적으로 민수용 첨단기술을 선도해나갈 수 있다는 점에서 국가가 추진해야 할 6대 미래기술 과제 중 하나로 인식되고 있다.

일반적으로 무인로봇은 무선통신을 통해 원격으로 제어되지만 예기치 않은 환경에 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 바탕으로 안전한 방향과 속도를 결정하기 위한 주행성 분석 기능이 요구된다.

주행성 분석은 크게 전역 주행성 분석(Global Traversability Analysis : GTA)과 지역 주행성 분석(Local Traversability Analysis : LTA)으로 구분될 수 있다. GTA는 계획된 지역을 사전에 위성, 레이더 등을 이용하여 광역 스케일의 저해상도 지형도를 얻고, 이를 기반으로 산, 호수, 골짜기, 숲 등 지형의 특징을 식별하고 로봇이 통과하기에 적합한 지역인지를 오프라인적으로 판단하는 것이고, LTA는 로봇의 제원

에 따라 다소 차이는 있지만 일반적으로 반경 수 미터에서 수 십 미터 이내의 지역에 대해 스테레오 비전 카메라나 레이저 거리측정기 등으로 얻어진 고해상도 영상정보나 이로부터 구축된 지형 맵(terrain map)을 기반으로 해당 지형의 통과가능 여부를 온라인적으로 판단하는 것이다. 특히 지역주행은 로봇으로부터 근거리 지역을 커버하기 때문에 안전주행을 판단하는 중요한 요소이고, 이는 해당지역 지형들의 물리적, 기하학적 성질에 좌우되므로 몇 가지 지형특성들이 연구되어 왔다. 그 중에서도 주 관심의 대상이 되어 온 것이 기울기와 거칠기였다.

기울기는 영상정보로부터 추출하거나 구축된 지형 맵으로부터 계산될 수 있으며, Langer 등[1]은 최저 및 최고 고도, 기울기를 계산하고 이를 지형 셀의 주행가능 여부를 판단하는데 사용하였고, 3D 지형 데이터와 최소사승법으로 추정된 곡면으로부터 기울기를 계산하는 해석적인 방법들은 Gennery[2], Huajun 등[3]에 의해 제안되었다. 한편 거칠기를 얻기 위해 Hoffman 등[4]은 로봇의 주행에 영향을 주는 세 가지 요소 즉 크기, 주파수, 자기상관함수를 추정하는 벡터 거칠기를 제안하였고, 영상 데이터로부터 추출되는 장애물의 크기와 집적도를 피추론 시스템에 입력하여 거칠기를 추정하는 법이 Seraji[5]에 의해 제안되었다. Yokoya[6], Huajun 등[3]은 프랙탈 이론을 이용하는 법을 제안하였고, Castelnovi 등[7]은 야지용 로봇의 속도제어 문제를 다루면서 거리 신호로부터 거칠기를 계량하기 위해 몇 가지 측도를 사용하였으며, 신경회로망을 결합한 texture analysis approach를 이용한 방법은 Tunstel 등[8]에 의해 검토되어 왔다. 이러한 방법들 중에는 특정 로봇과 특정 환경을 염두에 두고 연구한 것이 많으며, 각각 강점과 약점을 가지고 있다.

본 연구는 국방과학연구소가 민간학연 협력으로 추진중인 네트워크 기반 다목적 전마형 로봇 개발 연구의 일환으로 LTA 시스템의 입력으로 사용될 기울기와 거칠기를 지

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 5. 15., 채택확정 : 2008. 6. 30.

진강규, 신옥근 : 한국해양대학교 컴퓨터·제어·전자통신공학부 (ggjin@hhu.ac.kr/okshin@hhu.ac.kr)

이현식 : 국방기술품질원 기동화력센터(tino29@empal.com)

이윤형 : 한국항만연수원 부산연수원(domse54@naver.com)

소명옥 : 한국해양대학교 선박전자계공학부(smo@hhu.ac.kr)

채정숙, 이영일 : 국방과학연구소 5체계개발본부 2부

(chaejs@add.re.kr/auv@korea.com)

※ 본 연구는 방위사업청/민군겸용기술센터와 정보통신부/정보통신 연구진흥원의 민군겸용기술개발사업의 일환으로 수행하였음.

형의 3D 월드모델(world model)로부터 추출하는 문제를 다룬다. 특히 기울기와 거칠기는 그 해당 지역 지형의 기하학적 특성뿐만 아니라 로봇이 통과할 방향과도 밀접한 관계를 가지므로 방향성을 고려한다. 기울기는 3D 데이터와 최소사승법으로 추정된 평면 방정식으로부터 얻고, 거칠기는 프랙탈 이론(fractal theory)과 고도 평균에 대한 평균제곱근(Root Mean Square: RMS) 오차와 진행방향으로 인접 셀 간의 고도차의 RMS 측도를 이용하여 추정된 결과를 결합한다. 가상의 프랙탈 지형과 실제 지형 맵을 이용하여 제안된 알고리즘의 그 유효성을 검증한다.

II 지형 맵과 분할

견마로봇은 최상의 성능이 요구되고 다양한 임무에 투입될 수 있기 때문에 하드웨어적으로나 소프트웨어적으로 대단히 복잡하고 첨단화된 시스템이다. 그림 1은 견마로봇(이하 로봇)의 외형을 보여주고 있다. 로봇은 열악한 야지에서 안전하게 또 자율적으로 주행할 수 있어야 하기 때문에 센서로부터 지형 정보를 획득하여 안전하면서도 짧은 경로를 탐색할 수 있어야 하고 또 계획된 경로를 이탈하지 않고

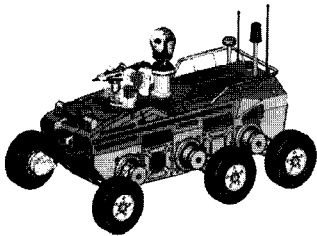


그림 1. 견마로봇.
Fig. 1. Dog-horse robot.

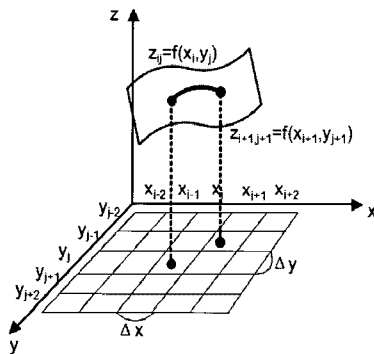


그림 2. 3D 지형 고도 맵.
Fig. 2. 3D terrain elevation map.

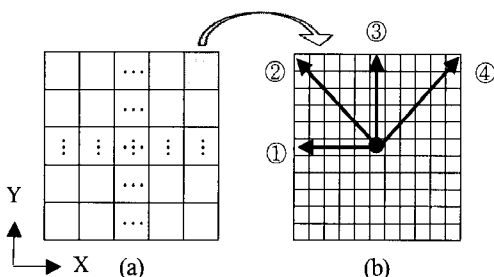


그림 3. 월드모델의 분할과 패치.
Fig. 3. Partition of the world model and patch.

주행할 수 있어야 한다.

본 논문에서는 매 제어시간마다 지형의 3D 월드모델을 입수할 수 있는 것으로 간주하였다. 월드모델은 같은 크기의 다수의 셀(cell)로 구성되어 있으며 각 셀은 그림 2와 같이 위치 정보(x, y)와 고도(elevation) 정보 z를 포함하고 있다.

주행성 분석을 목적으로 월드모델은 그림 3(a)와 같이 동일한 크기의 여러 개의 사각형, 즉 패치(patch)로 분할되며 기울기와 거칠기는 패치 단위로 계산된다. 편의상 각 패치의 중앙은 (i, j) 셀에 있고, 로봇의 중심점(robot center point)도 여기에 있는 것으로 간주한다. 패치에는 n×m 셀이 내포되며, n과 m은 로봇의 방향과는 상관없이 패치가 로봇을 완전히 덮을 수 있도록 정해진다.

III 지형 정보의 추출

1. 지형의 기울기(terrain slope)

기울기는 로봇의 안전 주행에 영향을 주는 요소로서, 기울기가 클수록 그 지역을 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.

기울기는 특정 방향으로의 고도의 구배(gradient)를 나타내는 값으로서, 본 연구에서는 최소사승법을 이용하여 그림 3(b)에 표시된 4개 방향으로의 기울기를 추출한다.

로봇이 거친 지형을 주행하는 동안 탑재된 센서로부터 신호를 계속하고 처리하는 과정에서 예기치 않은 임펄스 잡음이 섞이거나 왜곡될 수 있는데, 이를 그대로 사용하면 주행성 판단에 영향을 줄 수 있다. 잡음을 제거하기 위해 구현이 간단하면서도 임펄스 잡음 제거에 효과적인 미디언 필터(median filter)[9]를 사용한다. 일례로 필터 윈도우 크기(window size)가 3인 2D 미디언 필터는 그림 4와 같이 (i, j) 셀과 주변 8-이웃 셀의 고도 값들을 취해 오름 또는 내림 차순으로 정렬하고 그 중앙값을 택하는 방식으로 동작한다. 일반적으로 필터 윈도우 크기는 홀수 값(3, 5, 9,...)을 취하며, 연산부담을 고려해서 적절히 선택된다.

먼저 로봇의 진행방향이 Y축 방향(그림 3의 ③)인 것으로 간주한다. 패치의 중심이 (x_i, y_j)이고 여기에 포함된 모든 셀의 인덱스(index)의 집합을 I_{i,j}, 그 크기를 N=|I_{i,j}|=

·	·	·	·	·
·	Z _{i+1,j-1}	Z _{i+1,j}	Z _{i+1,j+1}	·
·	Z _{i,j-1}	Z _{i,j}	Z _{i,j+1}	·
·	Z _{i-1,j-1}	Z _{i-1,j}	Z _{i-1,j+1}	·
·	·	·	·	·

그림 4. 고도 맵의 3×3 마스크.
Fig. 4. 3×3 mask of the elevation map.

nm라 하면, 패치의 지형은 3차원 공간에서의 근사적으로 평면 방정식으로 표현될 수 있다.

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

여기서 a_0, a_1, a_2 는 방정식의 계수이고, ε 는 셀마다 독립인 오차이다.

N개의 데이터 집합을 (1)에 대입하고 행렬-벡터로 표현하면 (2)를 얻을 수 있다.

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

여기서

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

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

이다. 오차를 최소로 하는 계수 벡터 \mathbf{x} 를 추정하기 위해 평가함수 J_1 을 (3)과 같이 정의하면

$$J_1 = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} = (\mathbf{z} - \mathbf{A}\mathbf{x})^T (\mathbf{z} - \mathbf{A}\mathbf{x}) \quad (3)$$

$\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 의 역행렬이 존재하는 경우에 $\partial J_1 / \partial \mathbf{x} = 0$ 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 로봇의 측면 기울기 $\alpha_R = a_1$ 과 진행방향의 기울기 $\alpha_P = a_2$ 를 구할 수 있으며, 최종적으로 기울기 지수 α 는 다음과 같이 계산된다.

$$\alpha = \min[\max(\frac{|\alpha_R|}{S_R}, \frac{|\alpha_P|}{S_P}), 1] \quad (5)$$

여기서 S_R, S_P 는 각각 로봇이 측면 또는 진행방향의 최대 허용 기울기를 의미한다. 추출된 기울기 정보는 LTA용 퍼지시스템의 입력으로 사용하기 때문에 편의상 0과 1사이의 값을 갖도록 하였고, 기울기가 음일 경우에는 절대치를 취하였다.

한편 진행방향이 ①, ② 또는 ④인 경우에는 패치 내의 모든 점들 $(x_i, y_j), \forall (i, j) \in I_{i,j}$ 은 다음 식으로 사상된 후 사용된다. 이때 θ 는 맵 상의 Y축과 로봇의 예상 진행방향과의 이루는 각이며 시계방향으로 측정된다.

$$\begin{bmatrix} x_i' \\ y_j' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_j \end{bmatrix} \quad (6)$$

한편 오차제곱합 SSE와 오차의 분산은 다음과 같다.

$$SSE = \mathbf{z}^T \mathbf{z} - \mathbf{z}^T \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}} \quad (7a)$$

$$\sigma^2 = \frac{SSE}{N-3} \quad (7b)$$

2. 지형의 거칠기(terrain roughness)

거칠기는 어떤 고정된 위치에서 측정되는 노면의 지질학적 불규칙성, 즉 기복의 빈도로서 야지 주행 시 로봇의 장애요인이 된다. 기복이 심할수록 해당 지역으로의 주행이 더 어렵게 된다. 거칠기를 얻는 방법으로 지형 맵을 기초로 fourier 변환을 이용하는 법[4], 영상 데이터에서 추출되는 장애물의 크기와 집적도를 입력으로 하여 퍼지추론하는 법[5], 프랙탈 이론을 이용하는 법[3,6], 평균고도에 대한 RMS를 이용하는 법[7] 등이 제안되고 있다. 최근 프랙탈 이론과 RMS 측도를 이용하는 예를 자주 찾아볼 수 있어 본 연구에서도 이를 이용한다.

1970년대 Pentland[10]는 지형, 해안선, 구름, 나무 등 자연계에 존재하는 많은 형상들이 불규칙하게 보이지만 그 안에 어떤 법칙과 규칙성이 내재되어 있음을 착안하여 그 기하학적 복잡성을 정량적으로 표현할 수 있는 프랙탈 이론을 제안하였다. 프랙탈 구조는 자기유사성(self-affinity)과 반복성을 특징으로 하며, 그 복잡성은 프랙탈 차원(fractal dimension)이라는 소수차원으로 표시되며, 구조가 복잡할수록 차원이 커진다. 그림 5는 주위에서 흔히 볼 수 있는 프랙탈 모양을 보여준다.

프랙탈 차원은 우리가 직관적으로 느끼는 지형의 기복양상과 밀접한 연관성이 있기 때문에 자연지형의 복잡성을 측정하는 합리적인 지표로 많이 사용되어 왔다. 자연지형의 거칠기 추정에 프랙탈 이론을 적용하고 있는 대표적인 방법으로는 box-counting법, ε -blanket법, spectral 해석법과 프랙탈 차원(fractal Brown function)접근법이 있으며, 본 연구에서는 프랙탈 브라운 함수를 이용한다[6,10]. 프랙탈 브라운 함수 $f(q)$ 는 (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 $\mathbf{q} + \Delta\mathbf{q} = (x_i + \Delta x_i, y_j + \Delta y_j) \in \mathbf{R}^2$ 는 X-Y 평면상의 두 점, $\Delta d = \|\Delta\mathbf{q}\| = \sqrt{\Delta x_i^2 + \Delta y_j^2}$ 는 두 점간의 거리, H는 자기유사성 상수(self-affinity parameter), $F(t)$ 는 $N(0, \sigma_B^2)$ 을 따르는 확률변수 t의 누적분포함수이다.

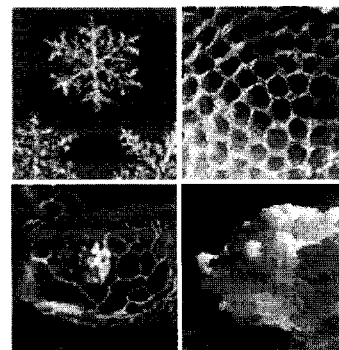


그림 5. 자연계의 프랙탈 모양.
Fig. 5. Natural fractal shapes.

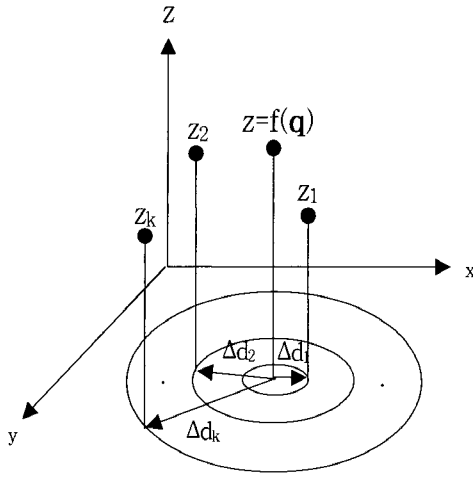


그림 6. 프랙탈 브라운 함수의 특성.
Fig. 6. Characteristics of the fractal Brownian function.

$f(\mathbf{q}+\Delta\mathbf{q})-f(\mathbf{q})$ 는 통계적으로 자기유사성을 가지는 함수로서 Δd 에 대하여 평균을 취하면 다음 식을 얻을 수 있다[10].

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

여기서 $C = 2\sigma_B / \sqrt{2\pi}$ 로 정의되는 상수이다.

(9)를 log-log 공간으로 변환하면 선형 식으로 표현할 수 있다.

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

여기서 $\Delta z_{\Delta d} = |f(\mathbf{q}+\Delta\mathbf{q})-f(\mathbf{q})|$ 로 정의되고, $E\{\Delta z_{\Delta d}\}$ 는 그림 6과 같이 원의 중심으로부터 스케일 $\Delta d = \Delta d_k (1 \leq k \leq L)$ 를 변경해가면서 패치 중심점의 고도와 원주상 점들의 고도 차이의 절대치를 평균한 값이고 $L = [\min(n,m)-1]/2$ 이다. 이때 원과 원 사이에 위치하는 점들은 더 가까운 쪽으로 포함시켜 계산할 수 있다.

그러므로 H는 (11)과 같이 나타낼 수 있다.

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

일반적으로 프랙탈 브라운 함수는 스케일 변화에 상관없이 그 차원은 같지만 실제 지형은 엄밀히 말해서 정확한 프랙탈 구조가 아니며 또 흔히 인위적으로 변형된 지형도 많기 때문에 모든 스케일 영역에서 일정하지 않을 수 있다 [6]. 이 때문에 실제 지형의 프랙탈 차원을 추정할 경우에는 그 값이 일정하게 유지되는 구간, 즉 최대 스케일을 적절히 정할 필요가 있다.

지형 맵으로부터 $v_k = \log \Delta d_k$ 와 $w_k = \log E\{\Delta z_{\Delta d_k}\} (1 \leq k \leq L)$ 을 얻고 이를 두 벡터 $\mathbf{v} = [v_1 \dots v_k \dots v_L]^T$ 와 $\mathbf{w} = [w_1 \dots w_k \dots w_L]^T$ 로 나타내면 몇 가지 측도(measure of linearity)로 이들의 선형관계를 정량적으로 계량할 수 있다. 본 연구에서는 상관계수(correlation coefficient) 식을 이용한다.

$$\rho_{\mathbf{v}\mathbf{w}} = \frac{\text{Cov}(\mathbf{v}, \mathbf{w})}{\sigma_{\mathbf{v}} \sigma_{\mathbf{w}}} \quad (\sigma_{\mathbf{v}} \neq 0, \sigma_{\mathbf{w}} \neq 0) \quad (12)$$

여기서 $\text{Cov}(\mathbf{v}, \mathbf{w}) = E\{(\mathbf{v}-\bar{\mathbf{v}})^T(\mathbf{w}-\bar{\mathbf{w}})\}$ 는 \mathbf{v} 와 \mathbf{w} 의 공분산을, $\sigma_{\mathbf{v}} = \sqrt{E\{(\mathbf{v}-\bar{\mathbf{v}})^T(\mathbf{v}-\bar{\mathbf{v}})\}}$ 와 $\sigma_{\mathbf{w}} = \sqrt{E\{(\mathbf{w}-\bar{\mathbf{w}})^T(\mathbf{w}-\bar{\mathbf{w}})\}}$ 는 각각 \mathbf{v} 와 \mathbf{w} 의 표준편차를, E는 기대치를 의미한다.

최소 스케일 정수를 3으로 하여 k를 3으로부터 L까지 1씩 증가시키면서 $\rho_{\mathbf{v}\mathbf{w}}$ 를 계산하고 이 값이 최대가 되는 점을 스케일 한계 L_{\max} 로 하였다. 그림 7은 이를 찾는 것을 도식적으로 나타낸 것이다.

L_{\max} 를 찾으면 다시 (4)의 최소자승법을 적용하여 H를 구할 수 있다. 이 때 (2)의 $\mathbf{z}, \mathbf{x}, \mathbf{A}$ 는 다음 값으로 변경된다.

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_{L_{\max}} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{L_{\max}}, \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \log C \\ H \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^2, \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & v_1 \\ 1 & v_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & v_{L_{\max}} \end{bmatrix} \quad (13)$$

3차원 공간 지형의 프랙탈 차원 D는 다음과 같게 된다.

$$D = 3 - H \quad (14)$$

D가 클수록 지형의 기복은 더 심하고 반대일 경우 더 평탄함을 나타낸다.

표 1은 프랙탈 차원을 추정하는 절차를 요약한 것이다.

다시 (14)를 0과 1 사이의 값을 갖도록 변형하면, 지형의 거칠기 지수는 다음과 같이 정의된다.

$$\beta_1 = \max[D - 2, 0] \quad (15)$$

한편 지형이 인위적으로 변형된 경우에 프랙탈 이론의 적용이 용이치 않음을 감안해 다음 두 가지 측도를 고려한다. 하나는 패치 내 지형의 평균 고도와 RMS 오차를 구하고 최대 허용치로 정규화하여 0과 1사이의 값을 갖도록 한 것이다.

$$\beta_2 = \min[J_2/S_V, 1] \quad (16a)$$

$$\text{단, } J_2 = \sqrt{\frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (z_{ij} - \bar{z})^2} \quad (16b)$$

여기서 \bar{z} 는 평균 고도를, S_V 는 최대 허용치를 의미한다.

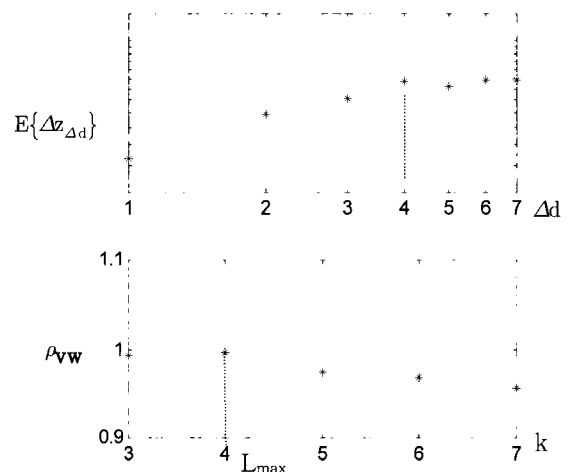


그림 7. 최대 스케일 한계 L_{\max} 의 결정.
Fig. 7. Determination of the maximum scale limit L_{\max} .

표 1. 프랙탈 브라운 함수를 이용한 프랙탈 차원 추정.

Table 1. Estimation of the fractal dimension using the fractal Brownian function.

Step 1: Compute $E\{ f(\mathbf{q}+\Delta\mathbf{q})-f(\mathbf{q}) \}$ at each $\Delta\mathbf{d}_k, k=1, 2, \dots, L$
Step 2: Estimate L_{max} using bi-logarithm data and the measure of linearity
Step 3: Estimate H using the least squares method
Step 4: Compute $D=3-H$

다른 하나는 로봇의 예상 진행방향으로 인접 셀 간의 고도차의 RMS를 계산한 것이다. 이 경우에는 그림 3(b)의 진행방향으로 방향성을 가지게 된다. 이때 S_w 는 최대 허용치를 의미한다.

$$\beta_3 = \min[J_3/S_w, 1] \quad (17a)$$

$$J_3 = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{n(m-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m-1} (z_{i,j+1} - z_{ij})^2} & \textcircled{1} \\ \sqrt{\frac{1}{(n-1)(m-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=1}^{m-1} (z_{i+1,j+1} - z_{ij})^2} & \textcircled{2} \\ \sqrt{\frac{1}{(n-1)m} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=1}^m (z_{i+1,j} - z_{ij})^2} & \textcircled{3} \\ \sqrt{\frac{1}{(n-1)(m-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=1}^{m-1} (z_{i+1,j} - z_{i,j+1})^2} & \textcircled{4} \end{cases} \quad (17b)$$

최종적으로 (15)-(17)을 결합하면 거칠기 지수는 다음과 나타낼 수 있다.

$$\beta = w_1\beta_1 + w_2\beta_2 + w_3\beta_3 \quad (18)$$

여기서 w_1, w_2, w_3 는 경험적으로 선택되어지는 하중계수이고, 거칠기 계산에서 3가지 축도의 기여도를 의미한다.

IV. 모의실험 및 결과

제안된 기법의 유효성을 검증하기 위하여 프랙탈 지형맵과 실제 지형 맵을 이용하여 모의실험을 실시하였다. S_R, S_P, S_V, S_W 는 로봇의 제원으로부터 정해지는 값이고 w_1, w_2, w_3 는 1/3로 하였다.

1. 프랙탈 맵을 이용한 추출

프랙탈 지형은 몇 가지 방법으로 만들어 낼 수 있으며 [11], 그림 8은 간단하면서도 효과적인 midpoint displacement 법을 이용한 것이다. 맵은 모두 128x128 셀로 구성되고, (x,y) 셀의 크기는 25cmx25cm이며, 전체 지역은 32m x 32m이다. 지형의 최저 고도는 $z_{min} = -0.65m$, 최고 고도는 $z_{max} = 0.86m$, 평균 고도는 $z_{ave} = 0.09m$ 이다.

지형 맵으로부터 11x11셀 크기의 2개의 패치를 임의로 선택하고 그린 것이 그림 9(a), (c)이다. 그림에서 보면 (a)는 (c)보다 경사가 덜 하지만 기복이 약간 더 심하다는 사실을 직관적으로 느낄 수 있다. 기울기와 프랙탈 차원을 구한 결과 기울기는 (c)가 (a)보다 전반적으로 크고, 프랙탈 차원은 (a)가 2.76, (c)가 2.61이어서 직관과 일치함을 확인

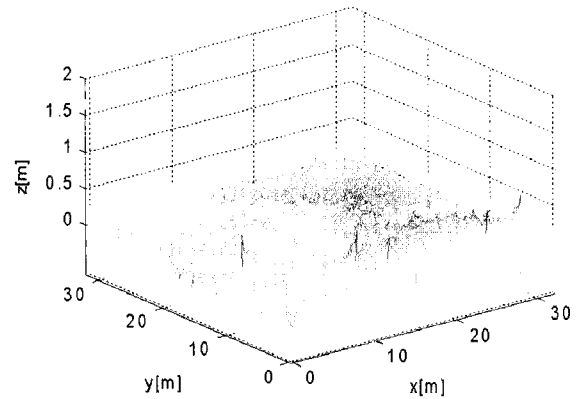


그림 8. 프랙탈 지형.

Fig. 8. A fractal terrain.

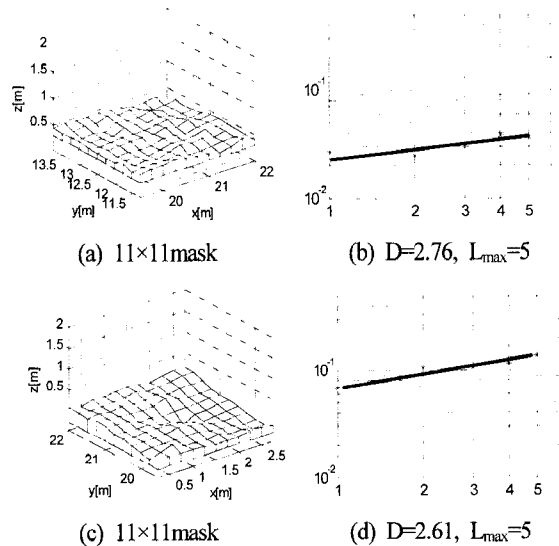


그림 9. 프랙탈 지형을 이용한 거칠기 추정.

Fig. 9. Roughness estimation using the fractal terrain.

표 2. 프랙탈 지형에서의 기울기와 거칠기 추정치.

Table 2. Slope and roughness estimates on the fractal terrain.

Fig. No	Feature	Heading direction				Elevation		
		①	②	③	④	Z_{min}	Z_{max}	Z_{ave}
(a)	α	0.073	0.059	0.036	0.044	0.294	0.517	0.407
	β	0.357	0.362	0.354	0.366			
(c)	α	0.282	0.140	0.141	0.259	-0.299	0.166	-0.050
	β	0.370	0.384	0.387	0.399			

할 수 있었다. (b)와 (d)는 프랙탈 플롯트를 그린 것이고 이때 둘 다 $L_{max} = 5$ 였다.

표 2는 두 지역의 기울기와 거칠기 지수를 4개 방향에 따라 구해놓은 것이다. (c)의 경우 ①과 ④번 방향으로 기울기 지수가 나머지 방향보다 더 크고, 전체적으로 (c)의 거칠기 지수가 (a)보다 약간씩 큰 이유는 비록 프랙탈 차원은 (a)가 (c)보다 약간 더 크지만 나머지 두 지수 값, 즉

β_2, β_3 에 영향을 받기 때문이다.

2. 실제 지형 맵을 이용한 추출

그림 10은 특정 지역의 실제 지형 데이터 한 프레임 중 100×100 셀을 취한 것이다. (x,y) 셀의 크기는 25cm×25cm이고 바닥의 검정 부분은 아직 결정이 되지 않은 지역을 뜻한다. 그림 11은 임펄스 잡음을 제거하기 위해 필터링한 결과이며, 필터의 윈도우 크기를 3으로 하였다. 필터링 후 $z_{min} = 0m, z_{max} = 1.13m, z_{ave} = 0.17m$ 이었다.

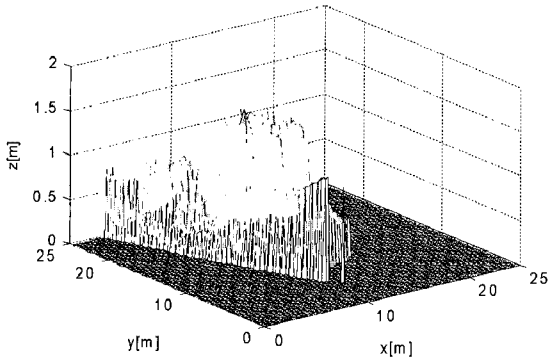


그림 10. 필터링 이전의 월드모델.
Fig. 10. World model before filtering.

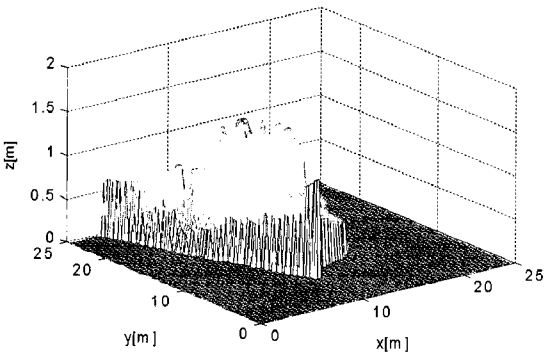


그림 11. 필터링 이후의 월드모델.
Fig. 11. World model after filtering.

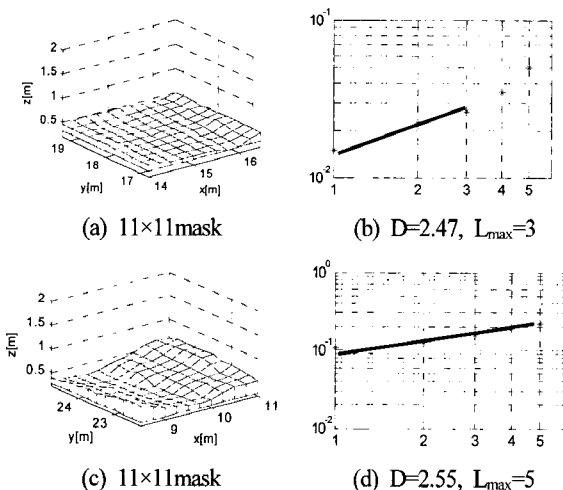


그림 12. 프랙탈 지형을 이용한 거칠기 추정.
Fig. 12. Roughness estimation using the fractal terrain.

표 3. 실제 지형에서의 기울기와 거칠기 추정치.

Table 3. Slope and roughness estimates on the real terrain.

Fig. No	Feature	Heading direction				Elevation		
		①	②	③	④	z_{min}	z_{max}	z_{ave}
(a)	α	0.083	0.068	0.041	0.049	0.420	0.645	0.521
	β	0.265	0.269	0.252	0.265			
(c)	α	0.144	0.178	0.288	0.229	0.195	0.760	0.448
	β	0.489	0.483	0.442	0.498			

앞의 경우와 같이 임의로 2개의 패치를 선택하였고, 그림 12(a), (c)는 이것을 보여준다. 직감적으로 들은 앞의 패치보다 기복이 약간 덜함을 느낄 수 있고, (c)는 (a)보다 경사져있다. 프랙탈 차원을 추정한 결과 기대했듯이 (a)는 2.47, (c)는 2.55이었고, (b)와 (d)는 프랙탈 플롯을 그린 것이다. (a)와 (c)의 경우 L_{max} 이 각각 3과 5였다.

표 3은 로봇의 진행방향에 따라 두 지역의 기울기와 거칠기 지수를 구해 요약한 것이다. 예상할 수 있듯이 (c)의 기울기 지수가 (a)보다 전반적으로 크며, 거칠기 지수 또한 큼을 알 수 있다. (c)에서 ③ 방향으로의 기울기 지수가 ④보다 약간 큰 이유는 $S_R = S_P/2$ 로 하였고, 진행방향의 기울기 계산 시 측면방향의 기울기도 함께 고려되기 때문이다.

V. 결론

본 연구에서는 로봇의 LTA 알고리즘을 개발하기 위한 전 단계로 지형 맵으로부터 기울기와 거칠기를 추출하는 방법을 다루었다. 지형의 곡면을 평면 방정식으로 표현한 다음 최소자승법으로 방정식의 계수를 얻고 이로부터 4가지 방향의 기울기를 추출하였다.

또한 프랙탈 브라운 함수의 프랙탈 차원, 패치 내 지형의 평균 고도에 대한 RMS, 진행방향의 인접 셀 간의 고도 차의 RMS를 구하여 세 거칠기를 추출하고 이들을 결합하였다. 가상의 프랙탈 지형 맵과 실제 지형 맵을 이용한 시뮬레이션을 수행하여 제안된 기법의 유효성을 확인할 수 있었다.

참고문헌

[1] D. Langer, J. K. Rosenblatt, and M. Hebert, "A behavior-based system for off-road navigation," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 10, no. 6, pp. 776-783, 1994.

[2] D. B. Gennery, "Traversability analysis and path planning for a planetary rover," *Autonomous Robots*, vol. 6, pp. 131-146, 1999.

[3] L. Huajun, Y. Jingyu, and Z. Chunxia, "A generic approach to rugged terrain analysis based on fuzzy inference," *Proc. of the 8th Int. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision*, pp. 1108-1113, 2004.

[4] R. Hoffman and E. Krotkov, "Terrain roughness measurements from elevation Maps," *SPIE Mobile*

Robots, vol. 1195, 1989.

[5] 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.

[6] 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.

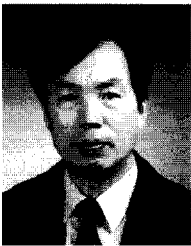
[7] M. Castelnovi, R. C. Arkin, and T. R. Collins, "Reactive speed control system based on terrain roughness detection," <http://smartech.gatech.edu/handle/1853/20784>

[8] 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.

[9] Median filter, MATLAB sources, http://www-mmdb.iai.uni-bonn.de/lehre/BIT/ss03_DSP_Vorlesung/matlab_demos/index.html

[10] A. Pentland, "Fractal-based description of natural scenes," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 6, no. 6, pp. 661-674, 1984.

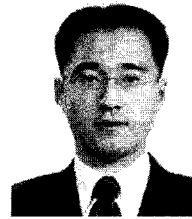
[11] D. Saupe, *Algorithms for Random Fractals, The Science of Fractal Images*, In H.-O. Peitgen and D. Saupe, Editors, Springer-Verlag, 1988.



진강규

1977년 해양대 기관학과 졸업. 1985년 (미)FIT 전기전자컴퓨터공학과 석사. 1996년 (영)웨일즈대 전기전자시스템공학과 박사. 1996년~현재 해양대 컴퓨터·제어·전자통신공학부 교수. 관심분야는 지능제어, 유전알고리즘을 이

용한 최적화.



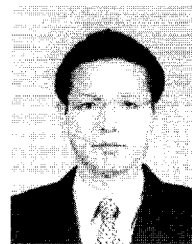
이현식

1996년 해양대 제어계측공학과 졸업. 1998년 동 대학원 석사. 2001년 동 대학원 박사. 2007년~현재 국방기술품질원 선임연구원. 관심분야는 지능제어, 실시간 임베디드 시스템.



이윤형

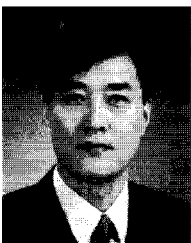
2002년 해양대 기관시스템공학부 졸업. 2004년 동 대학원 기관시스템공학과 석사. 2007년 동 대학원 메카트로닉스공학과 박사. 현재 한국항공우주연구원 교수. 관심분야는 제어이론, 유전알고리즘 응용, 항만하역장비 제어.



소명욱

1980년 해양대 기관학과 졸업. 1989년 동 대학원 기관학과 석사. 1997년 동 대학원 박사. 2005년~2006년 (영) University of Wales Cardiff 파견교수. 현재 해양대 선박전자기계공학부 교수. 관심분야는 퍼지제어, 최적제어, 항만

하역장비 제어.



신옥근

1981년 서강대 전자공학과 졸업. 1983년 부산대 전자공학과 공학석사. 1989년 (프)Université de Franche-Comté 공학박사. 1983년~1995년 ETRI 선임연구원. 1995년~현재 해양대 컴퓨터·제어·전자통신공학부 교수. 관심분야는

신호처리, 음성신호처리, 음성인식.



채정숙

2000년 목원대 컴퓨터공학과 졸업. 2002년 동국대 컴퓨터공학과 석사. 2007년~현재 국방과학연구소 연구원. 관심분야는 컴퓨터 비전, 3D 비전 인식, 영상처리, 로봇 비전.



이영일

1999년 경상대 컴퓨터과학과 졸업. 2001년 동 대학원 석사. 2005년 동 대학 박사. 2007년~현재 국방과학연구소 연구원. 관심분야는 무인자율로봇의 경로계획 및 충돌회피 기술, 퍼지제어.