

원격탐사자료를 이용한 공간적 현상의 모형화 및 시뮬레이션 : 자연화재발생의 경우

정명희*

Development of Stochastic Model and Simulation for Spatial Process Using Remotely Sensed Data : Fire Arrival Process

Myung-Hee Jung*

요 약

자연적이거나 인위적인 여러 요인의 복합적인 상호작용에 의해 지표는 계속 변화해간다. 자연재해는 생태계의 다양한 군집이 서로 상호작용을 하는데 결정적 영향을 미치는 요소로 이런 변화의 직접적인 원인이 되는 특정 사건의 발생과정이나 공간적 분포에 대한 연구는 환경과 자원관리 측면에서 중요하다. 본 논문에서는 지표변화에 영향을 미치는 자연화재의 경우를 중심으로 공간적 분포를 모형화하는 방법론을 설명하였다. 자연화재는 주로 번개에 의해 발생되어 몇 주에 걸쳐 수만 킬로미터의 지역을 태우면서 새롭고 다양한 서식지를 만들어 가는 주된 자연재해중의 하나로 생태계관리차원에서 연구되고 있다. 오스트리아 빅토리아사막을 예로 이곳에서의 자연화재 발생지역을 20년 동안의 원격탐사자료(MSS data)로부터 추출하여 이를 바탕으로 자연화재발생에 대한 공간적 모형을 개발하였고 모형에 입각한 시뮬레이션 방법을 논의하였다. 화재발생과정은 불규칙적으로 분포된 공간상의 point pattern에 의해 특징지어질 수 있는데 이의 모형화를 위해서 Nonhomogeneous Planar Poisson Process가 이용되었다.

ABSTRACT : The complex interactions of climate, topography, geology, biota and human activities result in the land cover patterns, which are impacted by natural disturbances such as fire, earthquake and flood. Natural disturbances disrupt ecosystem communities and change the physical environment, thereby generating a new landscape. Community ecologists believe that disturbance is critical in determining how diverse ecological systems function. Fires were once a major agent of disturbance in the North American tall grass prairies, African savannas, and Australian bush. The major focus of this research was to develop stochastic model of spatial process of disturbance or spatial events and simulate the process based on the developed model and it was applied to the fire arrival process in the Great Victoria Desert of Australia, where wildfires generate a mosaic of patches of habitat at various stages of post-fire succession. For this research, Landsat Multi-Spectral Scanner(MSS) data covering the period from 1972 to 1994 were utilized. Fire arrival process is

* 안양대학교 영상처리학과(Department of Image Processing, Anyang University, 708-113 Anyang 5-Dong, Anyang, Kyunggi-Do, 430-714, Korea, Tel. (0343)67-0963)

characterized as a spatial point pattern irregularly distributed within a region of space. Here, nonhomogeneous planar Poisson process is proposed as a model for the fire arrival process and rejection sampling thinning the homogeneous Poisson process is used for its simulation.

1. 서 론

지금 지구는 인구증가 및 문명의 발전과 더불어 자원의 고갈과 생태계파괴 등 많은 문제에 직면하고 있다. 21세기를 맞아 자연과 조화롭게 살기 위해 지구환경과 생태계에 대한 관심이 점차 증가하고 있고 이에 대한 연구 또한 활발히 진행되고 있다. 지표는 자연재해, 생태계의 상호작용, 인간의 활동 등 여러 복합적인 요인에 의해 끊임없이 변화해 간다. 환경과 자원관리 측면에서 이러한 변화를 가져오는 특정 사건이나 현상에 대해 모형을 통해 발생과정이나 공간상의 분포를 연구하는 것은 현상을 이해하고 이의 원인이 되는 요인을 분석할 수 있어 중요하다. 오늘날 컴퓨터 기술의 발달과 더불어 항공 및 위성영상의 활용은 이러한 지표의 공간적 변화를 연구하는 것을 가능하게 하였다.

지상에서 인간활동에 의해 영향을 받지 않고 남아 있는 소수지역중의 하나인 오스트리아 빅토리아 사막은 다양한 생물군이 서로 공존하고 있어 이 지역에서의 생태계 진화나 적응 등에 관한 많은 생물학적 연구는 인류뿐 아니라 동식물군의 생존에 중요한 정보를 제공해주고 있다(Pianka, 1992). 이곳은 관목이 많은 건조지역으로 화재가 발생하기에 적합하데 북아메리카 대초원이나 아프리카 대초원에서처럼 이 곳에서 자연적으로 발생하는 화재는 주로 번개에 의해 발생되어 몇 주에 걸쳐 수만 킬로미터의 지역을 태우면서 새로운 서식지를 만들어 가고 생태계의 상호작용에 결정적 영향을 미친다(Pianka, 1992). 이 때문에 자연화재는 이 지역에서 다양한 환경을 보존하고 바람직한

생물군의 구성을 유도하기 위한 차원에서 관리되고 미리 계획된 방화가 활용되기도 한다. 여기서 관심과 연구의 첫 출발은 자연화재가 공간적으로 어떻게 분포되어 있고 이런 분포와 관련된 원인은 무엇인가 하는 것이다. 본 논문에서는 이 지역의 자연화재를 예로 발생과정이나 공간적 분포의 모형화에 대해 연구하였다.

이를 위해 원격탐사 자료가 이용되었는데, 다양한 센서로부터 얻어지는 원격탐사 자료는 각 화소들이 자료를 얻은 시점에서 주어진 위치의 지표상태를 정확히 나타내고 있고 장기간에 걸쳐 같은 지역에 대한 주기적인 자료를 얻는 것이 가능하기 때문에 화재지역과 같이 유형을 분리하여 여러 가지 현상을 분석하고 예측하는데 적합하다. 빅토리아 관목지대의 자연화재발생 지역에 대한 자료는 약 20년 동안 해마다 비슷한 시간대에 획득된 Landsat MSS 자료(MultiSpectral Scanner Data)로부터 영상처리 알고리즘을 통해 얻어졌고 이로부터 화재발생과정(fire arrival process)이 지도화되었다.

여기서 지역은 이차원 평면으로 가정되고 화재발생과정은 공간상에서 불규칙적으로 분포된 point pattern에 의해 특징지어질 수 있다. 이러한 공간상의 분포를 설명하는 여러 요인을 포함하는 stochastic 모형이 개발될 수 있는데 본 논문에서는 Nonhomogeneous Planar Poisson Process를 이용하여 자연화재발생과정(fire arrival process)의 모형을 개발하였고 모형에 입각해 화재발생과정을 시뮬레이션하였다. 관찰된 공간적 패턴을 모형화하기에 앞서 먼저 패턴의 균질성검사를 위한 공간적무작위성(complete spatial randomness-CSR) 테스트를 통해 타당한 모형의 필요성을 입

증하였다. 개발된 모형은 모형에 입각한 시뮬레이션을 통해 타당성이 입증될 수 있을 뿐만 아니라 앞으로의 변화를 예측할 수 있고 이를 통해 환경보존과 관리 측면에서 대처능력을 제공받을 수 있다.

2. 공간적 분포의 검사

자연화재 발생과 같이 사건이나 현상은 불규칙적으로 분포된 공간상의 point pattern에 의해 특징지어질 수 있다. 먼저, 패턴이 공간상에서 랜덤하게 분포되어 있는지를 검사한다. 이것은 모형을 개발하기에 앞서 분석해야될 공간적 패턴을 이해하고 이에 알맞는 모형을 찾기 위해 선행되어야 하는 단계이다. 발생패턴을 여러 측면에서 검사해 보기 위해 다양한 테스트를 시도해 볼 수 있는데 이것은 또한 한가지 검사에 의존하여 판단하는 것을 막아줄 수 있다. 먼저 다음의 두 성질이 만족되면 공간상에 랜덤하게 분포되어 있다는 공간적 무작위성(complete spatial randomness-CSR)이 성립된다. :

(1) 면적이 $|A|$ 인 어떤 지역 A에서도 발생빈도수가 평균 $\lambda|A|$ 인 Poisson 분포를 따른다.

$$P(N(A) = n) = \frac{(\lambda|A|)^n \exp(-\lambda|A|)}{n!} \quad (1)$$

(2) 지역 A에서 n개의 사건이 발생했다는 것이 주어졌을 때, 각각의 사건 x_i 는 A에서 균일 분포를 따른다.

CSR에 대해 최근접 이웃과의 거리(the nearest neighbor distance)를 이용한 검사는 시각적인 결과를 통해 분포의 공간적 패턴을 이해할 수 있는 좋은 검정방법이다. 이 방법에서 지역 A의 n개의

사건에 대해 y_i 를 i번째 사건에서 가장 가까운 이웃과의 거리라 하면 최근접 이웃과의 거리에 대한 실험분포함수는(empirical distribution function-EDF) 다음과 같다.

$$\hat{G}_i(y) = n^{-1} \#(y_i \leq y) \quad (2)$$

이 EDF를 공간상에 랜덤하게 분포되도록 시뮬레이션된 EDF, $\hat{G}_i(y), i = 2, 3, \dots, N_s$ 의 상한, 하한과 비교한다. 시뮬레이션된 상한, 하한선은 다음과 같이 정의되고

$$U(y) = \max_{i=2, \dots, N_s} \{\hat{G}_i(y)\} \quad L(y) = \min_{i=2, \dots, N_s} \{\hat{G}_i(y)\}$$

이때 시뮬레이션된 EDF의 평균치 $\bar{G}_i(y)$ 를 나타내는 중앙선과도 시각적으로 비교된다. 상한, 하한을 벗어 나게되면 랜덤 분포로 볼 수 없는데 이런 시각적 비교와 더불어 동시에 선택된 유의수준의 Monte Carlo test를 한다(Diggle, 1983).

그 외에도 사건이나 현상의 발생이 공간상에 랜덤하게 분포되어 있는 전형적인 경우가 균일포아송분포(Homogeneous Poisson Distribution)라는 사실을 이용하여 다양한 검사를 해 볼 수 있다. 이에 대한 검사는 다음과 같은 균일포아송분포의 성질에 기초한다.

- (1) 이차원 공간에서 사건의 y축 기준의 정렬은 x축 기준의 정렬과 독립이다
- (2) x의 주변함수는 균일포아송프로세스(univariate homogeneous Poisson process)를 따르고 지역 A에서 n개의 사건이 주어졌을 때 사건간 거리는 균일분포(Uniform Distribution)를 따른다.
- (3) y의 주변함수는 균일포아송프로세스(univariate homogeneous Poisson process)를 따

르고 지역 A에서 n개의 사건이 주어졌을 때 사건간 거리는 균일분포(Uniform Distribution)를 따른다.

이와 같은 성질을 검사하는데는 여러 가지 방법이 있는데, 예를 들면 (1)은 rank correlation 방법으로 검사할 수 있고(Cox and Lewis, 1966) (2)와 (3)의 균일포아송프로세스에 대해서는 Kolmogorov-Smirnov test와 Cramer-von Mises test(Darling, 1983)를 이용하여 검사할 수 있다. 다단계 검정에 의한 유의 수준에 대해 i번째 검사의 type I error를 α_i 라 할 때 귀무가설을 잘못 기각(reject)할 확률은 다음과 같이 계산한다.

$$P(\text{reject } H_0 | H_0 \text{ true}) = 1 - \prod_{i=1}^k \beta - \alpha_i \gamma \text{ for } k \text{ independent tests}$$

이런 검정과정을 통해 발생과정이 공간상에 균일하게 분포했는지를 검사한 뒤 균일하지 않다면 이를 설명할 모형을 찾아야 한다. 다음 장에서는 Nonhomogeneous Planar Poisson Process를 이용하여 자연화재와 같은 사건이나 현상의 공간적 분포나 발생과정을 모형화하는 방법에 대해 설명하겠다.

3. Nonhomogeneous Poisson Process를 이용한 모형화

Nonhomogeneous Planar Poisson Process는 균일포아송프로세스에서처럼 intensity가 상수로 고정되어 사건이 공간상에 랜덤하게 분포되어 있는 것이 아니라 지형, 공간적 위치, 토양의 차이, 식물종류 등과 같은 여러 가지 요인들이 공간적 분포와 관련되어 있다는 것을 의미하고 이것을 모형화 하

는 것이다. 다음과 같은 공리로 Nonhomogeneous Poisson Process를 설명할 수 있다.

P1 지역 A에서 발생한 사건의 수 N(A)는 평균이 $\int_A \lambda(x, y) dx dy$ 인 포아송 분포이다. 즉,

$$P(N(A) = n) = \frac{(\lambda|A|)^n \exp(-\lambda|A|)}{n!} \tag{3}$$

$$\text{여기서 } \lambda(A) = \int_A \lambda(x, y) dx dy$$

P2 N(A)=n인 조건하에, 지역 A의 n 사건들은 확률밀도함수가 $\lambda(x, y)$ 에 비례하는 독립변수이다.

여기서 지역 A의 경계가 $x=X_A, y=Y_A$ 일 때 평균은

$$\lambda(X_A, Y_A) = \int_0^{X_A} \int_0^{Y_A} \lambda(x, y) dx dy$$

로 계산되어진다. intensity 함수, $\lambda(x, y) \equiv \lambda(z_1(x, y), z_2(x, y), \dots, z_p(x, y))$ 에서 각 $z_i(x, y)$ 는 지형이나 식물종류와 같이 분포에 영향을 끼치는 각 요인에 관한 것이다. 이런 공간적 분포와 관련된 요인들의 함수 선택에 따라 모형이 복잡해 질 수 있다. 자연화재발생의 경우에는 이차원의 공간적 위치를 고려하여 intensity 함수, $\lambda(x, y)$ 가 다음과 같이 선택되었다.

$$\lambda(x, y) = \exp(a + \beta x + \gamma y + \delta xy) \tag{4}$$

Nonhomogeneous Poisson Process의 시뮬레이션은 $\lambda^* = \max(\lambda(x, y) : x, y \in A)$ 인 포아송프로세스를 시뮬레이션한 뒤 $\lambda(x, y) / \lambda^*(x, y)$ 에 따라 thinning하는 rejection sampling(Lewis,

1985)에 의해 시뮬레이션 될 수 있다.

4. 공간적 프로세스의 모수추정 (Parameter Estimation)

선택한 모형의 모수, $(\alpha, \beta, \gamma, \delta)$ 는 maximum likelihood method에 의해 자료로부터 추정될 수 있다. Nonhomogeneous Poisson process의 우도 함수(likelihood function)는 다음과 같다.

$$L = \prod_{i=1}^n \lambda((x, y)_i) \exp(-\Lambda(X_A, Y_A)) \quad (5)$$

이에 대해 자연로그를 취하면

$$\ln L = -\Lambda(X_A, Y_A) + \sum_{i=1}^n \ln \lambda((x, y)_i) \quad (6)$$

이 되고, $\lambda(x, y)$ 를 (4)로 대치하면 (6)은

$$\begin{aligned} \ln L = n\alpha + \beta \sum_{i=1}^n x_i + \gamma \sum_{i=1}^n y_i \\ + \delta \sum_{i=1}^n x_i y_i - \Lambda(X_A, Y_A) \end{aligned} \quad (7)$$

이 된다. 이를 각각의 parameter에 대해 미분하여 0과 같게 하고 정리하면 다음과 같다.

$$n - \Lambda(X_A, Y_A) = 0$$

$$\sum x_i + \frac{\gamma}{\delta} n - \frac{e^\alpha}{\delta} \left[\frac{e^{\gamma Y_A} (e^{(\beta + \delta Y_A) X_A} - 1)}{\beta + \delta Y_A} \right]$$

$$\left. - \frac{(e^{\beta X_A} - 1)}{\beta} \right] = 0$$

$$\sum y_i + \frac{\beta}{\delta} n - \frac{e^\alpha}{\delta} \left[\frac{e^{\beta X_A} (e^{(\gamma + \delta X_A) Y_A} - 1)}{\gamma + \delta X_A} \right]$$

$$\left. - \frac{(e^{\gamma Y_A} - 1)}{\gamma} \right] = 0$$

$$\sum x_i y_i - \frac{\gamma \beta}{\delta^2} n + \frac{\beta e^\alpha}{\delta^2} \left[\frac{e^{\gamma Y_A} (e^{(\beta + \delta Y_A) X_A} - 1)}{\beta + \delta Y_A} \right]$$

$$\left. - \frac{(e^{\beta X_A} - 1)}{\beta} \right]$$

$$\begin{aligned} - \frac{e^\alpha}{\delta(\gamma + \delta X_A)} \left[e^{\beta X_A + \gamma Y_A + \delta X_A Y_A} (X_A - \beta \right. \\ \left. - \delta Y_A + \delta(\gamma + \delta X_A)) \right] \end{aligned}$$

$$- e^{\beta X_A} (X_A - \beta + \delta(\gamma + \delta X_A))$$

$$+ e^{\gamma Y_A} \left(\frac{\beta(\gamma + \delta X_A)}{\gamma} + \frac{Y_A \delta(\gamma + \delta X_A)}{\gamma} \right)$$

$$\left. - \delta(\gamma + \delta X_A) \right]$$

$$\left. - \frac{(\gamma + \delta X_A)(\beta - \gamma \delta)}{\gamma} \right] = 0$$

이에 대한 해는 Newton Raphson's method를 이용하여 연속적인 근사치로 최우추정량(Maximum likelihood estimator)을 구해간다. 올바른 해를 구하기 위해서는 초기 추정치가 중요한데 이는 다음의 조건부 우도함수(likelihood function),

$$L(n) = L((x, y)_1, \dots, (x, y)_n | n; \lambda(x, y)) = \frac{n! \exp \{ \beta \sum x_i + \gamma \sum y_i + \delta \sum x_i y_i \}}{\left(\int_0^{Y_A} \int_0^{X_A} \exp \{ \beta u + \gamma v + \delta uv \} dudv \right)^n} \quad (9)$$

에 대해 같은 방식으로 로그를 취해 각각의 parameter에 대해 미분한 후 테일러 시리즈에 의해 지수부분을 근사적으로 구하고 방정식을 동시에 풀면 얻어질 수 있다. 이렇게 구해진 초기값을 가지고 (8)의 해를 연속적으로 구해간다.

5. 모형의 goodness-of-fit test

검정하려는 모형의 goodness-of-fit test는 모형에 의해 시뮬레이션된 값의 rank와 관찰치의 rank를 서로 비교하는 Monte Carlo test를 이용한다. 이것은 유의수준에 의한 검정뿐 아니라 CSR test에서처럼 그림에 의한 시각적인 검정도 제공할 수 있는데, 이때 귀무가설은

H_0 : Nonhomogeneous Poisson Process 가 된다. goodness-of-fit 통계량은 최근접이웃거리(the nearest neighbor distance)의 EDF에 기초해서 다음과 같이 얻어진다.

$$g_i = \int \{ \hat{G}_i(y) - \bar{G}_i(y) \}^2 dy \quad (10)$$

여기서 $\hat{G}_i(y)$ 는 자료의 최근접이웃거리의 EDF 이고 $\bar{G}_i(y), i = 2, \dots, N_s$ 는 Nonhomogeneous Poisson Process 모형에 의한 시뮬레이션으로부터 얻은 EDF이다. 또한 EDF 평균은

$$\bar{G}_i(y) = (N_s - 1)^{-1} \sum_{j \neq i} \bar{G}_j(y)$$

로 계산된다. 모형의 goodness-of-fit은 바로 (10)에 기초한 Monte Carlo test를 이용하여 검정한다.

6. 자연화재발생의 모형과 시뮬레이션 결과

연구 지역은 오스트리아 빅토리아 사막의 Laverton 동쪽 약 150km 지역으로 16년간에 걸쳐(1972, 1979, 1980~1994) 장기적으로 얻어진 이곳의 Landsat multispectral Scanner (MSS) 자료로부터 화재발생이 지도화 되었다.

지도화 과정을 간략히 설명하면 먼저 모든 영상은 UTM(Universal Transverse Mercator) 좌표

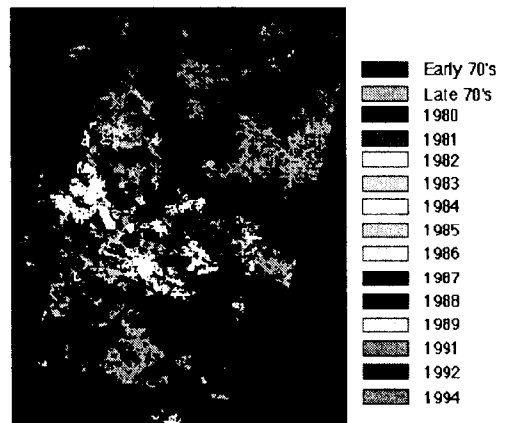


그림1 오스트리아 빅토리아사막의 화재발생지역의 지도

원격탐사자료를 이용한 공간적 현상의 모형화 및 시뮬레이션 : 자연화재발생의 경우

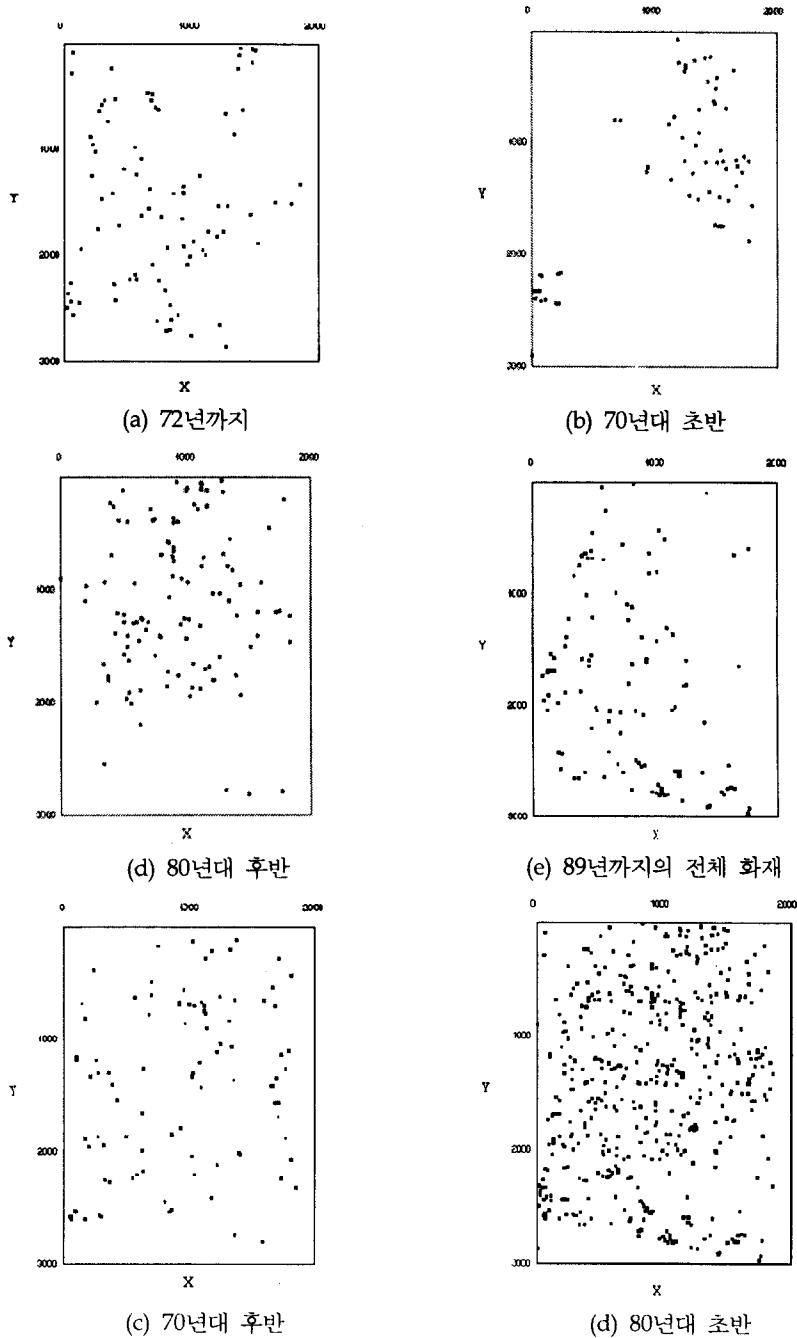


그림 2 기간별 화재의 공간 분포

계에 register된 후 분광적, 기하학적 보정을 거쳤다. 다음에는 타고난 재는 흡수되고 살아있는 식

물은 반사되는 near-infrared band를 이용하여 연속적인 영상의 화소값의 차이로부터 영상처리기법

을 적용하여 화재발생 지역을 추출해 내었다. 그림 1은 이렇게 추출된 화재지역의 지도를 보여주고 있다. 이것으로부터 화재발생과정의 모형을 위한 공간적 위치자료를 얻게된다. (그림 2)(90-94년 사이에는 많은 비 때문에 화재가 매우 적게 발생하여 모형화 하기에 자료가 부족하여 본 연구에서는 이 기간은 포함시키지 않았다.)

6.1 화재 지역에 대한 자료

본 연구에서 화재지역은 적어도 25,600m² 이상 (4 pixel)의 크기로 정의했다. Table 1은 연도별 화재 수를 보여주고 있는데 70년대 화재는 1972년 영상과 1979-1972 차이의 영상에 통계적 classification을 적용하여 얻어졌다. 해마다 화재가 난 총 면적과 비율은 Table 2에 주어졌다. 화재 발생과정의 모형을 위해 공통적인 가장 큰 직사각형 지역을(면적이 35,904km²에 달하는 3000×1870 pixels) 연구지역으로 취하였고 적당한 표본

표 1 해마다 발생한 화재 수

연 도	화재발생 수(fire count)
72년 까지	137
73-74	82
75-79	210
80	35
81	54
82	41
83	66
84	18
85	43
86	50
87	50
88	33
89	1

크기를 얻기 위해 몇 년 단위로 자료를 취합 정리하였다. 임의적으로 화재지역의 중앙점을 발화시점으로 가정하여 화재발생을 공간상에 불규칙적으로 분포된 point pattern으로 나타내 볼 수 있는데 기간별 화재 수와 이들의 공간적 분포는 각각 Table 3과 그림 2에 주어졌다.

표 2 화재발생지역의 면적과 비율

연도	화재 면적(km ²)	화재면적의 비율(%)
72년 까지	5232.342	3.785
73-74	1355.461	0.981
75-79	8040.041	5.809
80	543.321	0.393
81	977.838	0.707
82	3210.181	2.322
83	1156.625	0.837
84	595.536	0.431
85	606.395	0.439
86	1058.898	0.766
87	1478.588	1.070
88	1051.859	0.761
89	3.238	0.002

*전체 면적 : 138,240km²

표3 기간별 화재발생 수

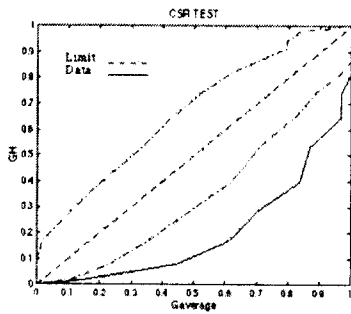
연도	화재발생 수(fire count)
72년까지	86
70년대 초반	61
70년대 후반	116
80년대 초반	114
80년대 후반	96
전체(89년까지)	473

*기간은 각각 73-75, 76-79, 80-84, 85-89를 의미한다.

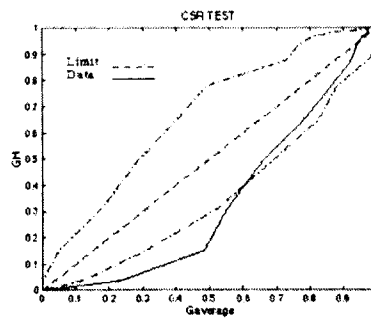
6.2 화재의 공간적 분포에 대한 모형

먼저, 최근접이웃거리의 EDF에 기초한 CSR에 대한 검정 결과가 그림 3에 주어져 있다. 여기서는 화재발생 자료가 랜덤 분포에서 얼마나 벗어나 있는지를 시각적으로 볼 수 있는데 “1972년전” 화재는 기간에 구분 없이 72년까지 일어났던 화재발생을 모은 것이기 때문에 제외시켰다. 이외에도,

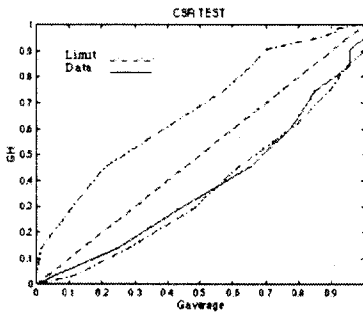
유의수준 $\alpha=0.05$ 를 사용한 여러 검정 결과가 Table 4에 주어져 있다. 4번째 행은 Monte Carlo test에 대응되는 CSR하에서의 \bar{y} 의 정규성 검정 (Diggle, 1983) 결과이고, 다음 행에는 x 를 기준으로 한 순차가 y 를 기준으로 한 순차와 서로 독립이 되는지를 검정하는 rank test(Cox and Lewis, 1966), 앞서 설명한 균일포아송분포의 성질



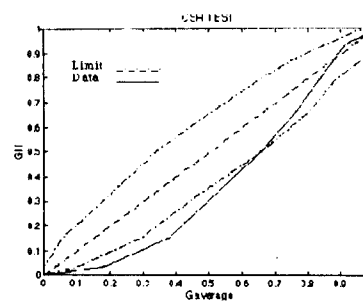
(a) 70년대 초반



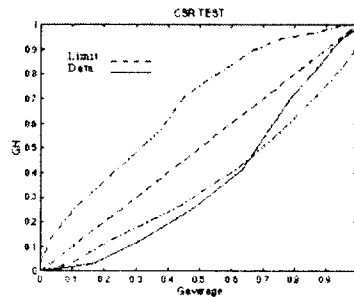
(b) 70년대 후반



(c) 80년대 초반



(e) 80년대 후반



(f) 89년 까지의 전체 화재

그림3 최근접이웃거리의 EDF에 기초한 CSR에 대한 검정

표 4 공간적 균일 분포에 대한 검정결과 ($\alpha=0.05$)

Fire Data	Test Statistics						
	N	Z value of \bar{y}	$r_s\sqrt{n-1}$	D_n for X	D_n for Y	w^2_n for X	w^2_n for Y
70년대 초반	61	*-6.164	*-2.257	*0.357	*0.117	*2.098	*0.151
70년대 후반	116	*-2.8338	*3.697	*0.150	*0.221	*0.536	*2.116
80년대 초반	114	*-1.546	-1.417	*0.150	0.250	*0.757	*2.074
80년대 후반	96	*-2.416	*-2.483	0.065	0.091	0.086	0.125
전체화재	473	0.626	*-4.218	0.07	0.067	0.488	0.492

을 이용한 검정(Kolmogorov-Smirnov test와 Cramer-von Mises test)의 결과가 순서대로 보여지고 있다. 여기서 *는 H_0 :Homogeneous Poisson Process를 기각한다는 의미이다. 모든 결과를 종합해 볼 때 유의수준 0.81에서 H_0 를 기각하므로 화재발생이 균일 분포를 이루고 있지 않다고 판단할 수 있다.

사실 이와 같은 비균일 분포는 번개가 치는 방식과는 관계없이 지형, 인간의 활동(도로나 토지개발), 식물의 상태 등과 깊이 관련되어 있다. 화재 발생 분포 plot에서 보듯이 흥미로운 사실은 한 기간에 화재가 많이 발생했던 지역은 다음 기간에는 적게 일어난다는 것이다. 이것은 화재발생 후 다음 발화를 위해서는 식물이 충분히 성장할 시간이 필요하다는 것을 의미한다. 이에 따라 본 연구

에서는 다음과 같이 화재에 민감한 조건을 갖추고 있는 위치에 의존한 rate function을 갖는 Nonhomogeneous Poisson Process를 이용하여 발생과정을 모형화하였다.

$$\lambda(x, y) = \exp(\alpha + \beta x + \gamma y + \delta xy)$$

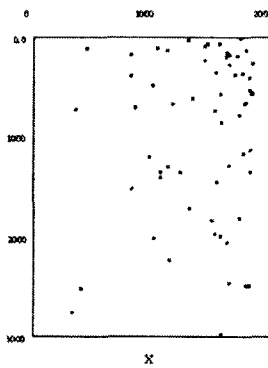
파라미터를 추정하기 위해 필요한 통계량이 자료로부터 계산되어 Table 5에 요약되어 있고 각 발생에 대해 추정된 최우추정량(MLE)는 Table 6에 요약되어 있다. 추정된 파라미터를 갖는 Nonhomogeneous Poisson Process의 시뮬레이션을 통해 개발된 모형이 실제 자료를 얼마나 잘 설명하는지 시각적으로 검토할 수 있다. thinning 알고리즘을 통한 모형의 시뮬레이션 결과가 그림

표 5 Normalized Data

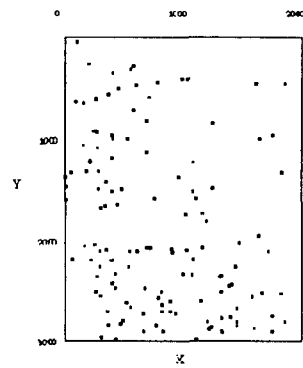
Data	N	$\sum X_i$	$\sum Y_i$	$\sum X_i Y_i$
70년대 초반	61	37.5615	25.1360	12.7955
70년대 후반	116	49.9246	71.8303	32.9833
80년대 초반	114	57.6177	41.9800	21.0506
80년대 후반	96	47.0706	45.2227	20.4306
전체화재	473	226.8342	228.1074	103.9850

표 6. 파라미터의 최우추정량(MLE)

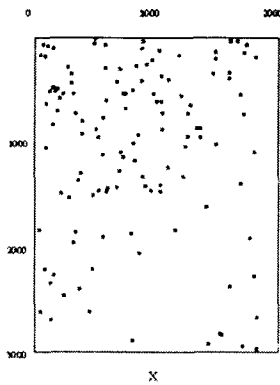
Data	Estimated Parameters			
	α	β	γ	δ
70년대 초반	3.8305	0.2280	-1.5283	2.5759
70년대 후반	5.1495	-2.8915	-0.0174	3.4015
80년대 초반	5.9352	-0.4155	-1.4810	-1.8489
80년대 후반	5.6583	-0.6718	-0.7899	-1.8001
전체화재	7.1228	-0.6734	-0.6565	-1.4222



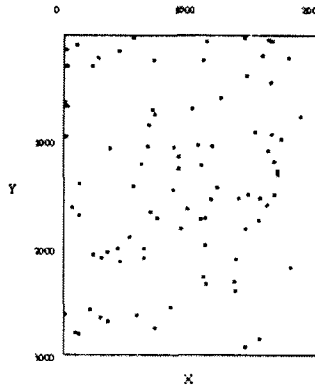
(a) 70년대 초반 화재



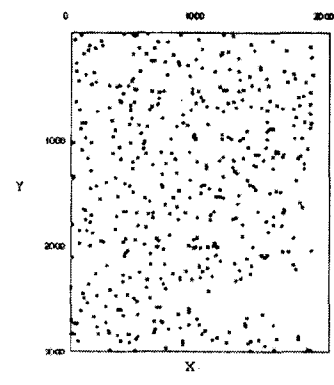
(b) 70년대 후반 화재



(c) 80년대 초반 화재



(d) 80년대 후반 화재



(e) 전체 화재

그림 4 모형의 시뮬레이션에 의한 기간별 화재의 공간분포

4에 주어져 있는데 이 결과에서 알 수 있듯이 개 발된 모형은 위치에 관련되어 있는 발생 과정을

잘 대변해 주고 있다. 예를 들어 시뮬레이션된 "70년대 초반" 화재들은 북동쪽 지역에 편재해 있

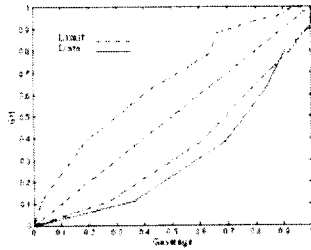
고 다음 시뮬레이션된 "70년대 후반" 화재들은 남서쪽 지역에 편중해 있는데 이것은 실제 이 기간 동안의 발생과정과 유사하다.

다음은 Monte Carlo test를 이용하여 모형의 goodness-of-fit test를 했다. 여기서 귀무가설은

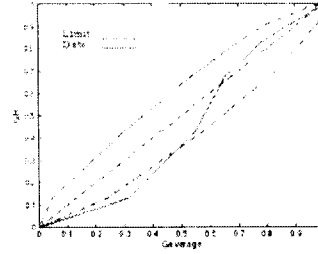
$$H_0 : \text{Nonhomogeneous Poisson Process}$$

이다. Homogeneous Poisson Process에서처럼 실제 화재발생의 EDF가 모형으로 시뮬레이션된 화

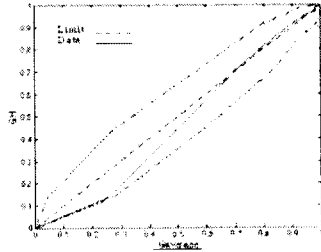
재발생의 EDF로 구해진 상한, 하한과 시각적으로 그림 5에서 비교되었고(여기서는 99개의 시뮬레이션을 행했다), 다음은 유의수준 $\alpha=0.05$ 를 사용하여 식 (10)에 기초한 Monte Carlo test 결과를 Table 7에 요약해 놓았다. 앞의 70년대 화재("73-74", "75-79")발생을 제외하고 모두 귀무가설을 채택함으로 개발된 모형이 발생의 공간적 분포를 적절히 설명하고 있음을 알 수 있다. 70년대 화재의 경우 그림2의 (b), (c)와 그림4의 (b), (c)에서 비교해 보면 알 수 있듯이 시뮬레이션된 발생



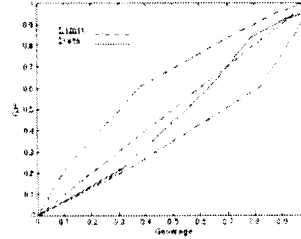
(a) 70년대 초반



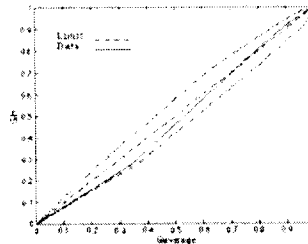
(b) 70년대 후반



(c) 80년대 초반



(d) 80년대 후반



(e) 89년까지의 전체 화재

그림 5 EDF를 이용한 Nonhomogeneous Poisson Process모형의 검정

Table 7. 모형에 대한 Monte Carlo test 결과

자료	Test Statistics(100 Simulations)	
	rank of g_i	Test results
70년대 초반	100	reject H_0
70년대 후반	100	reject H_0
80년대 초반	73	accept H_0
80년대 후반	67	accept H_0
전체화재	88	accept H_0

분포가 실제 분포와 유사하여 모형이 현상을 잘 설명하고 있지만 실제 자료의 경우 이 기간에 획득한 영상이 북서쪽 방향 모서리 부분을 커버하고 있지 않아 이런 자료손실이 검정에 영향을 미친 것으로 추측된다.

이런 결과를 통해 화재발생의 공간적 위치와 관련된 rate function의 Nonhomogeneous Poisson process 모형이 연구지역에서의 공간적 분포를 잘 설명하고 있음을 알 수 있다. 이와 같은 공간적 위치란 결국 그 위치에 있는 식물의 종류, 식물의 상태(성장의 정도), 지형과 밀접한 관계가 있으므로 이런 요소를 rate function에 포함시키거나 대치시킬 수 있다. 본 연구에서는 이와 같은 자료의 불충분으로 공간적 위치만이 고려되었다. 이러한 결과를 통해 화재가 자주 발생하지 않은 위치의 지형과 식물 상태를 조사할 수 있고 전체 지역에서 화재에 민감하지 않은 지형과 최근 화재가 발생했던 지역을 제외시키면 다음 화재가 가능한 지역을 예측할 수 있고 이에 대한 시뮬레이션을 통해 앞으로의 변화를 예측할 수 있다. 그 외에도 날씨나 비와 같은 기상상태에 의해서도 화재발생이 영향을 받을 수 있기 때문에 이 점 또한 모형에서 고려될 수 있다. 이렇게 분포와 관련된 여러 요소들의 함수로 rate function을 수정할 수 있고 이를 통해 관심 있는 현상과 분포와의 관계를 모형화 할 수도 있다.

본 연구는 계속 진행되고 있으며 앞으로 충분한 자료가 모아지면 시계열과 연관된 rate function을 통해 다시 자연화재가 일어나기에 적당한 상태를 만들어 주는 식물의 성장이나 이에 관련된 생태계 변환을 추정할 수 있고 모형화할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

1. M.M. Crawford, E. Pianka, L. Canny, and P. Phillips, 1994, "Multisensor Modelling of the Impact of Fires on Vegetation in the Great Victoria Desert of Australia, Presented at the Conference on Multispectral Sensing of Forestry and Natural Resources, European Symposium on Satellite Remote Sensing, Rome, Italy, September .
2. D. A. Daring, "The Kolmogorov-Smirnov, Cramer-on Mises Tests," Ann. Math. Statist., Vol. 28, pp. 823-838.
3. D. R. Cox, and P.A.W. Lewis, 1966, Statistical Analysis of Series of Events, Methuen and Co., Ltd., London.
4. E. R. Pianka, 1992, "Fire ecology-Disturbance, Spatial Heterogeneity, and Biotic Diversity : Fire Succession in Arid

- Australia," National Geographic Research and Exploration, vol. 8, No. 3, pp. 352-371.
5. F. H. Sklar and R. Costanza, 1991, "The development of dynamic spatial models for landscape ecology : A review and prognosis", in Quantitative Methods in Landscape Ecology : The Analysis and Interpretation of Landscape Heterogeneity, eds. M. G. Turner and R. H. Gardner, Springer-Verlag, New York.
 6. L. H. Miller, "Tables of Percentage Points of Kolmogorov Statistic," J. Amer. Statist. Ass., Vol. 51, pp. 111-121.
 7. M. G. Turner, et al., "Predicting the spread of disturbance across heterogeneous landscapes," OILOS 55, pp. 121-129.
 8. N. A. C. Cressie, 1993, Statistics for Spatial Data , John Wiley & sons.
 9. P. A. Lewis, and G. Shedler, "Simulation of Nonhomogeneous Poisson Process by Thinning," Naval Research Logistics Quarterly, Vol.26, pp. 465-482.
 - P. J. Diggle, Statistical Analysis of Spatial Point Patterns, Academic Press, 1983.
 10. R. Rantchler, 1973, The Detection and Estimation of Trends in Two-Dimensional Poisson Processes, M.S. Theses, Dept. of Operations research, Naval Postgraduate School, Monterey, CA (National Technical Information Service, Springfield, Virginia; AD-A76136.
 11. Z. W. Birnbaum, "Numerical Tabulation of the distribution of Kolmogorov's Statistic for Finite Sample Size," J. Amer. Statist. Ass., Vol.47, pp. 425-440.