creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-동일조건변경허락 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

동일조건변경허락. 귀하가 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공했을 경우에는, 이 저작물과 동일한 이용허락조건하에서만 배포할 수 있습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

工學碩士學位 論文

프랙탈 기법을 이용한 자연지형의 고도 보간

Elevation Interpolation of Natural Terrains Using the Fractal Technique

指導敎授 陳 康 奎

2012 年 2 月

韓國海洋大學校 大學院
制 御 計 測 工 學 科
金 賢 俊

本 論文을 金賢俊의 工學碩士 學位論文으로 認准함

委員長 工學博士 趙 奭 濟 (印)

委 員 工學博士 河 潤 秀 (印)

委 員 工學博士 陳 康 奎 (印)

2012年 1月 18日

韓國海洋大學敎 大學院

制御計測工學科 金賢俊

KOREA MARITIME UNIVERSITY 1945 한국해양대학교

dCollection

목 차

Abstract ····· iii
List of Figures ····· v
List of Tables ····· vii

제 1 장 서론 ····· 1
1.1 연구 배경 ····· 1
1.2 연구 목적 및 방법 ····· 2
1.3 연구 구성 및 내용 ····· 2

제 2 장 프랙탈의 기본 개념 ····· 4
2.1 프랙탈의 기본 개념 ····· 4
2.1.1 결정형 프랙탈 ····· 5
2.1.2 비결정형 프랙탈 ····· 9
2.2 프랙탈 차원 ····· 10
2.3 브라운 운동 ····· 13
2.4 프랙셔널 브라운 운동 ····· 17

제 3 장 지형정보의 추출 ····· 20
3.1 패치의 분할 ····· 20
3.2 지형정보의 추출 ····· 22
3.2.1 Pentland법 ····· 22
3.2.2 Clarke 삼각프리즘 면적법 ····· 25
3.2.3 Sun의 삼각프리즘 면적법 ····· 29
3.2.4 개선된 삼각프리즘 면적법 ····· 30

제 4 장 지형고도의 보간 ····· 32
4.1 기존의 보간법 ····· 32
4.1.1 Bilinear ····· 32
4.1.2 Bicubic ····· 33
4.2 RMD법 ····· 35
4.2.1 1차원 RMD법 ····· 35

Collection

4.2.2 2차원 RMD법 ····· 38

제 5 장 시뮬레이션 및 결과검토 ····· 41
5.1 프랙탈 차원 추출법의 검정 ····· 41
5.2 모의 DTM을 이용한 보관 ····· 43
5.2.1 시뮬레이션 시나리오 ····· 43
5.2.2 결과 검토 ····· 45
5.3 실제 DTM을 이용한 보간 ····· 52

제 6 장 결론 ····· 55

참고문헌 ····· 56

dCollection

Elevation Interpolation of Natural Terrains Using the Fractal Technique

Hyun-Jun Kim

Department of Control & Instrumentation Engineering,
Graduate School, Korea Maritime University

ABSTRACT

Digital surface representation from a set of 3D samples is one of important issues of computer graphics that has had many applications to the areas of engineering, geology, geography, meteorology, etc. The digital terrain model allows important information to be stored and analyzed without the necessity of working directly with terrain surface. In addition, we can integrate products from digital terrain model(DTM) and other data in a geospatial information system(GIS) environment.

One of the most popular stochastic models which represent curves and surfaces is based on fractal concept. A fractal is a geometrical or physical structure having an irregular of fragmented shape at all scales of measurement. In addition, a fractal is based on self-similarity concept indicating that each part of its structure is similar to the whole. The fractional Brownian motion(fBm), derived from Brownian motion, can be used to simulate topographic surfaces. fBm provides a method of generating irregular, self-similar surfaces that resemble topography and that have a known fractional dimension.

In this thesis, despite the many applications of fractals in geosciences, the problem of inconsistent results derived from different fractal calculation algorithms remains. It have been found that the triangular prism method is one of accurate algorithms for calculating the fractal dimension of complex surfaces such as remote sensing images. This thesis introduces a method for enhancing the performance of

dCollection

the conventional triangular prism method(TPSM) and interpolating TBD areas using both extracted information and a fractal-based technique. The proposed method is tested using simulated and real DTMs.

Collection

List of Figures

Fig. 2.1 Example of crystal form fractal ····· 6
Fig. 2.2 Koch snowflake ····· 7
Fig. 2.3 Sierpinski triangle ····· 8
Fig. 2.4 Cantor set ····· 8
Fig. 2.5 Natural fractal patterns ····· 9
Fig. 2.6 Schematics of dimension ····· 11
Fig. 2.7 Koch line ····· 12
Fig. 2.8 Bm x(t) ····· 14
Fig. 2.9 Histograms of x(t) and its increments ····· 14
Fig. 2.10 Distributions of increments ····· 16
Fig. 2.11 Rescaled Bm ····· 17
Fig. 2.12 fBm to changes of H ····· 19
Fig. 3.1 Information extraction and interpolation of terrain ····· 20
Fig. 3.2 3D digital terrain model ····· 21
Fig. 3.3 DTM and patches ····· 21
Fig. 3.4 Mean of absolute elevation difference ····· 23
Fig. 3.5 Clarke's triangular prism surface method ····· 26
Fig. 3.6 Estimation of H ····· 28
Fig. 3.7 Sun's TPSM Method ····· 29
Fig. 3.8 Proposed TPSM Method ····· 30
Fig. 4.1 Bilinear Method ····· 33
Fig. 4.2 Bicubic Method ····· 34
Fig. 4.3 1D RMD Method ····· 36
Fig. 4.4 2D RMD Method ····· 38
Fig. 4.5 Pattern 2 of RMD Method ····· 39
Fig. 5.1 Comparisons of the D extraction methods ····· 42
Fig. 5.2 Artificially generated DTM ····· 43
Fig. 5.3 Interpolation Scenarios ····· 44

Collection

Fig. 5.4 Information extraction of the surrounding patches ····· 44
Fig. 5.5 Interpolated patches(Patch 1, Scenario 1) ····· 46
Fig. 5.6 Interpolated patches(Patch 1, Scenario 2) ····· 47
Fig. 5.7 Interpolated patches(Patch 2, Scenario 1) ····· 48
Fig. 5.8 Interpolated patches(Patch 2, Scenario 2) ····· 49
Fig. 5.9 Real DTM ····· 52
Fig. 5.10 Elevation of the DTM on the center line ····· 53
Fig. 5.11 Interpolated DTM ····· 54
Fig. 5.12 Fractal Map of the interpolated DTM ····· 54

Collection

List of Tables

Table 5.1 Estimated D(mean±standard deviation) ····· 42
Table 5.2 D of the areas around Patch 1 and Patch 2 ····· 45
Table 5.3 Quantitative comparisons (patch 1, Scenario 1) ····· 50
Table 5.4 Quantitative comparisons (patch 1, Scenario 2) ····· 50
Table 5.5 Quantitative comparisons (patch 2, Scenario 1) ····· 51
Table 5.6 Quantitative comparisons (patch 2, Scenario 2) ····· 51

Collection

제 1 장 서론

1.1 연구 배경

근래에 들어 행성탐사, 재난 극복, 인명구조, 험지 및 야지에서의 감시/ 정찰 임무를 수행하는 군사 로봇 및 서비스 로봇의 활용성이 부각되고 있다. 이는 극한 환경에서 이루어지는 3D 작업에 대한 기피현상과 인명중시 풍토에 맞물려 무인로봇에 대한 기대감과 필요성은 더욱 빠르게 부각되어지고 있다.

무인로봇이 작전 지역을 안전하면서도 효과적으로 탐사하고 또 주어진 임무를 성공적으로 완수하기 위해서는 디지털 지형 모델(Digital terrain model : DTM)을 구축하고 이로부터 지형정보(경사, 장애물, 거칠기 등)를 파악해 안전한 경로를 찾고 주행속도를 결정하는 것이 필수적이다. 또한 조작자에 의해 무인로봇을 원격지에서 조작할 경우에는 컴퓨터 화면에 표시되는 DTM의 이미지에 의존해 주변 환경의 위험 요소들을 판단하고 조종하게 된다.

그러나 가끔 DTM 구축 시 센서의 한계와 장애물로 때문에 TBD(To be determined)셀 지역이 발생하게 되며, 또 조작자가 DTM이미지를 컴퓨터 화면에 축소하여 표시할 경우에는 한 픽셀에 여러 개의 지형정보가 사상(Mapping)되긴 해도 별 문제가 되지 않지만, 반대로 관심 지역을 확대해서 보고자 할 경우에는 데이터가 없는 픽셀은 인위적으로 보간해서 표시할 수밖에 없다[1].

인접 픽셀간의 정보를 근간으로 새로운 픽셀 값을 보간하는 전통적인 방법으로는 Bilinear법과 Bicubic법이 있고, 컴퓨터 상에서 이미지를 확대할 때 이 방법을 자주 이용한다. Bilinear법과 Bicubic법은 부드러운 모델에는 잘 맞지만, 특히 자연 지형과 같이 무한의 상세함을 가지고 있는 곳에 사용하면 저역통과 필터(Low-pass filter) 역할로 인해 화면이 불투명하고 뿌예지는 문제점이 발생하기 때문에 무한의 상세함을 잘 표현할 수 있는 프랙탈 기법을 적용하여 보간하는 방법이 주목받고 있다.

따라서 이미지 확대 시 더 현실성 있는 지형을 보여주기 위해서는 해당 지형의 특성을 추출해서 이를 사용하는 것이 필요하다. Mandelbrot[2]는 지형, 강, 구름, 나무 등과 같은 자연현상들이 불규칙하게 보이지만 그 안에 어떤 법칙과

dCollection

규칙성이 내재되어 있음을 착안하여 기하학적 복잡성을 정략적으로 표현할 수 있는 프랙탈 이론과 프랙탈 차원(Fractal dimension : FD)을 제안하였다. 프랙탈 기하학은 유클리드 기하학으로는 다루기 어려운 불규칙적이고 비예측성 형상을 가지는 자연현상을 더 잘 기술할 수 있기 때문에 그 응용분야는 공학, 건축, 예술, 컴퓨터 그래픽 등 다양하다[3].

또한 프랙탈은 자연이 가지는 불규칙성을 재현하여 자연상태에 가까운 지형을 생성할 수 있으므로 DTM의 보간에 활용하면 지형분석에 필요한 정밀한 정보를 획득할 수 있으며 적은 양의 데이터를 이용하더라도 정확성이 높은 지형분석을 수행할 수 있으므로 보다 효율적인 분석기법이라 할 수 있다.

1.2 연구 목적 및 방법

연구배경에서 언급한 바와 같이 무인로봇이 작전 지역을 안전하면서도 효과적으로 탐사하고 또 주어진 임무를 성공적으로 완수하기 위해 대상의 지형의 재현은 매우 중요하다. DTM 구축 시 센서의 한계와 장애물로 생기는 TBD 지역을 효율적으로 보간하고 또 저해상도의 DTM 이미지를 조작자가 관심있는 지역을 확대할 때에 픽셀이 없는 부분을 인위적으로 보간하기 위해서는 주변 지형의 정보를 정확하게 추출하여 실제 지형에 가까운 지형을 생성할 필요가 있다.

따라서 본 논문에서는 기존의 삼각프리즘 면적법을 개선한 방법을 제안하고 기존의 프랙탈 차원 추출 방법들과 비교검토 한다. 또 여기서 추출한 지형정보와 프랙탈 기법으로 지형을 보간하는 방법에 대해 고찰한다.

1.3 연구 구성 및 내용

본 논문은 모두 5장으로 구성되며, 각 장에서 수행한 구체적인 연구내용은 다음과 같다.

2장에서는 본 연구의 기본이 되고 핵심이 되는 프랙탈의 이론에 대하여 설명한다. 특히 프랙탈 기하학은 우리가 직관적으로 느끼는 지형의 기복 양상과 밀접

dCollection

한 연관성을 가지기 때문에 그 기복 정도를 측정하는 합리적인 도구로 사용되는 프랙탈 차원(Fractal dimension)에 대해 자세히 설명한다.

3장에서는 DTM의 지형 정보를 얻기 위한 방법에 대하여 설명한다. 기존의 프랙탈 차원 추출 방법들을 소개하고, 개선된 삼각프리즘 면적법을 제안한다.

4장에서는 프랙탈 기법을 이용하여 지형을 생성하는 대표적인 방법인 Random midpoint displacement(RMD)법에 대하여 설명한다. 자연의 상세함을 표현하는 방법에 있어서 구현이 쉽고 효과적인 RMD법을 사용하여 지형을 생성한다.

5장에서는 RMD법을 통해 구현된 128×128셀 DTM과 실제 DTM을 통해 기존의 방법과 제안한 방법을 시뮬레이션을 통해 결과를 비교분석하고 그 효율성을 검증한다.

마지막으로 6장에서는 최종적인 결론을 정리한다.

Collection

제 2 장 프랙탈의 기본 개념

2.1 프랙탈의 기본 개념

프랙탈(Fractal)이란 말은 '부서지다'라는 라틴어 동사 'Frangere'에서 파생된 'Fractus'에서 유래되었다. 팀 워그너의 '프랙탈의 세계'에 의하면 1975년에 미국 IBM의 Watson 연구소의 연구원이었던 Benoit B. Mandelbrot가 프랙탈 이론의 창시와 함께 '프랙탈'이라는 용어를 만들어 냈다.

프랙탈에 관한 Mandelbrot의 새로운 인식은 '자연에서의 프랙탈 기하학(The Fractal Geometry of Nature)'이란 저서를 통해 '영국의 해안선의 길이는 얼마나 될까?' 라는 간단한 질문에서부터 시작되었다. 그 후 '영국을 둘러싸고 있는 해안선의 총 길이는 얼마인가' 라는 논문을 발표함과 동시에 프랙탈 이론을 소개하였다[4]. 해안선의 길이를 여러 가지 측정 단위를 이용하여 해안선을 측정할 때, 그 측정 단위가 작아질수록 해안선의 길이는 길어지게 된다는 점을 제시하고 영국의 해안선 길이가 무한대라는 해답을 발표했다. 그 이유는 영국의 해안선은 크고 작은 수많은 만과 작은 강 그리고 복잡한 바위들로 구성되어 있는 불규칙한 형태이고, 이를 작은 측정 단위를 이용하여 측정하면 긴 측정 단위로 측정했을 때보다 측정 길이가 증가하게 된다는 것이다. 이러한 논리로 1인치의 아주 작은 단위를 이용하여 측정한다면 영국의 해안선의 길이는 천문학적 수치가 된다는 것이다[5].

이와 같이 Mandelbrot는 기존의 유클리드 기하학에서는 자연의 형상이 직선, 곡선, 원, 평면 등으로 표현되는데 반해 자연을 그의 기하학 관점으로 해석하게 되었다. 그는 '구름은 둥글지 않고, 산은 원추형이 아니며, 번개는 직선으로 이동하지 않는다.' 라고 생각하여 단순화된 형상이 아닌 울퉁불퉁하며, 둥글지 않고, 매끄럽지 않은 형상으로 해석하면서 이를 표현할 수 있는 대안으로 새로운 기하학의 필요성을 제기하였다.

'프랙탈'이라는 용어가 Mandelbrot에 의해 사용되어진 이후 자기 닮음과 소수차원을 그 특성으로 하는 '프랙탈 기하학'이라는 학문적 용어로 발전하였다.

dCollection

프랙탈 기하학이란 유클리드 기하학으로는 설명할 수 없는 복잡한 자연 현상을 모델링하는 새로운 도구로써 자기유사성과 순환성, 소수차원을 갖는 도형을 밝히는 학문으로 요약할 수 있다. 프랙탈 도형은 최초의 직선이나 도형에 규칙이 주어지고 이것을 어떤 비율로 축소해 가면서 적당한 규칙에 따라 무한히 반복할 때 얻어진다. 많은 경우에 컴퓨터 계산에 의한 반복되는 패턴으로 이루어지는데, 과학, 공학, 컴퓨터 예술 등에 다양하게 적용된다.

프랙탈은 형상화 시키는 방법에 따라 결정형 프랙탈과 비결정형 프랙탈로 나눌 수 있다. 결정형 프랙탈은 자신의 모양을 몇 단계에 걸쳐서 재귀적으로 수학적 규칙에 따라 축소시키고 회전시켜서 만들어지는 모양이고, 비결정형 프랙탈은 형상의 일부분을 계속 확대할 때 전체 모습과 통계적으로 유사한 형상을 갖는 모양을 말한다. 결정형 프랙탈의 예로는 만델브로트 집합, 줄리아 집합, 코흐 곡선, 시어핀스키 삼각형(Sierpinski triangle), 칸토르 집합(Cantor set) 등이 있고, 비결정형 프랙탈의 예로는 자연 세계에서 볼 수 있는 번개, 나무, 고사리, 브로컬리, 콜리플라워, 고사리, 벌집, 소라 껍질, 눈꽃송이, 뇌, 폐, 기관지 등이 있다.

2.1.1 결정형 프랙탈

프랙탈에서 어느 부분을 확대해도 전체 모양과 닮은 모양을 얻을 수 있는데, 이러한 성질을 자기 유사성(Self-Similarity)이라고 한다. 자기 유사성이 프랙탈의 기본 속성이라 한다면 여기에 부가해야할 개념이 바로 끊임없이 자기 복제를 반복하는 순환성(Recursiveness)이다.

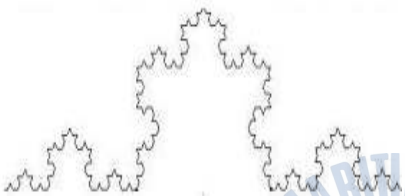
(1) 만델브로트 집합(Mandelbrot set)과 줄리아 집합(Julia set)

결정형 프랙탈의 대표적인 개념을 설명해줄 수 있는 만델브로트 집합과 줄리아 집합은 간단한 점화식 $z_{n+1}= z_n^2+c$ 에서 출발하였고, 여기서 z와 c는 복소수이다. 줄리아 집합은 주어진 c에 대해서 위의 점화식이 발산하지 않는 성질을 갖도록 하는 복소수 z의 집합인 반면에 만델브로트 집합은 $z_0= 0$일 때 z를 발산하지 않게 하는 c의 집합이다. 그림 2.1(a)와 그림 2.1(b)는 위 점화식으로부터 만델브로트 집합과 줄리아 집합을 그린 것이다.

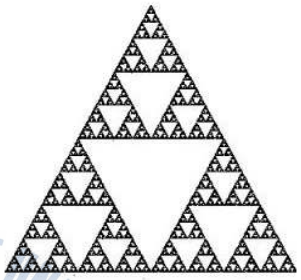
dCollection

(a) 만델브로트 집합

(b) 줄리아 집합



(c) 코흐 곡선



(d) 시어핀스키 삼각형

그림 2.1 결정형 프랙탈의 예

Fig. 2.1 Examples of crystal form fractal

(2) 코흐 곡선(Koch snowflake)

결정형 프랙탈 개념을 잘 설명하는 예로서 스웨덴의 수학자 코흐(Koch)에 의해서 제안된 코흐 곡선이 있다. 코흐 곡선은 주어진 연산을 반복적으로 수행한 결과로 작은 스케일로 자기 유사성을 띄는 구조를 말하는 것으로 만드는 방법은 그림 2.2와 같다.

하나의 선분을 3등분해서 가운데의 선분을 위로 구부려 삼각형 모양으로 만든다. 이렇게 해서 만들어진 생성자는 길이가 원래 선분의 1/3인 선분 네 개로 이루어진다. 이 생성자를 축소해 가면서 새로 생긴 네 개의 선분과 바꾸어 간다. 이 과정을 무한히 반복하였을 때의 극한이 바로 코흐 곡선이다. 각각의 단계에서 직선 부분의 길이는 반복을 행할 때마다 1/3로 줄게 되나, 선분의 길이가 1/3씩 늘어나기 때문에 n번째 단계에서 코흐 곡선의 전체길이는 $(\frac{4}{3})^n$이 된

Collection

다. 따라서 단계를 무한히 반복하면 그 길이는 무한대가 된다. 즉 $\lim_{n\to\infty}(\frac{4}{3})^n \to \infty$ 이 된다.

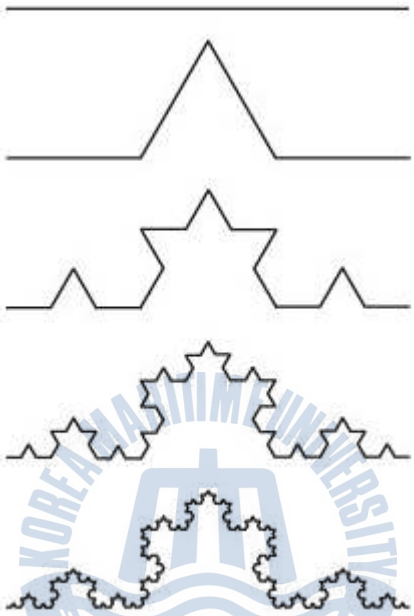


그림 2.2 코흐 곡선
Fig. 2.2 Koch snowflake

(3) 시어핀스키 삼각형(Sierpinski triangle)

시어핀스키 삼각형은 규칙적인 알고리즘을 통해 만들어지는 삼각형 구조로서 1917년경 폴란드의 수학자 바츨라프 시어핀스키의 이름을 딴 것이다. 그림 2.3과 같이 주어진 삼각형의 변의 중점을 꼭지점으로 하는 삼각형을 그려 4개의 작은 정삼각형을 만든 후 가운데의 작은 정삼각형을 제거한다. 다음 남아있는 3개의 정삼각형들에도 위의 과정을 반복한다. 이러한 과정을 무한히 되풀이하면 시어핀스키 삼각형이 된다.

dCollection

그림 2.3 시어핀스키 삼각형

Fig. 2.3 Sierpinski triangle

각 단계별로 생기는 삼각형의 수는 1단계에서 3개, 2단계에서 9개, 3단계에서 27개가 되어 n단계에서는 3^n 개가 됨을 알 수 있다. 또 n 단계에서는 작은 삼각형의 한 변의 길이는 처음 삼각형의 한 변의 길이의 $\frac{1}{2^n}$이 된다. 이러한 과정을 계속 반복하면 삼각형체의 면적은 한없이 작아지고 둘레의 합은 계속 커지게 된다.

(4) 칸토르 집합(Cantor set)

칸토르 집합은 선분을 3등분해서 가운데 구간을 제거하는 방식을 반복적으로 수행하여 만든 집합을 말한다. 그림 2.4는 이러한 과정을 6단계 수행했을 때의 칸토르 집합을 나타낸 것이다.

그림 2.4 칸토르 집합

Fig. 2.4 Cantor set

예를 들어 [0, 1]부터 시작하여 각 구간을 3등분하여 가운데 구간을 반복적으로 제외하면 이 집합은 0과 1 사이의 실수 구간으로 이루어진다. 먼저 구간 [0, 1]로부터 [1/3, 2/3]을 제거하면 첫 번째 단계에서 집합은 {[0, 1/3], [2/3, 1]}이 되고, 다음 두 구간을 다시 3등분하고 가운데 구간을 제거하면 두 번째 단계에서 집합은 {[0, 1/9], [2/9, 1/3], [2/3, 7/9], [8/9, 1]}이 된다. 이러한 과정을 반복 수행하면 각 단계에서의 칸토르 집합을 구할 수 있다.

Collection

2.1.2 비결정형 프랙탈

프랙탈 구조는 신기해 보이나, 주위에서 흔히 찾아볼 수 있는 구조이다. 모래알갱이를 아주 자세하게 관찰해보면 다 제각각으로 생겼지만 결국은 돌멩이와 유사한 형태이고, 그 돌멩이는 다시 바위와 유사하고, 바위 또한 더 거대한 바위와 유사한 형태이다. 이렇게 자기 유사성을 갖는 비결정형 프랙탈 모형은 자연계에서 쉽게 살펴 볼 수 있다. 사람의 허파에서 동맥이 갈라져서 실핏줄을 이루는 모양 역시 프랙탈 구조이며, 주변에서 발견할 수 있는 고사리와 같은 양치류 식물, 눈송이의 구조, 하천의 흐름, 산맥의 지형, 벌집의 모양, 해안선의 모습, 뭉게구름 형상 등도 프랙탈 구조이다. 그림 2.5는 자연계에서 찾아볼 수 있는 프랙탈 구조를 보여준다.

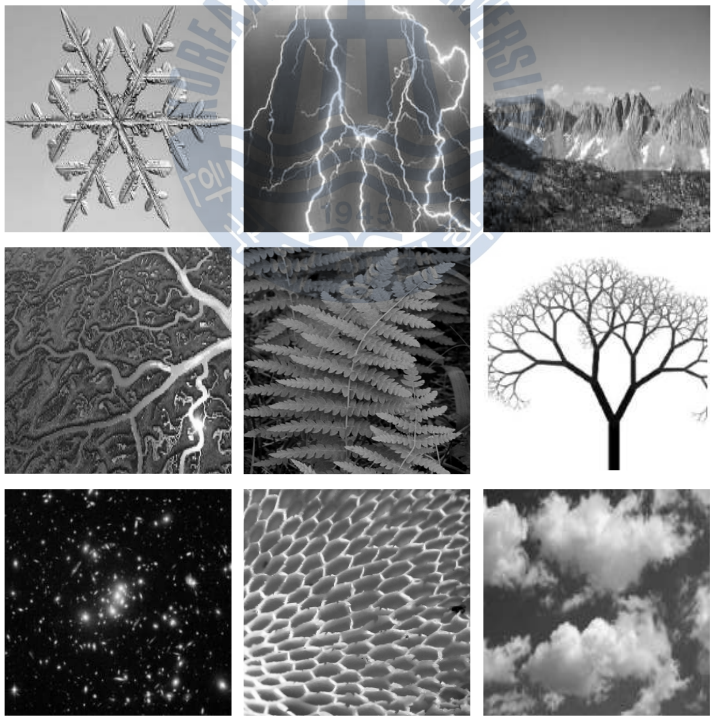


그림 2.5 자연계의 프랙탈 구조

Fig 2.5 Natural fractal patterns

dCollection

이렇게 다양한 모양들이 우연히 또는 순간적으로 이루어진 것들도 있고, 오랜 시간을 걸쳐 형성된 것들도 있다. 이러한 다양한 모양들 안에서도 우리는 어떤 규칙이나 원리를 발견할 수 있다. 그러나 프랙탈 이론을 언급하면서 분명한 것은 “이 세상에서 완전히 똑같은 것은 없으며, 단지 같은 것으로 보이는 것을 유사하다고 인식할 뿐이다” 라는 사실이다.

2.2 프랙탈 차원

앞서 언급하였듯이 프랙탈 구조는 끊임없이 자기 유사적이고 반복되는 성질을 보여준다. 프랙탈 차원은 이러한 구조들의 복잡성 정도를 나타내는 수학적 도구이다. 유클리드 기하학에서 점은 0차원, 선은 1차원, 평면은 2차원, 그리고 우리가 사는 공간은 3차원으로 정의되며, 이제까지의 모든 차원은 정수인 것으로 간주되어 왔다. 그러나 자연은 그렇게 단순한 형태를 나타내는 일이 거의 없고, 예를 들어 1.2차원이라든가 2.8차원 등의 비정수 차원으로 정량화될 수도 있다. 이러한 비정수차원이 존재한다는 것은 유클리드 기하학이 복잡한 자연현상의 어떤 면을 설명하는데 한계가 있음을 보여주는 것이다.

도형의 양에는 길이, 면적, 부피 등이 있다. 이러한 여러 가지 양의 크기를 ‘측도’라고 한다. 1차원 도형의 측도는 ‘길이’이며, 2차원 도형의 측도는 ‘넓이’, 3차원 도형의 측도는 ‘부피’이다. 이처럼 도형은 그 차원에 따라 측도가 달라진다.

예를 들어 그림 2.6과 같이 유클리드 기하학에서 일정한 길이의 1차원 도형인 선분을 2등분하면 같은 모양의 2개의 선분으로 나누어지고, 3등분하면 3개의 선분으로 나누어진다. 그러나 2차원 도형인 정사각형의 각 변을 2등분하면 같은 모양의 4개의 정사각형으로 나누어지고, 3등분하면 9개의 정사각형으로 나누어진다. 마찬가지로 3차원 정육면체의 각 변을 2등분하면 같은 모양의 8개의 정육면체로 나누어지고, 3등분하면 27개의 정육면체로 나누어진다.

dCollection

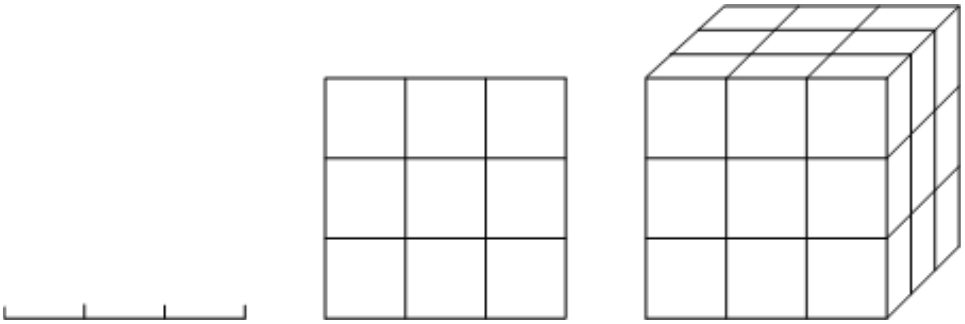


그림 2.6 차원의 도면

Fig. 2.6 Schematics of dimension

이와 같이 어떤 도형의 각 변을 r배 축소(또는 확대)하면 같은 모양의 도형 N개가 새로 만들어지므로 다음 관계가 성립한다.

$$N = \left(\frac{1}{r}\right)^D \tag{2.1}$$

여기서 N을 같은 모양의 도형수, r을 축소(확대)율, D를 그 도형의 차원이라 한다. 위 식은 다시 다음 식으로 표시할 수 있다.

$$D = \frac{\log(N)}{\log(\frac{1}{r})} \tag{2.2}$$

유클리드 기하학에서는 선, 평면, 공간 도형의 각 변을 3등분, 즉 r= 1/3배로 축소하였을 경우에 각각 3, 9, 27개의 유사 도형이 만들어지므로 식 (2.2)에 대입하면 예견할 수 있듯이 1, 2, 3 차원을 얻게 된다.

$$D = \log 3/\log 3 = 1$$

$$D = \log 9/\log 3 = \log 3^2/\log 3 = 2$$

$$D = \log 27/\log 3 = \log 3^3/\log 3 = 3$$

dCollection

그러나 코흐 곡선은 1차원 선들의 결합형태이므로 1차원일 것으로 생각할 수 있지만 전혀 다른 결과를 갖게 된다. 그림 2.7(a)의 각 변을 3등분하고 코흐 곡선을 만들면 그림 2.7(b)가 되고 이 도형 안에는 그림 2.7(a)와 닮은 도형 4개가 들어 있음을 알 수 있다. 따라서 이 도형의 차원은 정의에 의해 다음 값을 갖는다.

$$D = \frac{\log(N)}{\log(\frac{1}{r})} = \frac{\log 4}{\log 3} = 1.2618$$

선의 1 차원도 아니고 평면의 2 차원도 아닌 중간 정도의 1.26 차원을 갖게 된다. 이처럼 정수가 아닌 소수의 차원을 프랙탈 차원이라 한다. 이와 같이 1과 2사이의 소수 차원을 가지게 되는 이유는 코흐 곡선의 길이의 합은 무한히 늘어나지만 면적은 유한하기 때문이다.

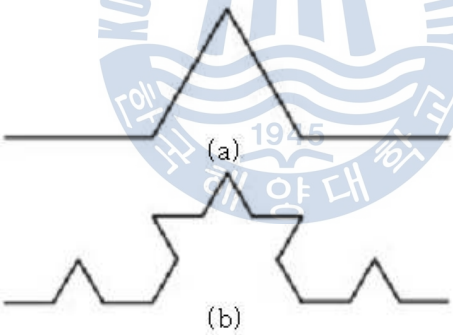


그림 2.7 코흐 곡선
Fig. 2.7 Koch line

이와 같이 프랙탈 차원은 자연현상들의 구조가 공간을 빽빽하게 차지하고 있는지의 여부를 말해준다. 식 (2.2)에 의해 얻어질 수 있는 프랙탈 차원은 축소(확대)에 의한 공간의 변형이나 사용된 측정단위로부터 독립적이다.

이미 언급된 코어 곡선을 예로 들어보면 D값이 1이면 선을 의미하고, 2에 가까우면

Collection

면적이라는 시공연속체라는 것을 상상할 수 있다. 유사하게 매끈한 선은 차원 1을 가지지만 불규칙한 선일 경우는 1보다는 더 큰 값을 가진다. 해안선은 평균 1.2의 프랙탈 차원을 가지고, 완만한 지형의 경우는 대략 2.3의 프랙탈 차원을 가진다.

2.3 브라운 운동

브라운 운동(Brownian motion: Bm)은 액체 또는 기체 안에 부유하는 미소 입자의 불규칙하고 무방향성의 운동을 말하며, 1827년 물속의 꽃가루를 관찰하던 중 불규칙 운동을 처음으로 발견한 영국의 식물학자 R. Brown의 이름[6]에서 유래한다. 예를 들면 콜로이드 입자의 운동, 공기 중에 매달린 작은 거울의 운동, 냄새의 확산현상 등이 브라운 운동에 해당된다.

Bm의 모델링은 통계역학(Statistical mechanics)에서 다루는 중요한 토픽 중의 하나이고, 다음 절에서 다룰 프랙셔널 브라운 운동의 핵심이라 할 수 있다. Bm은 몇 가지 특징을 가지고 있는데, 여기서는 편의상 1차원에 대해서만 살펴본다.

특징 1: 1차원 브라운 운동 x(t)는 변수 t(거리, 시간 등)와 확률변수로 기술되는 확률 프로세스이다.

x(t)의 증분(Increment)을 식 (2.3)과 같이 정의하면

$$x(t+\Delta t)-x(t) \tag{2.3}$$

이는 평균이 0이고, 분산이 다음 식과 같은 정규분포를 따른다.

$$\mathrm{Var}(x(t+\Delta t)-x(t)) = E[(x(t+\Delta t)-x(t))^2] \propto |\Delta t| \tag{2.4}$$

여기서 E는 기대치를 의미한다.

이 성질을 도식적으로 살펴보기 위해 512 포인트의 x(t) 발생시켜 그린 것이 그림 2.8이다.

Collection

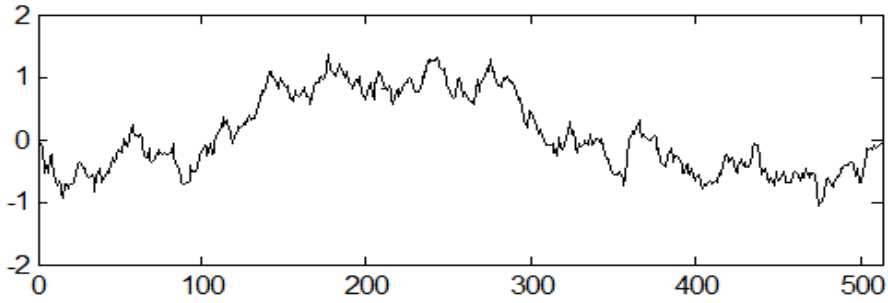


그림 2.8 브라운 운동 x(t)

Fig. 2.8 Bm x(t)

이로부터 x(t)를 막대그래프로 그린 것이 그림 2.9(a)이고, 그림 2.9(b)-(d)는 Δ t= 1, 5, 20일 때 각 증분을 막대그래프로 그린 것이다.

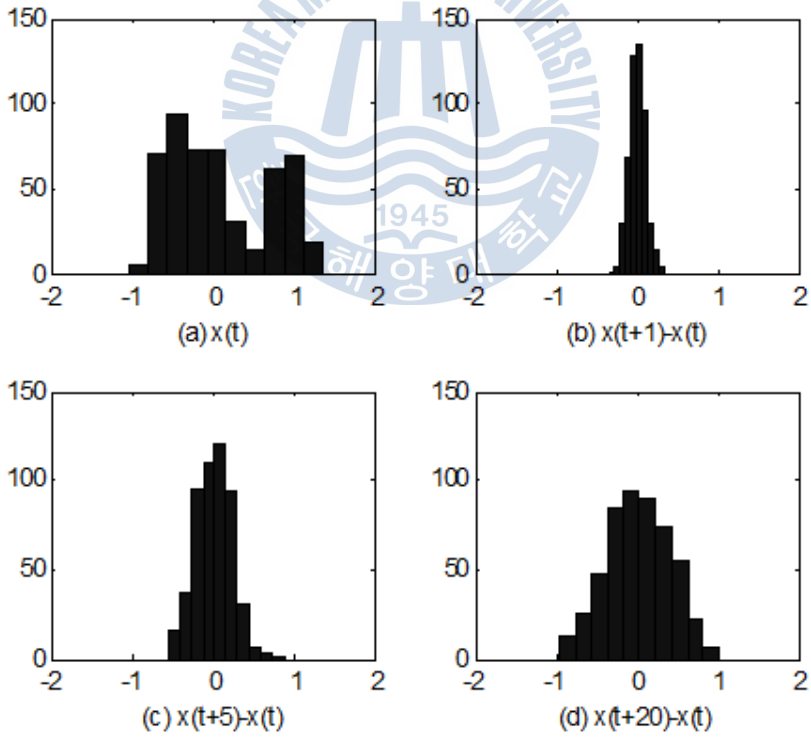


그림 2.9 x(t)와 그 증분의 막대그래프

Fig. 2.9 Histograms of x(t) and its increments

Collection

그림 2.9에서 분명히 알 수 있듯이 x(t) 그 자체는 정규분포나 특정 분포라고 말하기 어렵지만 x(t)의 증분들은 모두 평균 0인 정규분포의 모양을 보이고 있다. 식 (2.4)와 같이 Δt가 클수록 분산도 비례해서 커짐을 확인할 수 있다.

한편 앞의 그림 2.9(b)-(d)에 대해 평균과 표준편차를 정량적으로 구해보면 각각 (0, 0.0102), (0.002, 0.05), (0.014, 0.1523)이 된다. Δt= 1일 때의 분산이 0.0102이므로 이를 5배하면 0.0102×5= 0.051이 되어 Δt= 5일 때의 측정값 0.05에 근접하고, 다시 20배하면 0.0102×20= 0.204가 되어 Δt= 20일 때의 측정값 0.1523에 근접하므로 식 (2.4)가 유효함을 알 수 있다. 데이터의 개수를 많게 할수록 이 결과는 더 분명해진다.

특징 2: x(t)의 증분은 통계적으로 독립이다.

이 성질을 살펴보기 위해 $0 \le t_1 \le t_2 \le \cdots \le t_n$에 대해 식 (2.3)을 다음과 같이 정의하면

$$\begin{aligned} incr_1 &= x(t_1+\Delta t)-x(t_1) \\ incr_2 &= x(t_2+\Delta t)-x(t_2) \\ &\cdots \\ incr_n &= x(t_n+\Delta t)-x(t_n) \end{aligned} \tag{2.5}$$

$incr_1$, $incr_2$,⋯, $incr_n$이 통계적으로 독립이기 위해서는 모든 t에 대해 분산이 일정해야 하고 또 이들의 상관관계 그래프는 한 점을 중심으로 둥근 모양의 구름 띠를 이루어야 한다. 다음 그림은 그림 2.8의 데이터로부터 $incr_1$, $incr_2$,⋯, $incr_n$을 구해 그린 것으로서 증분의 독립성을 보여준다. 그림 2.10(b)에서 데이터 수가 적은 것은 Δt가 크기 때문이다.

Collection

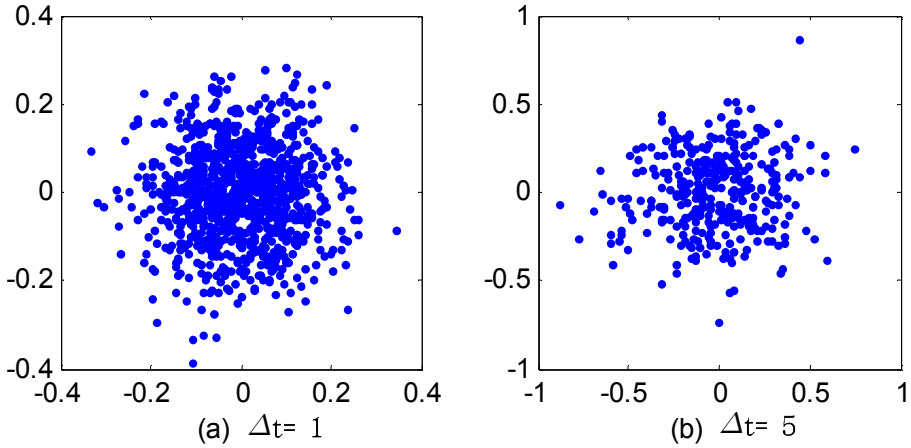


그림 2.10 증분의 분포

Fig. 2.10 Distributions of increments

특징 3: Δt를 r(>0)배 하면 식 (2.3)의 증분은 다음 관계를 갖는다.

$$x(t+\Delta t)-x(t) \propto \frac{1}{\sqrt{r}}[x(t+r\Delta t)-x(t)] \tag{2.6}$$

여기서 r은 스케일링 상수(Scaling factor)이다.

식 (2.6)은 $x(t+\Delta t)-x(t)$와 $\frac{1}{\sqrt{r}}[x(t+r\Delta t)-x(t)]$ 간에는 자기유사성의 관계가 있음을 말해준다. 편의상 t= 0, x(0)= 0, $\Delta t= \tau$라 놓으면 이는 두 확률변수 $x(\tau)$와 $\frac{1}{\sqrt{r}}x(r\tau)$간의 자기유사성 문제로 귀착된다. 다시 말하면 τ축으로 r배 가속한 $x(r\tau)$가 $x(\tau)$와 유사한 브라운 운동이 되기 위해서는 스케일링 상수 r의 제곱근, 즉 $\sqrt{r}$로 나눠줘야 한다. 이 관계를 도식적으로 살펴보기 위해 그림 2.11은 $x(\tau)$와 r= 2일 때의 $x(2\tau)$, $x(2\tau)/\sqrt{2}$, $x(2\tau)/3$을 그린 것이다.

Collection

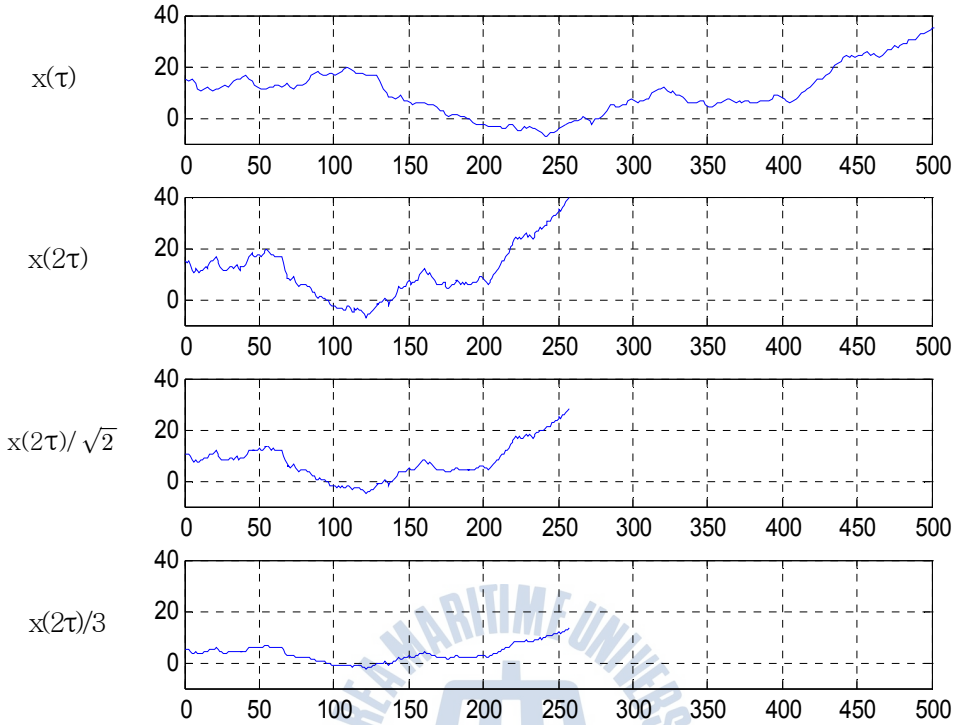


그림 2.11 스케일링된 브라운 운동

Fig. 2.11 Rescaled Bm

x(2τ)는 $\sqrt{2}$보다 작은 1로 나눴을 경우의 그래프로서 x(τ)보다 더 가파른 모양새를 보이고, x(2τ)/3은 $\sqrt{2}$보다 큰 3으로 나눴을 경우의 그래프로서 x(τ)보다 전체적으로 더 완만하고, x(2τ)/$\sqrt{2}$는 식 (2.6)에 따라 절적하게 스케일링한 경우로서 그 모양이 x(τ)와 유사함을 알 수 있다.

2.4 프랙셔널 브라운 운동

프랙탈 브라운 운동(Fractal Brownian motion)으로도 불리우는 프랙셔널 브라운 운동(Fractional Brownian motion: fBm)은 브라운 운동을 확장해서 일반화한 것으로 가우시안 확률 프로세스이다[7]. fBm은 자연에서 찾을 수 있는

Collection

산, 구름, 해안선 등과 같은 형상들을 모델링하기에 효과적인 수학적 방법이다. Mandelbrot은 산의 윤곽선 모양이 브라운 운동과 유사하다는 사실을 인지하여 브라운 운동을 2차원으로 확장하여 프랙탈 지형을 근사하였고, 좀 더 일반화된 프랙탈 지형을 모델링 할 필요성에 의해 fBm을 제안하였다. fBm은 브라운 운동이 갖고 있던 통계적 특성을 그대로 유지하고 있다.

여기서는 1차원 fBm에 대해서만 간단히 살펴보면, 1차원 fBm x(t)의 증분 $x(t+\Delta t)-x(t)$는 평균이 0이고 분산이

$$\mathrm{Var}(x(t+\Delta t)-x(t)) = |\Delta t|^{2H} \tag{2.7}$$

인 정규분포를 따른다. 여기서 H는 0과 1 사이의 실수값을 가지며 Hurst 파라미터(Hurst parameter or Hurst index)로 불리운다. H값에 따라 fBm은 몇 가지 프로세스가 된다. 만약 $H=\frac{1}{2}$이면 독립증분을 가지는 브라운 모션과 일치하며, $H > \frac{1}{2}$이면 양의 상관관계를 가져 곡선이 완만해지고, $H < \frac{1}{2}$이면 음의 상관관계를 가져 곡선이 거칠어진다. 그림 2.11은 H에 따른 fBm을 보여준다. 그림에서 보듯이 H가 증가할수록 움직임이 완만해짐을 알 수 있다.

fBm은 브라운 운동과 마찬가지로 Δt를 $r(>0)$배하면 식 (2.7)으로부터

$$\mathrm{Var}(x(t+r\Delta t)-x(t)) \propto r^{2H}|\Delta t|^{2H} \tag{2.8}$$

이 되므로 다음 관계가 성립한다.

$$x(t+\Delta t)-x(t) \propto \frac{1}{r^H}[x(t+r\Delta t)-x(t)] \tag{2.9}$$

즉 좌우 두 식은 같은 확률적 법칙을 갖게 되는데 이는 브라운 운동과 같이 t축의 변경을 이용한 분석이 가능하다는 것을 의미한다.

Collection

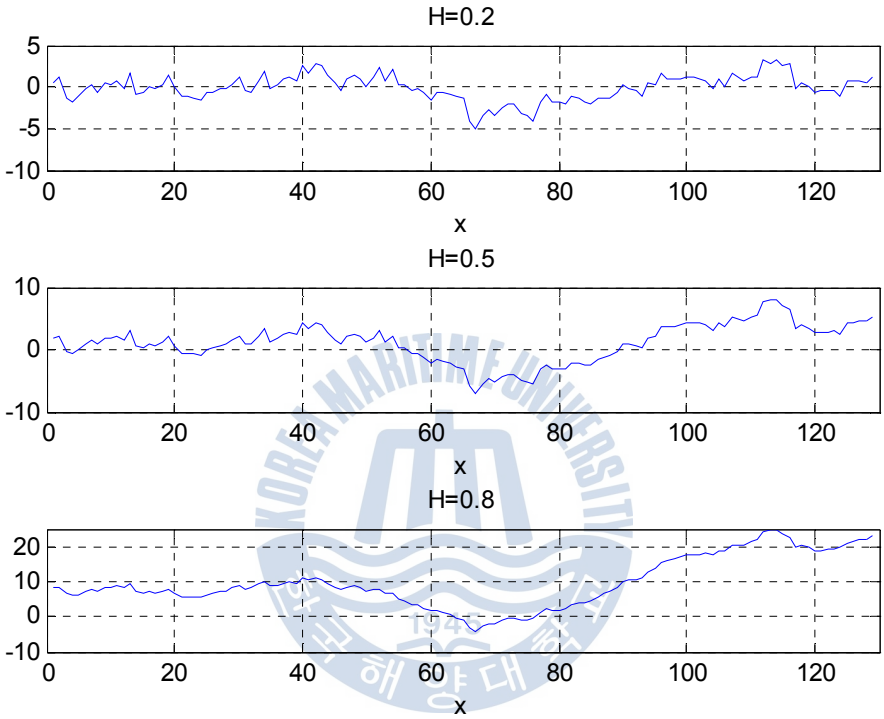


그림 2.12 H에 따른 fBm

Fig. 2.12 fBm to changes of H

Collection

제 3 장 지형정보의 추출

DTM 생성 시 센서의 한계나 장애물로 인해 TBD가 발생되거나, 저해상도의 DTM 이미지를 화면에 확대 출력할 때 고도정보가 없는 셀을 인위적으로 채워 자연스러운 지형을 만들기 위해서는 주변 지형으로부터 정보를 추출하고 이를 이용할 필요가 있다. 그림 3.1은 지형정보 추출과 지형보간으로 구성된 전체 과정을 도식화한 것이다. 지형정보 추출은 프랙탈 차원 D와 지형 분포함수의 표준편차 σ를 출력하게 되며, 지형보간은 고도지형을 재구성하게 된다. 앞서 언급하였듯이 자연지형에는 무한의 상세함이 존재하기 때문에 정보를 추출하고 보간하는데 매우 적합한 프랙탈 기법을 이용하기로 한다.

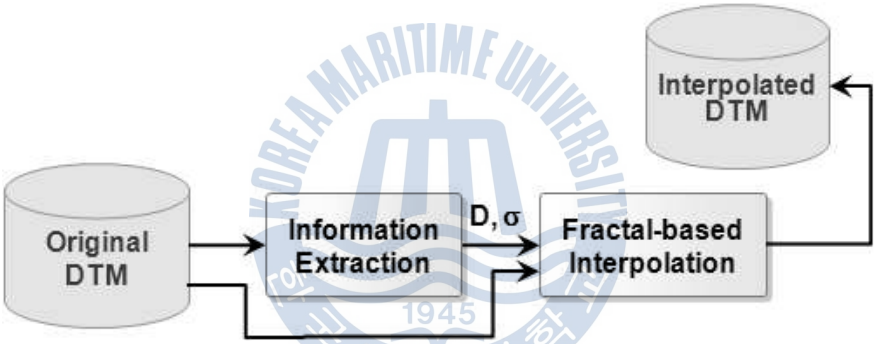


그림 3.1 지형정보 추출과 보간

Fig 3.1. Information extraction and interpolation of terrain

3.1 패치의 분할

본 논문에서 다루는 DTM은 같은 크기의 다수의 셀(Cell)로 구성되는 것으로 간주하고, 각 셀은 그림 3.2와 같이 위치 정보(x, y)와 고도(Elevation) 정보 z를 포함한다.

dCollection

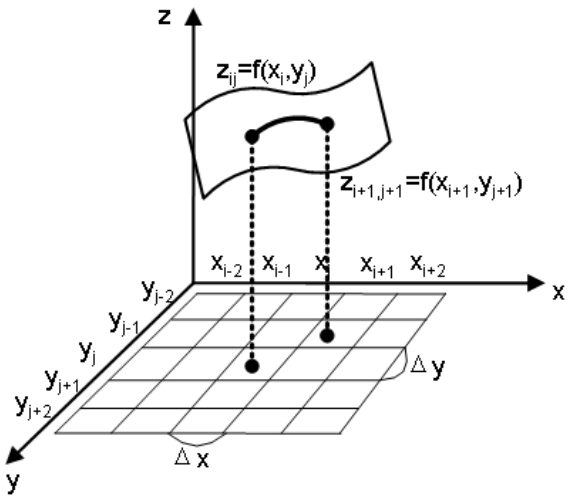


그림 3.2 3D DTM

Fig. 3.2 3D digital terrain model

편의상 그림 3.3(a)의 DTM은 그림 3.3(b)와 같이 다수의 패치(Patch)로 분할되며, 패치의 4 귀퉁이 셀들은 반드시 고도 값을 갖도록 $(2^m+1)\times(2^m+1)$로 분할된다. 이 때 m은 적절한 크기의 정수이다. 분할된 각 패치는 n×n 셀로 구성되며 그림 3.3(c)은 이를 보여준다. 이때 셀의 크기는 DTM의 해상도를 의미한다.

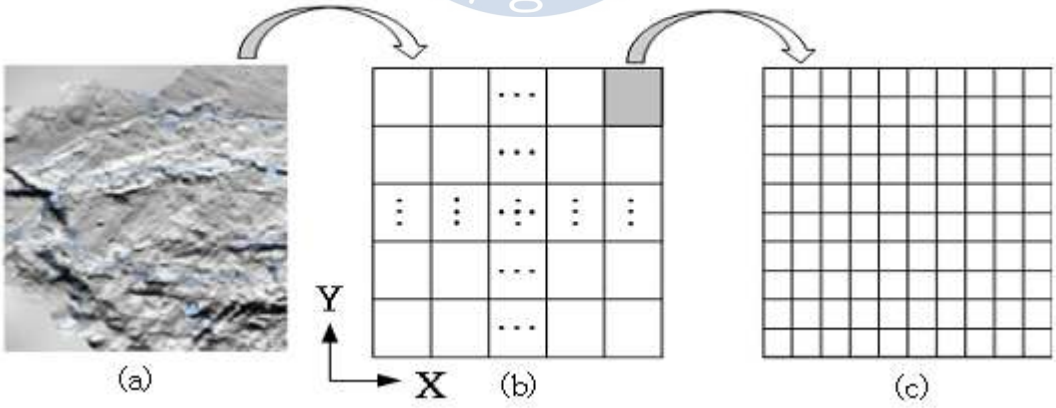


그림 3.3 DTM과 패치

Fig 3.3 DTM and patches

Collection

3.2 지형정보의 추출

자연에서 찾아볼 수 있는 대부분의 사물들이 이상적인 프랙탈 구조는 아닐지라도 유사한 구조를 가지며, 프랙탈 차원은 우리가 직관적으로 느끼는 지형의 기복 양상과 밀접한 연관성을 가지기 때문에 기복 정도를 측정하는 합리적인 도구로 사용될 수 있다. 지형의 프랙탈 차원을 추정하는 대표적인 방법으로는 fBm에 기초한 Pentland법, 삼각프리즘 면적법, Isarithm법 등[8-13]이 있으며, 본 연구에서는 기존의 몇 가지 방법들을 살펴보고 삼각프리즘 면적법을 개선한 한 방법을 제안한다.

3.2.1 Pentland법

Pentland[4]는 fBm과 Self-affine 프로세스 특성을 동시에 가지는 프랙셔널 브라운 함수 f(**q**)를 제안하였고, f(**q**)는 확률함수로서 모든 **q**와 Δ**q**에 대하여 식 (3.1)을 만족한다.

$$P\left(\frac{f(\mathbf{q}+\Delta\mathbf{q})-f(\mathbf{q})}{\Delta d^{H}}<t\right)=F(t) \tag{3.1a}$$

$$F(t)=\int_{-\infty}^{t}\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}}\exp\left(\frac{-s^2}{2\sigma}\right)ds \tag{3.1b}$$

여기서 **q**= $(x_i,y_j)\in R^2$와 **q**+Δ**q**= $(x_i+\Delta x_i, y_j+\Delta y_j)\in R^2$는 X-Y 평면상의 두 점, $\Delta d = \|\Delta\mathbf{q}\| = \sqrt{\Delta x_i^2+\Delta y_j^2}$는 두 점간의 거리, F(t)는 $N(0,\sigma^2)$을 따르는 확률변수 t의 누적분포함수이다.

f(**q**)의 증분 f(**q**+Δ**q**)-f(**q**)는 $\frac{1}{r^H}$[f(**q**+rΔ**q**)-f(**q**)]와 통계적으로 자기유사성을 가지며, 프랙탈 차원은 다음 식으로 주어진다.

$$D = T + 1 - H \tag{3.2}$$

Collection

여기서 T는 위상학적 차원(Topological dimension), H(0<H<1)는 Hurst 파라미터이다.

식 (3.1)을 Δd에 대해 기대치를 취하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$E[|f(\mathbf{q}+\Delta\mathbf{q})-f(\mathbf{q})|] = \Delta d^{H}C \tag{3.3a}$$

$$\text{단, } C = 2\sigma \ / \ \sqrt{2\pi} \tag{3.3b}$$

여기서 E[|f(**q**+Δ**q**)-f(**q**)|]는 중심점의 고도와 이로부터 Δd 거리에 위치한 점들의 고도차 절대치의 평균값이다. 그림 3.4는 고도차 절대치의 평균값을 계산하기 위한 그림이다.

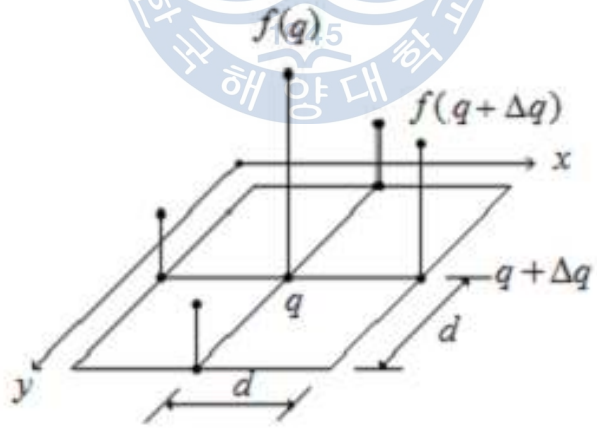


그림 3.4 고도차 절대치의 평균값을 계산
Fig. 3.4 Mean of absolute elevation difference

Collection

식 (3.3)을 log-log공간으로 변환하면 다음 선형식을 얻는다.

$$\log E[\Delta z_{\Delta d}] = H\log\Delta d + \log C \tag{3.4}$$

여기서 $\Delta z_{\Delta d} = |f(\mathbf{q}+\Delta\mathbf{q})-f(\mathbf{q})|$로 정의되고, $E[\Delta z_{\Delta d}]$는 패치 중심의 고도와 중심 고도에서 Δd만큼 떨어진 각 지점의 고도의 차이의 절대치의 평균이다. 식 (3.4)는 H에 대해 1차 선형 방정식으로서 H는 다음 식으로부터, C는 그래프적으로 구할 수 있다.

$$H = \frac{\log E[\Delta z_{\Delta d}]}{\log\Delta d} \tag{3.5}$$

그러나 본 연구에서는 최소자승법으로 H와 C를 구한다. k가 1에서 L= n/2까지 변하는 동안의 Δd를 Δd_k, $E[\Delta z_{\Delta d}]$를 z_k라 하면 L개의 데이터 쌍과 식 (3.4)으로부터 행렬-벡터 방정식을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{z} = A\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon} \tag{3.6a}$$

여기서

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \log z_1 \\ \log z_2 \\ \vdots \\ \log z_L \end{bmatrix} \in R^L,\ \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \log C \\ H \end{bmatrix} \in R^2, \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_L \end{bmatrix} \in R^L,$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \log\Delta d_1 \\ 1 & \log\Delta d_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \log\Delta d_3 \end{bmatrix} \in R^{L\times 2} \tag{3.6b}$$

$\boldsymbol{\varepsilon}$는 오차벡터이고 원소들은 서로 독립인 것으로 간주한다. 오차를 최소로 하는 벡터 $\mathbf{x}$를 추정하기 위해 평가함수 J를 식 (3.7)과 같이 정의한다.

Collection

$$J = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} = (\mathbf{z} - A\mathbf{x})^T (\mathbf{z} - A\mathbf{x}) \tag{3.7}$$

A^TA의 역행렬이 존재하는 경우에 $\partial J/\partial \mathbf{x} = 0$을 만족하는 추정치는 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{x}} = (A^TA)^{-1}A^T\mathbf{z} \tag{3.8}$$

이로부터 다음 식과 같이 H와 σ를 구할 수 있다.

$$H = \hat{x}_2 \tag{3.9a}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\pi}{2}}\, 10^{\hat{x}_1} \tag{3.9b}$$

H와 σ는 다음 절에서 다룰 지형보간에 사용된다. 한편 식 (3.2)로부터 지형면의 경우 T = 2이므로 프랙탈 차원은 다음과 같이 계산된다.

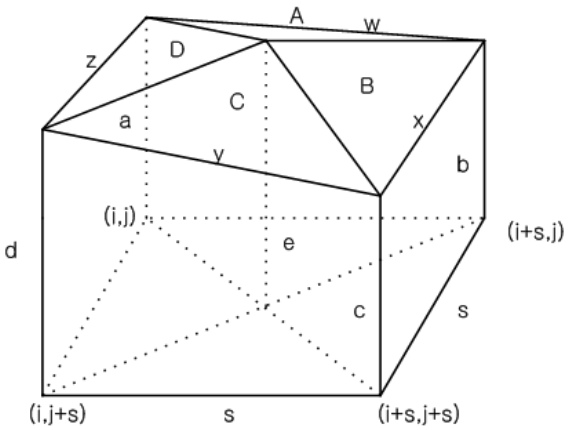
$$D = 3 - H \tag{3.10}$$

3.2.2 Clarke 삼각프리즘 면적법

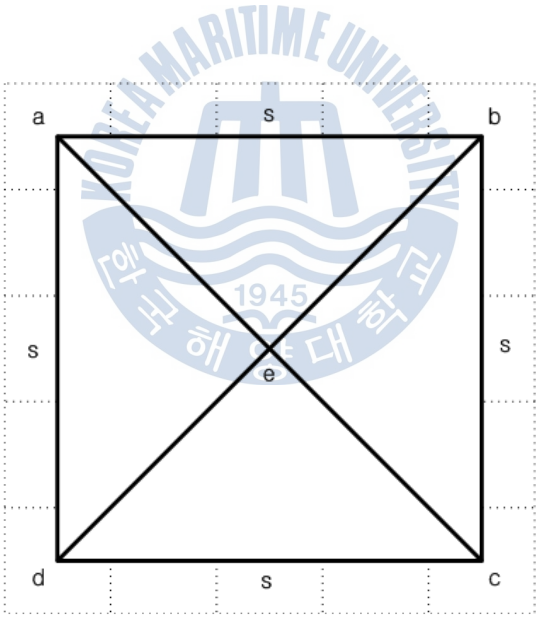
Pentland법은 지형보간에 필요한 H와 σ를 동시에 추출해주지만, D의 추정값의 정확도가 다른 방법에 비해 다소 떨어지고 또 인위적으로 변경된 평평한 지형에는 적용이 쉽지 않다. 한편 Clarke는 1986년 지형고도를 이산적으로 표현한 곳에 적용이 용이한 삼각프리즘 면적법(Triangle prism surface method: TPSM)[8]을 제안하였다. 삼각프리즘 면적법은 사각기둥의 네 모서리 고도값의 평균값으로 중심점을 보간하며, 이 사각기둥을 4개의 삼각기둥으로 분리하고 이 때 각 모서리의 고도로부터 만들어진 삼각기둥의 윗면의 넓이를 계산한다.

그림 3.5에서처럼 스텝크기(Step size)가 s인 네 모서리의 고도를 a, b, c, d라 하면 중심고도 e는 이들의 평균값이 되고 사각기둥 윗면에 4개의 삼각형이 만들어진다.

Collection



(a)



(b)

그림 3.5 Clarke의 삼각프리즘 면적법

Fig. 3.5 Clarke's triangular prism surface method

Collection

그림 3.5에서 모서리 길이 w는 a와 b사이의 거리 s와 고도차 b-a를 이용하면 구할 수 있고,

$$w = \sqrt{(b-a)^2 + s^2} \tag{3.11a}$$

나머지 모서리 x, y, z 역시 위와 같은 방법으로 구할 수 있다.

$$x = \sqrt{(c-b)^2 + s^2} \tag{3.11b}$$

$$y = \sqrt{(d-c)^2 + s^2} \tag{3.11c}$$

$$z = \sqrt{(a-d)^2 + s^2} \tag{3.11d}$$

각 꼭지점과 중심고도와의 거리 o, p, q, r 또한 피타고라스 공식을 사용하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$o = \sqrt{(a-e)^2 + (\frac{\sqrt{2}}{2}s)^2} \tag{3.12a}$$

$$p = \sqrt{(b-e)^2 + (\frac{\sqrt{2}}{2}s)^2} \tag{3.12b}$$

$$q = \sqrt{(c-e)^2 + (\frac{\sqrt{2}}{2}s)^2} \tag{3.12c}$$

$$r = \sqrt{(d-e)^2 + (\frac{\sqrt{2}}{2}s)^2} \tag{3.12d}$$

그리고 헤론의 공식(Heron's formula)을 이용하여 각 프리즘 삼각형의 넓이를 다음과 같이 구한다.

$$A = \sqrt{S_a(S_a - w)(S_a - p)(S_a - o)} \tag{3.13a}$$

$$B = \sqrt{S_b(S_b - x)(S_b - p)(S_b - q)} \tag{3.13b}$$

$$C = \sqrt{S_c(S_c - y)(S_c - q)(S_c - r)} \tag{3.13c}$$

dCollection

$$D = \sqrt{S_d(S_d - z)(S_d - o)(S_d - r)} \tag{3.13d}$$

단,

$$S_a = \frac{1}{2}(w + p + o) \tag{3.13e}$$

$$S_b = \frac{1}{2}(x + p + q) \tag{3.13f}$$

$$S_c = \frac{1}{2}(y + q + r) \tag{3.13g}$$

$$S_d = \frac{1}{2}(z + o + r) \tag{3.13h}$$

최종적으로 전체 면적을 다음과 같이 구한다.

$$\text{Area} = A+B+C+D \tag{3.14}$$

스텝크기 s를 1, 2, 4, 8,... 로 변경하면서 계산된 Area에 대하여 log(Area)-log(s) 그래프를 그려 그림 3.6과 같이 기울기 H를 구하거나,

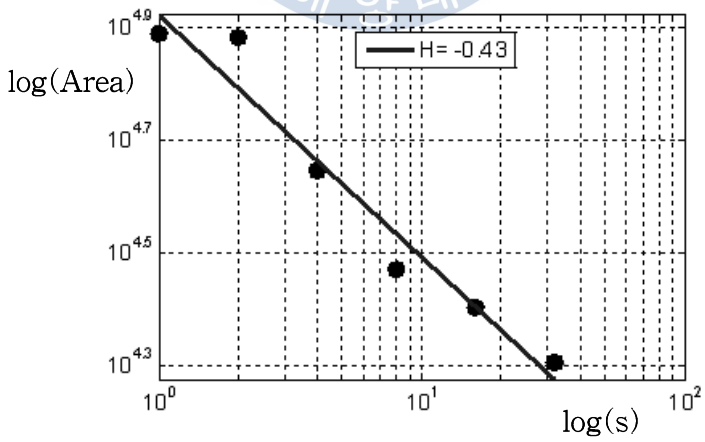


그림 3.6 H의 추정

Fig. 3.6 Estimation of H

Collection

또는 식 (3.6)의 최소자승법으로도 구할 수 있다. 이 경우에는 H를 얻으면 프랙탈 차원은 다음 식으로 구해진다.

$$D = 2 - H \tag{3.15}$$

3.2.3 Sun의 삼각프리즘 면적법

Clarke의 TPSM은 사각형 네 모서리의 고도를 평균하여 중심고도로 사용하였다. 이 방법은 계산이 간단하다는 장점은 있지만 네 모서리의 고도값에 의해서 중심고도 값이 정해지기 때문에 잘못된 계산을 이끌어 낼 수 있다. 예를 들어, 각 모서리의 고도 값을 1, 3, 2, 6, 중심고도의 실제 값을 8이라 하면 Clarke법을 쓴다면 중심고도는 (1+3+2+6)/4= 3으로 실제 값과 다르게 된다.

Sun[13]의 TPSM은 Step= 1 일 때를 제외하고 중심고도는 실제 고도 값을 사용하고, DTM을 8개의 삼각기둥으로 분리하는 것으로부터 접근한다. 그림 3.7과 같이 8개의 프리즘을 사용함으로써 주어진 지형에 더 부합된 면적계산이 가능하다는 점을 기대하였다.

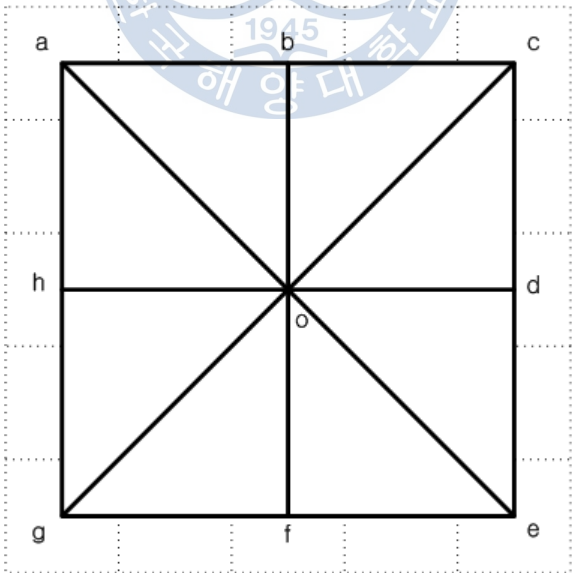


그림 3.7 Sun의 삼각프리즘 면적법
Fig. 3.7 Sun's TPSM method

Collection

삼각형의 넓이를 구하는 방법은 기존의 Clarke의 방법과 유사하다. 총 8개의 삼각형 면적은 식 (3.11)~식 (3.14)를 사용하면 구할 수 있고, 프랙탈 차원은 역시 식 (3.15)를 이용하면 된다.

3.2.4 개선된 삼각프리즘 면적법

본 연구에서 제안된 TPSM은 역시 지형의 자세함을 좀 더 구체적으로 표현하기 위해 지형을 세분화하여 접근하는 것이 목적이다. 제안된 방법은 Sun의 TPSM이 Clarke의 TPSM보다 더 많은 지형의 정보를 사용하고 있는데서 영감을 얻었고 그림 3.8에서처럼 16개의 삼각프리즘 표면넓이의 계산을 수행한다. Sun의 삼각프리즘 면적법과 마찬가지로 step size= 1에서를 제외하고 둘러싸인 점이 4개 이상 존재하기 때문에 step size =2부터 제안된 알고리즘을 수행한다.

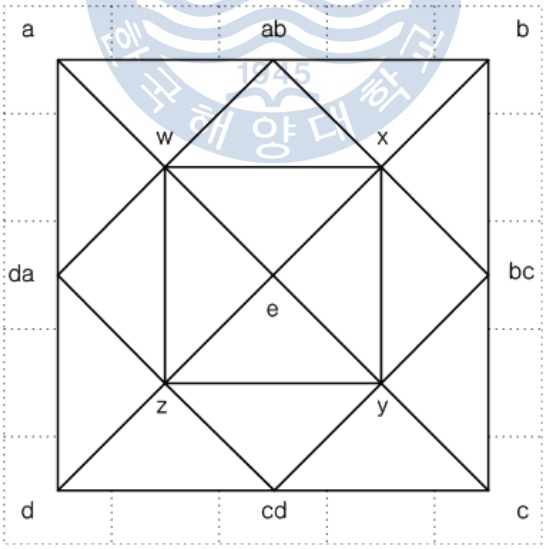


그림 3.8 제안된 삼각프리즘 면적법
Fig. 3.8 Proposed TPSM

Collection

제안된 방법 역시 Clarke의 삼각프리즘 면적법과 같은 방법으로 식(3.9)~식(3.12)를 이용하여 삼각형의 넓이를 구한다. 하지만 Clarke의 삼각프리즘 면적법, Sun의 삼각프리즘 면적법과 두 가지 차이점이 있다.

· 각 모서리의 중앙점 ab, bc, cd, da는

$$ab = (a + b) / 2 \tag{3.13a}$$

$$bc = (b + c) / 2 \tag{3.13b}$$

$$cd = (c + d) / 2 \tag{3.13c}$$

$$da = (d + a) / 2 \tag{3.13d}$$

로 각 꼭지점의 평균값을 취한다.

· 각 꼭지점과 중간점 e와의 사이에 위치한 점 w, x, y, z는

$$w = (a + ab + e + da) / 4 \tag{3.14a}$$

$$x = (ab + b + bc + e) / 4 \tag{3.14b}$$

$$y = (e + bc + c + cd) / 4 \tag{3.14c}$$

$$z = (da + e + cd + d) / 4 \tag{3.14d}$$

로 각 구하려는 점을 둘러싼 점들의 평균값을 취한다.

Collection

제 4 장 지형고도의 보간

앞 장에서 우리는 주변 패치로부터 지형정보(H와 σ)를 추출하는 방법에 대해 살펴보았다. 일단 H와 σ를 얻게 되면 이로부터 TBD 셀의 지형고도를 합리적인 방법으로 보간해낼 수 있다. 대표적인 보간법으로는 Bilinear법, Bicubic법[14], 프랙탈에 기초한 방법 등이 있다. 앞의 두 방법은 완만한 지형의 보간에는 적용가능하나 무한의 세밀함을 가지는 자연지형의 보간에는 만족스럽지 못하기 때문에 그 대안으로 프랙탈에 기초한 방법을 사용한다. 프랙탈에 기초한 대표적인 방법으로는 Random midpoint displacement(RMD)법, Shear displacement법, Fourier filtering법 등[15]이 있고, 본 연구에서는 구현이 쉽고 효과적인 RMD법을 이용한다.

4.1 기존의 보간법

4.1.1 Bilinear법

일반적으로 DTM 이미지를 모니터 화면에 축소시켜 표시할 경우는 왜곡 없이 저장된 정보 그대로 표시되어지지만, 반대로 확대할 경우에는 정보가 없는 픽셀은 인접 픽셀의 정보를 근간으로 새로 보간되어져야 한다. 여기에 사용되는 전통적인 방법이 Bilinear법과 Bicubic법이다.

Bilinear법은 그림 4.1과 같이 보간되는 픽셀이 위치한 곳의 인접한 4 픽셀을 사용하여 선형보간하는 방법이다. 그림 4.1에서 $f_{i,j}$,= $f(x_i,y_i)$를, $f_{i,j}$, $f_{i+1,j}$, $f_{i,j+1}$, $f_{i+1,j+1}$은 인접한 4개의 픽셀을 나타내고 s와 t에 의해 수직과 수평방향의 위치가 결정된다. 따라서 보간 되어야 할 픽셀 $f_{s,t}$는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$f_{s,t}= (1-t)[(1-s)f_{i,j} + sf_{i+1,j}] + t[(1-s)f_{i,j+1} + sf_{i+1,j+1}] \qquad (4.1)$$

여기서 s와 t 0과 1 사이의 실수값을 가지는 가중치이며, 독립적으로 계산되어진다.

Collection

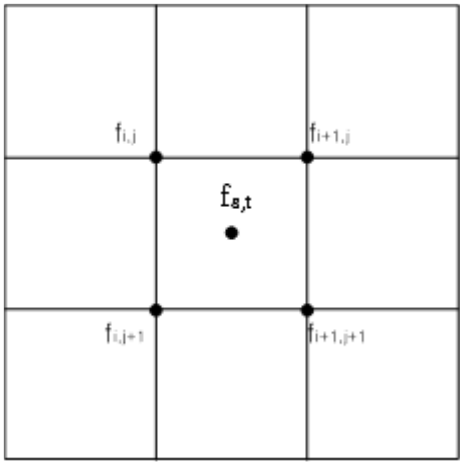


그림 4.1 Bilinear법
Fig. 4.1 Bilinear Method

Bilinear법은 간단하면서 연산처리 속도가 빨라 많이 쓰이는 방법 중 하나이지만 확대한 이미지가 흐릿해지는(Blurring of magnified image) 단점이 있다.

4.1.2 Bicubic법

Bicubic법은 연산처리 속도가 중요하지 않는다면 픽셀을 보간하는데 있어서 Bilinear법보다 더 자주 쓰인다. Bicubic법은 Bilinear법보다 더 자세하게 보간할 수 있기 때문에 이미지를 확대할 때 더 부드럽고, 덜 인위적 결과를 얻을 수 있다.

Bicubic법은 그림 4.2와 같이 보간되어야 할 픽셀의 인접한 16 픽셀을 사용하여 보간하며 그 보간식은 다음과 같다.

Collection

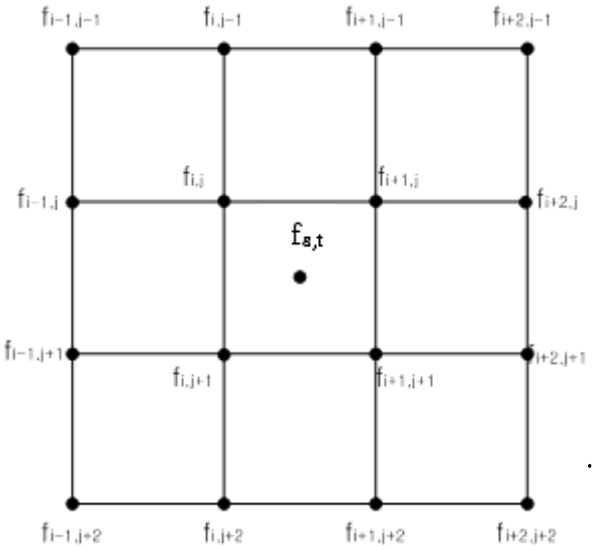


그림 4.2 Bicubic법

Fig. 4.2 Bicubic Method

$$f_{s,t} = \sum_{n=-1}^{2} \sum_{m=-1}^{2} f_{i+m,j+n} \cdot P_{m+1}(s) \cdot P_{n+1}(t) \tag{4.2a}$$

단,

$$P_0(x) = (-x^3 + 2x^2 - x)/2 \tag{4.2b}$$

$$P_1(x) = (3x^3 - 5x^2 + 2)/2 \tag{4.2c}$$

$$P_2(x) = (-3x^3 + 4x^2 + x)/2 \tag{4.2d}$$

$$P_3(x) = (x^3 - x^2)/2 \tag{4.2e}$$

그림 4.2와 식 (4.2)에서 볼 수 있듯이 Bicubic법은 주위의 16 픽셀을 사용할 뿐만 아니라 Cubic convolution으로 픽셀의 가중치를 적용하였기 때문에 Bilinear법보다 시각적으로 더 좋은 결과를 얻을 수 있다. 하지만 계산과정에서 음의 값이 발생하여 오버슈트나, 클립핑(Clipping)현상과 같은 문제를 야기할 수 있다.

Collection

4.2 RMD법

4.2.1 1차원 RMD법

앞서 언급한 Bilinear법과 Bicubic법은 인접한 셀의 자연지형의 세밀함을 표현하기에는 부적합하므로 TBD 셀의 보간에 프랙탈에 기초한 RMD법을 이용한다[11]. 식 (4.7)에서 편의상 q= 0, △q= d로 놓고, 두 셀간의 거리가 1인 f(1)-f(0)의 분산을 σ^2라 하면, 거리가 d(>0)인 때의 분산은 다음과 같다.

$$\mathrm{Var}(f(d)-f(0)) = d^{2H}\sigma^2 \tag{4.3}$$

1차원 RMD법은 거리가 d인 두 경계점의 셀로부터 시작하여 d를 반분해 가면서 내부 셀의 고도를 만들게 되는데, 일례로 $f(\frac{d}{2})$는 다음 식과 같이 f(0)와 f(d)의 평균값에 오프셋, 즉 $N(0,\delta_1^2)$인 정규난수 Δ_1을 더해 만들고, $f(\frac{d}{4})$는 f(0)와 $f(\frac{d}{2})$의 평균값에 $N(0,\delta_1^2)$인 정규난수 Δ_2를 더해 만든다.

$$f(\frac{d}{2}) = \frac{f(0)+f(d)}{2} + \Delta_1 \tag{4.4}$$

$$f(\frac{d}{4}) = \frac{f(0)+f(\frac{d}{2})}{2} + \Delta_2 \tag{4.5}$$

dCollection

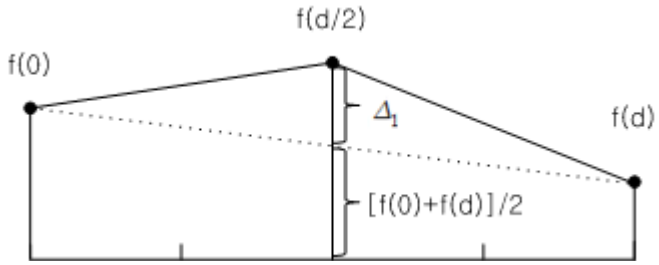


그림 4.3 1차원 RMD법

Fig. 4.3 1D RMD Method

따라서 $f(\frac{d}{2})$와 f(0)의 증분은

$$f(\frac{d}{2})-f(0) = \frac{f(0)+f(d)}{2}+\Delta_1-f(0) = \frac{f(d)-f(0)}{2}+\Delta_1 \tag{4.6}$$

이 되고, 양변 식의 분산을 구하면

$$Var(f(\frac{d}{2})-f(0)) = Var(\frac{f(d)-f(0)}{4})+Var(\Delta_1) \tag{4.7}$$

즉,

$$(\frac{d}{2})^{2H}\sigma^2 = \frac{1}{4}d^{2H}\sigma^2+\delta_1^2 \tag{4.8}$$

의 관계를 만족해야 하므로 이를 정리하면 Δ_1의 분산은 다음 식과 같게 된다.

$$\delta_1^2 = \frac{1}{2^{2H}}(1-2^{2H-2})d^{2H}\sigma^2 \tag{4.9}$$

같은 방법으로 이전 값의 중점 $f(\frac{d}{4})$와 f(0)의 증분으로부터

Collection

$$f(\frac{d}{4})-f(0)= \frac{f(0)+f(\frac{d}{2})}{2}+\Delta_2-f(0)= \frac{f(\frac{d}{2})-f(0)}{2}+\Delta_2 \tag{4.10}$$

분산을 구하면

$$(\frac{d}{4})^{2H}\sigma^2 = \frac{1}{4}(\frac{d}{2})^{2H}\sigma^2+\delta_2^2 \tag{4.11}$$

이 되고 이를 정리하면 다음 식을 얻는다.

$$\delta_2^2 = \frac{1}{2^{4H}}(1-2^{2H-2})d^{2H}\sigma^2 \tag{4.12}$$

한편 $f(\frac{d}{2})$와 f(d)로부터 $f(\frac{3d}{2})$를 만들 때 $f(\frac{3d}{2})-f(\frac{d}{2})$는 $f(\frac{d}{4})-f(0)$와 통계적으로 동일하지 않다는 사실을 알 필요가 있다. 이러한 과정을 n번 반복하면 두 점들 간의 거리는 $\frac{1}{2n}$비로 감소하고, n번째 오프셋 Δ_n의 표준편차는 다음 식으로 주어진다.

$$\delta_n = \frac{1}{2^{nH}}\sqrt{1-2^{2H-2}}\,d^H\sigma \tag{4.13}$$

이로부터 두 셀간의 거리가 $\frac{1}{2}$로 줄면 오프셋의 표준편차 또한 다음 비율로 줄게 됨을 알 수 있다.

$$\frac{\delta_n}{\delta_{n-1}} = \frac{1}{2^H} \tag{4.14}$$

Collection

4.2.2 2차원 RMD법

2차원 RMD법은 그림 4.4(a)와 같이 스텝크기가 d인 사각형 4 모서리의 고도값을 가지고 내부 점들의 고도값을 만들게 되는데, 크게 다음 두 단계로 동작한다. 첫째 단계는 4 모서리의 고도 평균값에 오프셋을 더해 두 대각선이 만나는 지점(사각형의 중점)의 고도를 발생시킨다. 이 결과 도형은 그림 4.4(b)와 같은 다이아몬드 모양이 된다. 둘째 단계는 그림 4.4(c)와 같이 인접한 3셀의 고도 평균값에 오프셋을 더해 가장자리 셀의 고도를 만든다. 이 결과로 4개의 작은 사각형이 만들어진다. 이후 원하는 해상도의 DTM을 만들어낼 때까지 (d)~(f)의 과정을 반복한다.

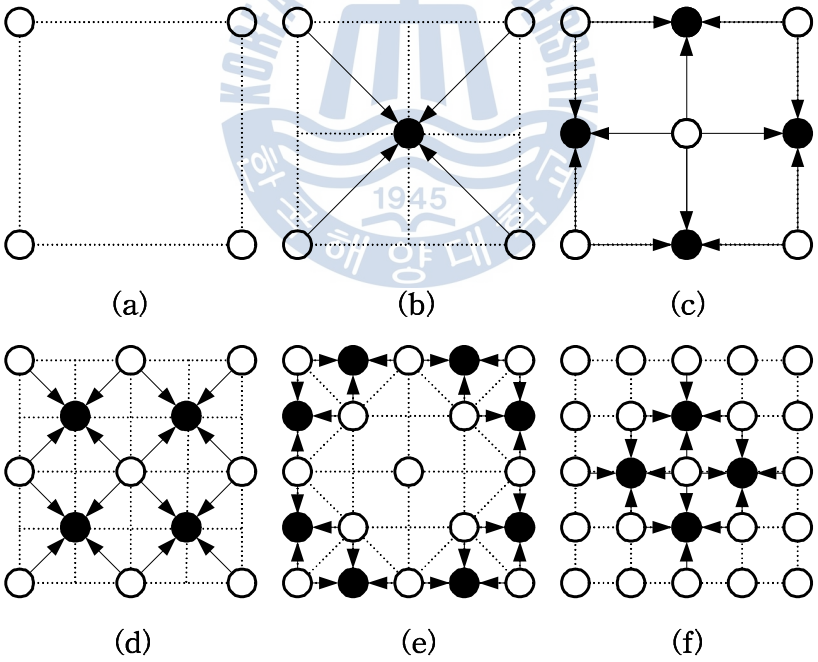
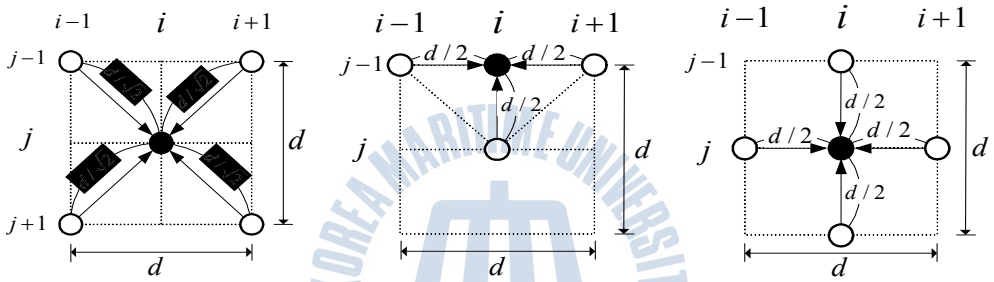


그림 4.4 2차원 RMD법

Fig. 4.4. 2D RMD Method

Collection

그림 4.4(d)~(f)를 살펴보면 RMD법에는 크게 2가지 패턴이 있음을 알 수 있다. 직전 단계에서 셀간의 거리가 d라면, 패턴 1은 그림 4.5(a)와 같이 4개 셀의 고도값으로 새로운 셀의 고도를 보간하며 새로운 셀과의 거리는 $\frac{d}{\sqrt{2}}$ 이고, 패턴 2는 그림 4.5(b)와 같이 3 또는 4개 셀의 고도값으로 새로운 셀의 고도를 보간하고 새로운 셀과의 거리는 $\frac{d}{2}$가 된다.



(a) 패턴 1 (b) 패턴 2

그림 4.5 RMD법의 패턴 2

Fig. 4.5 Pattern 2 of RMD Method

이러한 사실로부터 패턴 1, 2가 교대로 반복될 때마다 셀간의 거리가 $\frac{1}{\sqrt{2}}$ 비로 줄고 오프셋의 표준편차 또한 $\frac{\delta_n}{\delta_{n-1}} = (\frac{1}{\sqrt{2}})^{H} = \frac{1}{2^{H/2}}$ 비율로 줄어짐을 알 수 있다.

이러한 사실과 식 (4.15)를 결합하면 보간식은 다음과 같이 쓸 수 있다. 이때 $f_{i,j} = f(x_i, y_j)$이고, w는 표준정규난수를 의미한다.

dCollection

패턴 1: $$f_{i,j}=\frac{1}{4}(f_{i-1,j-1}+f_{i+1,j-1}+f_{i-1,j+1}+f_{i+1,j+1})+\frac{1}{2^{H/2}}\sqrt{(1-2^{2H-2})}\,d^{H}\sigma w \quad (4.15)$$

패턴 2: $$f_{i,j-1}=\frac{1}{3}(f_{i-1,j-1}+f_{i+1,j-1}+f_{i,j})+\frac{1}{2^{H}}\sqrt{(1-2^{2H-2})}\,d^{H}\sigma w \quad (4.16)$$

$$f_{i,j}=\frac{1}{4}(f_{i-1,j}+f_{i+1,j}+f_{i,j-1}+f_{i,j+1})+\frac{1}{2^{H}}\sqrt{(1-2^{2H-2})}\,d^{H}\sigma w \quad (4.17)$$

RMD법을 적용할 때 본 방법은 활용 가능한 인접 셀의 실제 고도값은 사용함으로써 원래의 DTM에 더욱 근접한 지형을 만들도록 한다.

Collection

제 5 장 시뮬레이션 및 결과검토

앞 장에서 프랙탈에 기초한 지형정보 추출법과 추출된 정보를 기반으로 지형을 보간하는 RMD법에 대해 살펴보았다. 여기서는 이를 종합하여 가상의 DTM과 실제의 DTM 상에서 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하고 제안한 알고리즘의 유효성을 검증한다.

5.1 프랙탈 차원 추출법의 검정

지형을 보간할 때 RMD법은 H와 σ를 필요로 하므로, 이를 위해 H(또는 D)는 제안된 TPSM으로, σ는 Pentland법으로 추출하여 사용한다. 먼저 제안된 TPSM의 유효성을 확인하기 위해 RMD법으로 128×128셀의 DTM을 생성하고 Pentland법, Clarke의 TPSM, Sun의 TPSM과 비교하였다. 4가지 방법으로 계산된 결과들은 초기 랜덤 씨드(Random seed)에 따라 영향을 받기 때문에 그 영향을 줄이도록 각기 다른 랜덤 씨드로 30번 돌려 평균값과 표준편차를 구하였다.

그림 5.1는 RMD법으로 D= 2.1~3까지 변경하면서 DTM을 생성하고 각 방법으로 D를 추출한 결과이다. 그림에서 보면 제안된 방법은 Pentland법과 Sun의 TPSM에 비해 많이 개선되었고 Clarke의 TPSM보다 약간 더 개선된 것을 알 수 있다.

이를 정량적으로 나타낸 것이 표 5.1이다. Pentland법과 Sun의 TPSM은 제안된 방법과 차이가 많음을 알 수 있다. 특히 제안된 TPSM의 표준편차가 Clarke의 TPSM에 비해서도 더 작은 것을 확인할 수 있다.

Collection

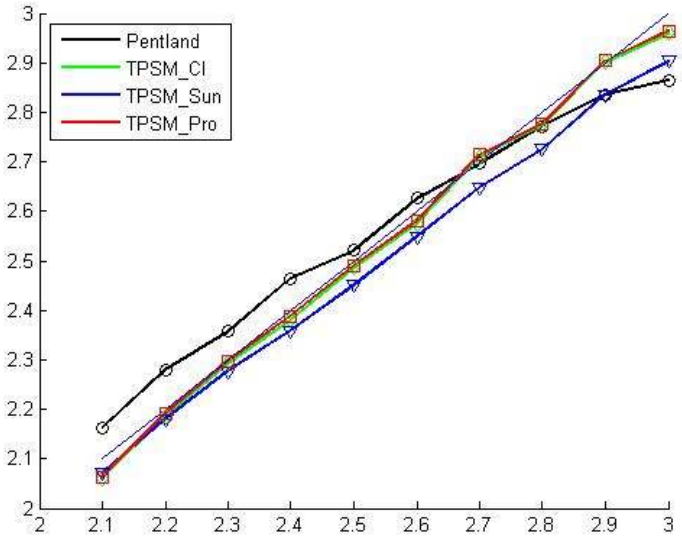


그림 5.1 프랙탈 차원 추출법의 비교

Fig. 5.1 Comparisons of the D extraction methods

표 5.1 추정된 D(평균±표준편차)

Table 5.1 Estimated D(mean±standard deviation)

Method / Ideal D	Estimated D			
	Pentland	TPrism_Clarke	Tprism_sun	Proposed
2.1	2.162±0.084	2.060±0.057	2.072±0.045	2.063±0.055
2.2	2.280±0.115	2.187±0.063	2.181±0.045	2.192±0.066
2.3	2.357±0.119	2.293±0.074	2.276±0.056	2.298±0.076
2.4	2.464±0.108	2.381±0.096	2.359±0.061	2.388±0.096
2.5	2.521±0.085	2.486±0.071	2.451±0.043	2.491±0.070
2.6	2.626±0.077	2.576±0.083	2.549±0.056	2.581±0.082
2.7	2.697±0.086	2.710±0.086	2.649±0.052	2.714±0.081
2.8	2.772±0.043	2.773±0.078	2.726±0.046	2.777±0.073
2.9	2.836±0.024	2.901±0.065	2.836±0.046	2.905±0.065
3.0	2.865±0.027	2.960±0.074	2.904±0.029	2.964±0.044

Collection

5.2 모의 DTM을 이용한 보간

제안된 방법의 유효성을 검증하기 위하여 RMD법으로 만든 DTM을 이용해 모의실험을 실시하였다. 그림 5.2은 128×128 셀의 DTM이다. 셀의 크기(해상도)는 0.1m×0.1m로 간주하였고, 전체 지역은 12.8m×12.8m를 커버한다. 한편 DTM의 고도는 -10~0m 사이의 값을 가지도록 하였다. DTM으로부터 9×9셀과 17×17셀 크기의 두 패치를 임의로 취해(그림 5.2의 흰색부분) 보간하고 제안된 방법을 Bilinear법, Bicubic법과 비교하였다.

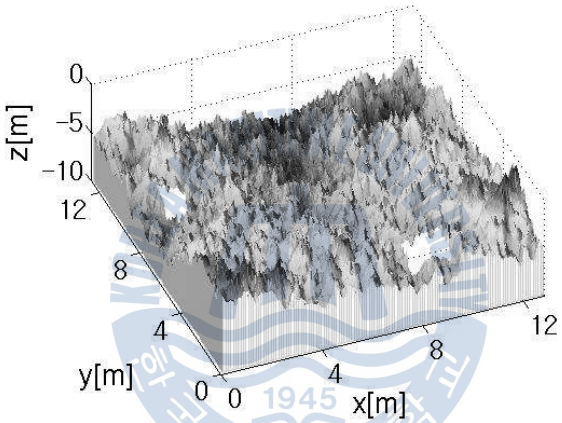
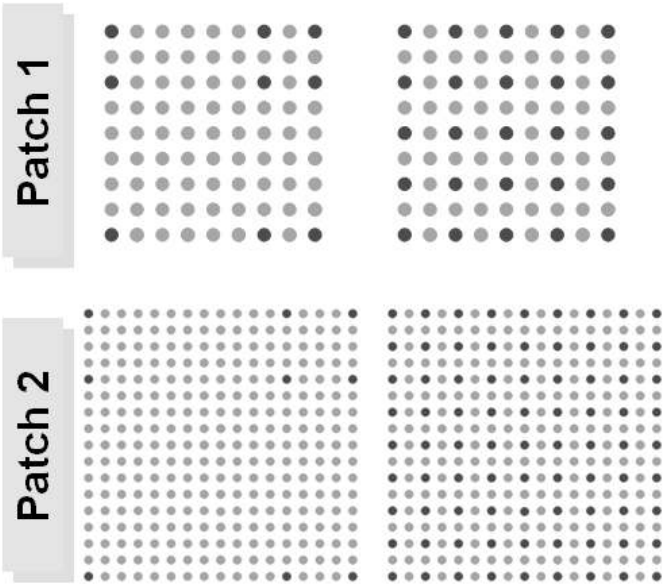


그림 5.2 모의로 만든 DTM
Fig. 5.2. Artificially generated DTM

5.2.1 시뮬레이션 시나리오

본 연구에서는 임의로 추출된 패치에 대해 그림 5.3과 같이 두 가지 시나리오를 고려해 시뮬레이션을 실시하였다. 하나는 TBD가 어느 한 곳에 집중되어 있는 경우에 보간법을 적용하는 문제이고, 다른 하나는 저해상도의 DTM을 고해상도로 변환할 경우에 적용하는 문제이다. 첫 번째 문제를 위해 보간되어야 할 TBD들이 집중되어 있는 경우를 가상하였고, 두 번째는 DTM의 해상도를 높이는 것이 목적이므로 셀과 셀 사이를 등간격으로 보간하는 시나리오를 가상하였다.

dCollection



(a) Scenario 1 (b)Scenario 2

그림 5.3 보간 시나리오

Fig. 5.3. Interpolation Scenarios

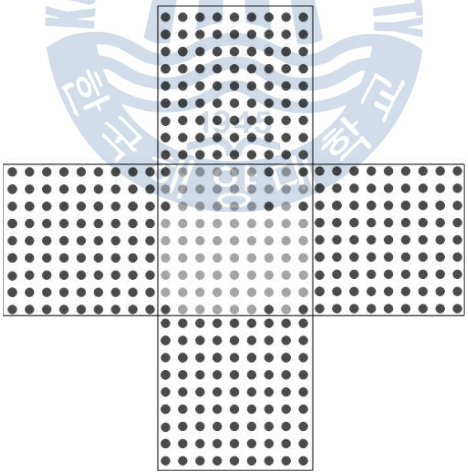


그림 5.4 주변 지형으로부터의 지형정보 추출

Fig. 5.4. Information extraction of the surrounding patches

Collection

이를 위해 그림 5.2로부터 선택된 두 패치로부터 원하는 셀의 고도를 제거하였다. 그림 5.3에서 회색 영역이 TBD 셀을 의미한다. 그림 5.4와 같이 보간될 해당 패치의 주변지역에 대한 정보를 추정하였다. 이때 D(또는 H)는 모든 스케일에 대해 선형일 수 없으므로 신뢰도는 95% 수준의 데이터만 사용하여 계산하였다. 한편 표준편차의 경우 Pentland법으로 측정하였고 이때 σ= 0.516의 값을 얻었다.

표 5.2 Patch 1과 Patch 2 주변지역의 D
Table 5.2 D of the areas around Patch 1 and Patch 2

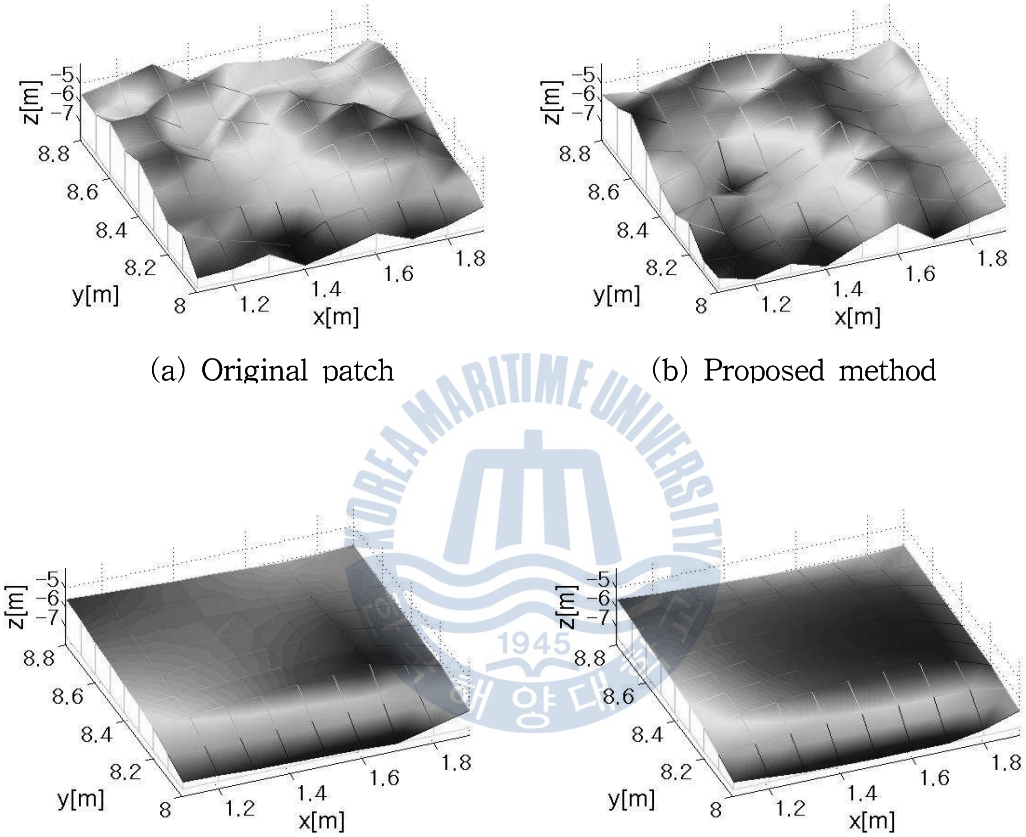
Method \ Patch	Patch 1		Patch 2	
	D	H	D	H
Proposed TPSM	2.920	0.080	2.758	0.242

5.2.2 결과 검토

그림 5.3의 데이터(검정 부분)와 추정한 H와 σ를 이용하여 RMD법으로 보간하였고, Bilinear법과 Bicubic법으로 보간된 지형과 서로 비교하였다. 그림 5.5~5.8은 각 패치와 시나리오에 대해 보간한 결과이다.

그림에서 보면 제안된 방법은 자연지형과 유사하게 보간해주지만 Bilinear법과 Bicubic법은 패치 내부를 완만하게 보간해 자연지형의 세밀함을 표현해주지 못하고 있음을 확인할 수 있다. 한 가지 주목해야 할 점은 제안된 방법으로 보간된 지형이 원래의 지형과 정확히 일치하지 않는 다는 점이다. 그 이유는 제안된 방법은 프랙탈 차원이 유사하도록 지형을 보간하지만, 확률적 특성으로 인해 똑같은 고도 지형을 만들 수는 없기 때문이다.

Collection



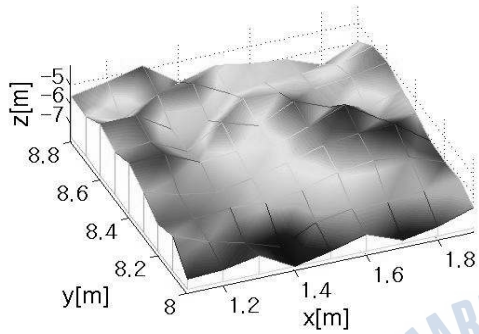
(a) Original patch (b) Proposed method

(c) Bilinear method (d) Bicubic method

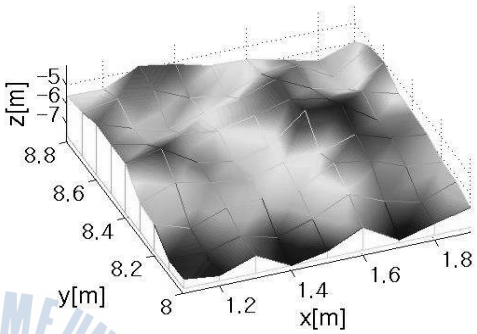
그림 5.5 보간된 패치(패치 1, 시나리오 1)

Fig. 5.5 Interpolated patches(Patch 1, Scenario 1)

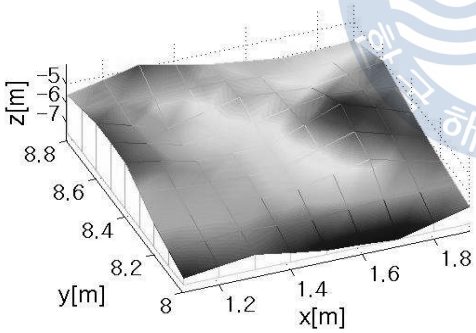
Collection



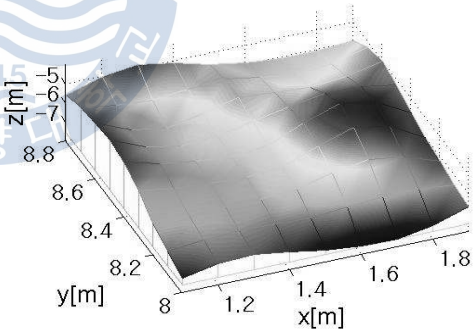
(a) Original patch



(b) Proposed method



(c) Bilinear method

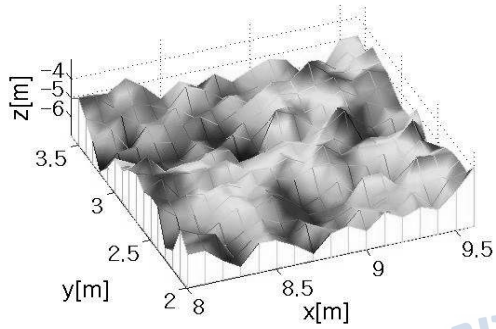


(d) Bicubic method

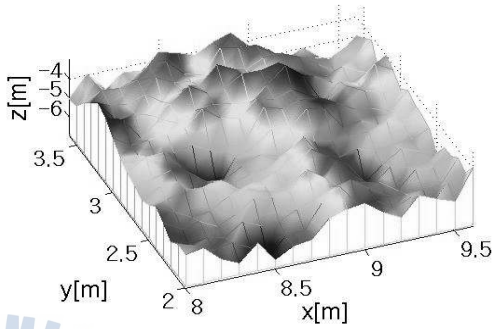
그림 5.6 보간된 패치(패치 1, 시나리오 2)

Fig. 5.6 Interpolated patches(Patch 1, Scenario 2)

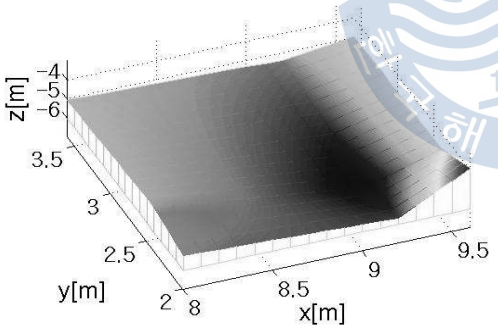
Collection



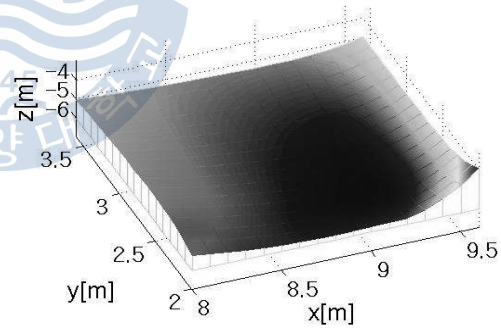
(a) Original patch



(b) Proposed method



(c) Bilinear method

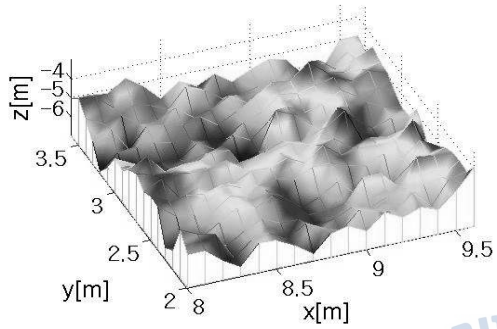


(d) Bicubic method

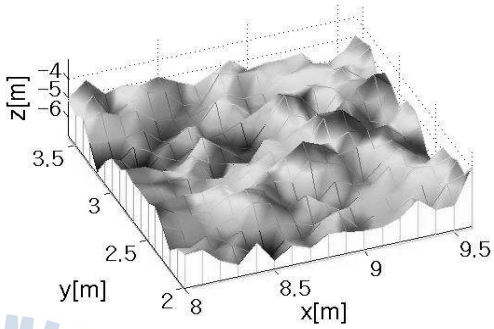
그림 5.7 보간된 패치(패치 2, 시나리오 1)

Fig. 5.7 Interpolated patches(Patch 2, Scenario 1)

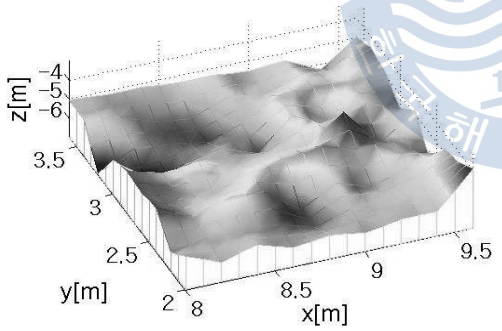
Collection



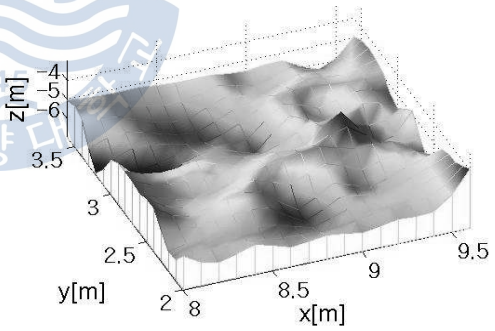
(a) Original patch



(b) Proposed method



(c) Bilinear method



(d) Bicubic method

그림 5.8 보간 패치(패치 2, 시나리오 2)

Fig. 5.8 Interpolated patches(Patch 2, Scenario 2)

Collection

3가지 방법으로 보간된 결과를 정량적으로 비교하기 위하여 각각에 대해 프랙탈 차원을 구하고 또 식 (5.1)로부터 보간 전후의 패치 지형간의 공간적 차이를 알아보기 위해 RMS를 구하였다.

$$f_{diff} = \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(f_{i,j} - \widehat{f_{i,j}})^2} \tag{5.1}$$

여기서 $f_{i,j}$와 $\hat{f}_{i,j}$는 각각 보간 전후의 패치의 고도를, M은 패치 내 보간된 셀의 수를 의미한다.

표 5.3 정량적 비교(패치 1, 시나리오 1)
Table 5.3 Quantitative comparisons(Patch 1, Scenario 1)

	D	H	f_{diff}	비고
Origin	2.920	0.080	-	
Proposed	2.952	0.048	0.667	
Bilinear	2.155	0.845	0.515	
Bicubic	2.440	0.560	0.521	

표 5.4 정량적 비교(패치 1, 시나리오 2)
Table 5.4 Quantitative comparisons(Patch 1, Scenario 2)

	D	H	f_{diff}	비고
Origin	2.920	0.080	-	
Proposed	2.905	0.095	0.512	
Bilinear	2.218	0.782	0.418	
Bicubic	2.279	0.721	0.456	

Collection

표 5.5 정량적 비교(패치 2, 시나리오 1)
Table 5.5 Quantitative comparisons(Patch 2, Scenario 1)

	D	H	f_{diff}	비고
Origin	2.897	0.103	-	
Proposed	2.747	0.253	1.210	
Bilinear	2.171	0.829	0.672	
Bicubic	2.196	0.804	0.668	

표 5.6 정량적 비교(패치 2, 시나리오 2)
Table 5.6 Quantitative comparisons(Patch 2, Scenario 2)

	D	H	f_{diff}	비고
Origin	2.897	0.103	-	
Proposed	2.756	0.244	0.549	
Bilinear	2.502	0.498	0.407	
Bicubic	2.550	0.450	0.417	

표 5.3~5.6에서 보면 RMD법으로 보간된 지형은 원본 패치 지형의 프랙탈 차원에 근접한 값을 갖지만 나머지 두 방법은 예견할 수 있듯이 프랙탈 차원값이 많이 줄어든 것을 알 수 있다. 그 이유는 기존의 두 방법은 새로운 픽셀의 고도가 주변 픽셀의 고도로부터 만들어지면서 주변 값과 비슷해지고 이때 프랙탈 속성을 잃기 때문이다.

한편 보간된 지형과 원래 지형간의 공간적 차이를 알아보기 위해 식 (5.1)의 f_{diff}를 구하였다. 제안된 방법의 f_{diff}는 다른 두 방법에 비해 약간 크지만 비슷한 수준임을 알 수 있다. 특히 패치 2, 시나리오 1의 경우 f_{diff}가 큰 이유는 그

Collection

림 5.3(a)에서도 알 수 있듯이 9개의 셀 정보로 나머지 280개 셀을 보간하기 때문이다.

5.3 실제 DTM을 이용한 보간

다음은 실제 DTM을 이용하여 시뮬레이션을 수행하기 위하여 차량 위 1.6m 높이에 부착된 Laser range-finder 센서가 전진하면서 주변 지형으로부터 얻은 DTM을 이용하였다. 그림 5.9는 300×300셀의 실제 지형을 위에서 내려다 본 그림이고 차량은 DTM의 중심에 위치한다. 오른쪽의 바는 칼라 바(Color bar)로서 센서를 중심으로 한 상대적 고도를 칼라색으로 나타낸다(하부의 파랑색이 상부의 빨강색보다 더 낮은 고도를 의미). 비어있는 흰색 부분은 센서들의 정보융합, 센서의 계측 한계 또는 양음각의 장애물(높은 나무, 깊은 웅덩이 등)로 인해 고도를 획득하지 못한 TBD 셀을 나타낸다.

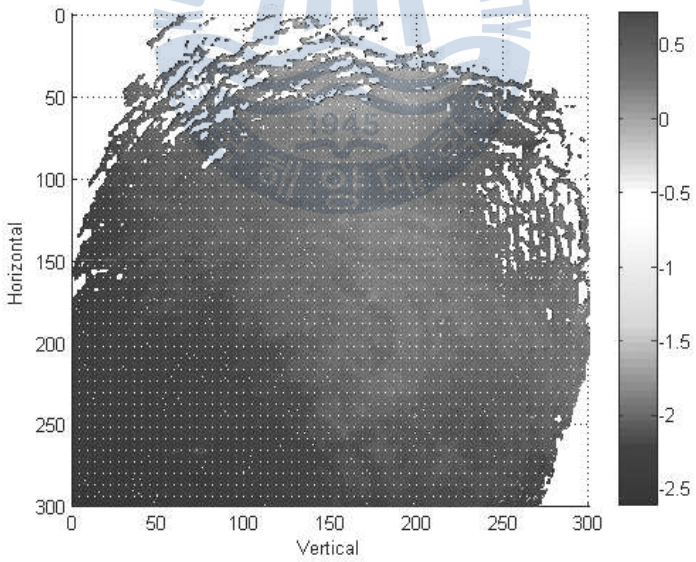


그림 5.9 실제 DTM
Fig. 5.9. Real DTM

Collection

그림 5.10은 차량이 위치한 곳의 가로 방향의 DTM 고도를 나타낸 것이다.

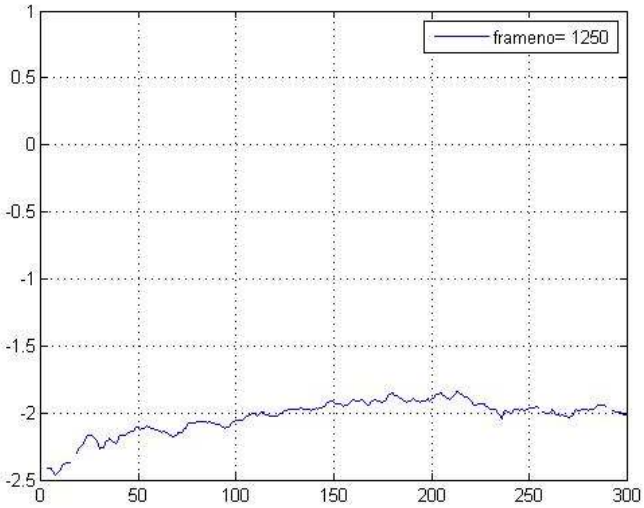


그림 5.10 DTM의 고도

Fig. 5.10 Elevation of the DTM on the center line

그림 5.11 상의 검은 점은 주어진 DTM을 27×27셀 단위의 패치로 분할하고 있는 경계를 나타낸다. 본 연구에서는 패치 셀의 고도정보가 10% 보다도 적을 경우에는 보간하여도 신뢰성이 없는 것으로 판단되어 보간하지 않았다. 그림 5.11은 패치 단위로 정보를 분석하여 TBD 셀을 보간한 지형을 나타내고 있다. 또한 보간된 지형의 프랙탈 차원을 추출하여 그린 프랙탈맵은 그림 5.12에 보여주고 있다.

Collection

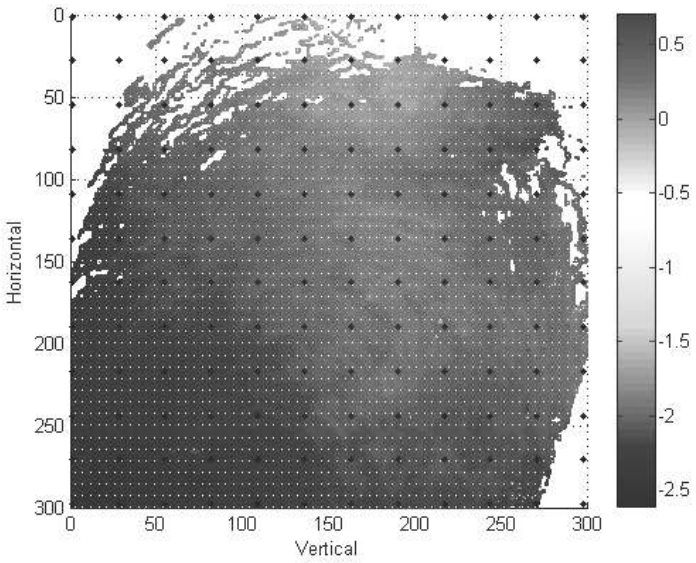


그림 5.11 보간된 DTM

Fig. 5.11 Interpolated DTM

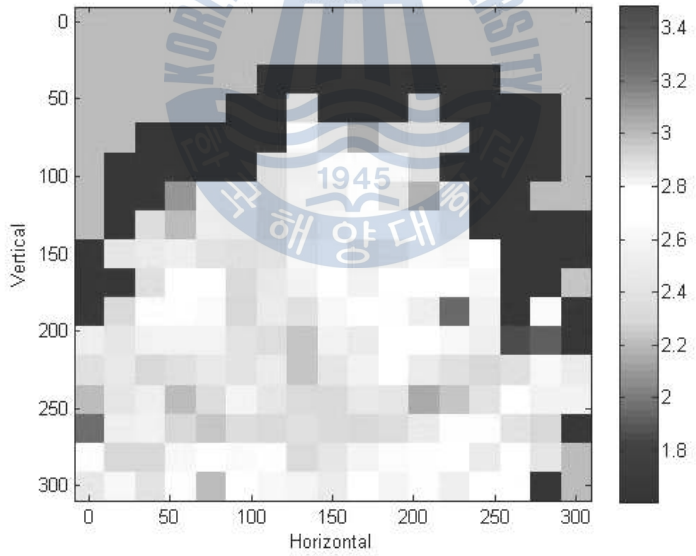


그림 5.12 보간된 DTM의 프랙탈맵

Fig. 5.12 Fractal Map of the interpolated DTM

Collection

제 6 장 결론

본 연구에서는 3D DTM으로부터 지형정보를 추출하고 이 정보를 기반으로 TBD셀을 보간하는 문제를 다루면서, 기존의 TPSM을 개선하여 신뢰성이 있는 프랙탈 차원 추출알고리즘을 제안하였다. 또한 가상의 DTM과 실제 지형의 DTM을 이용하여 기존의 방법과 제안된 방법을 성능을 비교하였다. 본 연구에서 수행한 실험으로부터 얻은 결론은 다음과 같다.

1) 가상의 DTM과 TBD셀을 만들어 2가지 시나리오를 고려하여 시뮬레이션을 실시하였고 기존의 Bilinear법과 Bicubic법을 비교하여 RMD법 이 자연지형의 섬세함을 표현하는데 적합하다는 것을 확인하였다.

2) 제안된 프랙탈 차원 추출 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 더 정밀하다는 것을 확인하였다.

추후 제안된 방법은 3D 해양 GIS구축, 무인잠수정 또는 무인로봇의 주행 등에 응용될 수 있을 것으로 사료된다.

dCollection

참고문헌

[1] 진강규, “프랙탈 기법을 이용한 자연지형의 고도 복원”, 한국항해항만학회지, 제 35권, 제1호, pp. 51-56, 2011

[2] B. Mandelbrot, “How Long is the Coast of Britain? Statistical Self-Similarity and Fractal Dimension", Science, Vol. 156, No. 3775, pp.636-638, 1967

[3] C. Pokorny, Computer Graphics an Objected Oriented Approach to the Art and Science, Franklin, Beedle & Associates Inc., Wilsonville, Oregon, 1994

[4] 권기욱, “프랙탈 기법에 의한 지형의 특성분석”, 한국지역지리학회지 제 11권, 제 6호, pp.530-542, 2006

[5] 김선아, "컴퓨터 프로그램을 활용한 패션 일러스트레이션 연구", 이화여자대학교, 석사학위논문, 1999

[6] M. Peter and P. Yuval, "Brownian Motion", Draft version of May 25, 2008

[7] J. Strecker, "Fractional Brownian Motion Simulation: Observing Fractal Statistics in the Wild and Raising Them in Captivity", Independent Study Thesis, The College of Wooster, 2004

[8] A. Pentland, "Fractal-Based Description of Natural Scenes", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 6, No 6, pp.661-674, 1984

[9] C. Clarke, "Computation of the Fractal Dimension of Topographic Surfaces Using the Triangular Prism Surface Area Method", Computers & Geosciences, Vol. 12, No. 5, pp. 713-722, 1986

[10] W. Ju and N. S.-N Lam, "An Improved Algorithm for Computing Local Fractal Dimension Using the Triangular Prism Method", Computers & Geosciences Vol. 35, pp. 1224-1233, 2009

[11] S. Jaggi, and D. A. Quattrochi, "Implementation and Operation of Three

dCollection

Fractal Measurement Algorithms for Analysis of Remote-sensing Data." Computers & Geosciences, Vol. 19, No. 6, pp. 745-767, 1993

[12] A. D. Sanis, "A Revisitation of the Triangular Prism Surface Area Method for Estimation the Fractal Dimension of Fractal Surfaces", ANNALI DI GEOFISICA, Vol, XL, No. 4, 1997

[13] W. Sun, "Three New Implementations of the Triangular Prism Method for Computing the Fractal Dimension of Remote Sensing Images", photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 72, No. 4, pp. 373-382, 2006

[14] Wikipedia, http://en.wikipedia.org/wiki/Bicubic_interpolation, 2010

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

Collection