

# 시계열 기온 분포도 작성을 위한 시공간 자기상관성 정보의 결합\*

박노욱\*\* · 장동호\*\*\*

## Use of Space-time Autocorrelation Information in Time-series Temperature Mapping\*

Park, No-Wook\*\* · Jang, Dong-Ho\*\*\*

**요약** : 기온, 강수와 같은 기후관측 자료들은 공간과 더불어 시간적인 변이를 동시에 나타낸다. 따라서 신뢰성 높은 시계열 분포도 작성을 위해 공간적 자기상관성만을 고려하는 기존 공간 내삽 기법에 시공간적 자기상관성 정보를 반영할 필요가 있다. 이 연구에서는 시계열 기온 분포도 제작을 위해 1개월 동안 1시간 간격으로 획득된 기온 관측소 자료를 대상으로 시공간 크리깅을 적용하였다. 우선 기온자료를 결정론적 경향 성분과 확률론적 잔차 성분으로 분해한 후에, 경향 성분 모델링 과정에 기온과 연관성이 높은 고도 자료를 부가 자료로 통합하여 지형 효과를 반영하는 경향 성분을 모델링하였다. 잔차 성분에 대한 시공간 베리오그램 모델링에는 곱-합 모델을 적용하여 시간과 공간 베리오그램의 상호 연관성을 반영하도록 하였다. 이러한 시공간 베리오그램 모델을 이용하여 시공간 정규 크리깅을 적용한 결과, 기존 공간적 자기상관성만을 고려하는 정규 크리깅과 고도 자료를 부가 자료로 이용하는 회귀분석 크리깅에 비해 상대적으로 높은 예측 능력을 보였다. 이러한 결과는 고도 자료와 더불어 시공간 자기상관성 정보의 이용이 중요함을 지시한다. 따라서 공간적으로 사용할 수 있는 자료의 수가 한계가 있지만 시계열적으로 자료 획득이 가능한 변수를 분석할 때, 시공간 크리깅이 유용한 내삽 방법론으로 적용될 수 있을 것으로 기대된다.

**주요어** : 시공간 베리오그램, 크리깅, 기온, 경향 성분, 시계열

**Abstract** : Climatic variables such as temperature and precipitation tend to vary both in space and in time simultaneously. Thus, it is necessary to include space-time autocorrelation into conventional spatial interpolation methods for reliable time-series mapping. This paper introduces and applies space-time variogram modeling and space-time kriging to generate time-series temperature maps using hourly Automatic Weather System(AWS) temperature observation data for a one-month period. First, temperature observation data are decomposed into deterministic trend and stochastic residual components. For trend component modeling, elevation data which have reasonable correlation with temperature are used as secondary information to generate trend component with topographic effects. Then, space-time variograms of residual components are estimated and modelled by using a product-sum space-time variogram model to account for not only autocorrelation both in space and in time, but also their interactions. From a case study, space-time kriging outperforms both conventional space only ordinary kriging and regression-kriging, which indicates the importance of using space-time autocorrelation information as well as elevation data. It is expected that space-time kriging would be a useful tool when a space-poor but time-rich dataset is analyzed.

**Key Words** : space-time variogram, kriging, temperature, trend component, time-series

## 1. 서 론

지형 및 지구과학 분야에서 사용되는 다양한 공간자료들은 연속적인 분포 특징을 가지며, 이러한 특징으로 공간상의 모든 지점에서 그 속성값을 표현할 수 있다. 이러한 자료들로는 기온, 강수량과

같은 기후자료와 입도분포도, 지하수위분포도와 같은 지형자료 등이 있다. 그중 기온, 강수 등의 기후자료는 다양한 유형의 수치 및 기후모델의 검증 자료로 사용될 뿐만 아니라 일기예보와 기후변화 연구의 중요한 기초자료로 활용되고 있다(박노욱 · 장동호, 2008). 특히 최근에는 컴퓨터 기술의 발

\* 본 연구는 국토해양부 첨단도시기술개발사업-지능형국토정보기술혁신사업과제의 연구비지원(06국토정보B01)에 의해 수행되었습니다.

\*\* 인하대학교 지리정보공학과 조교수(Assistant Professor, Department of Geoinformatic Engineering, Inha University)(nwpark@inha.ac.kr)

\*\*\* 공주대학교 지리학과 부교수(Associate Professor, Department of Geography, Kongju National University)(gisrs@kongju.ac.kr)

달과 고해상도 지리정보의 구축 등으로 지리학, 지구과학, 수문학, 농업기상 및 대기환경 분야에서 연속적인 공간자료의 필요성이 점차 증대되고 있다.

일반적으로 기후자료는 공간적으로 다른 특성을 나타내면서, 동시에 시간적인 변이를 나타낸다. 시공간적 변화 특성을 가지는 기후자료는 대부분 공간적으로 산재되어 있는 소수의 유인/무인 관측소에서 시계열로 획득된다. 기존에는 특정 시기의 기후자료의 공간 분포도 작성 연구가 주로 수행되었으며, 시계열 분석을 수행하더라도 특정 관측소 위치에서의 시계열 변화 패턴을 분석하거나, 개별 시기별로 독립적으로 공간 분포도를 작성한 후에 시기별로 비교하는 연구가 대부분이었다(이민아 등, 2007; 홍기옥 등, 2007; 박노숙·장동호, 2008; 황연상 등, 2010; Park, 2009; 박창용·최영은, 2011). 공간 분포도 작성에 사용되는 관측소의 수가 제한적이므로 제한된 자료로부터 샘플링 되지 않은 지점에서의 값을 추정하는 단계에서 불확실성이 존재하며, 이러한 불확실성은 기후자료를 입력 자료로 사용하는 2차 분석에도 영향을 미치게 된다.

기후관측 자료와 같이 시공간적으로 자료 획득이 가능한 변수들은 자료 이용 측면에서 다음의 4 가지 경우로 구분할 수 있다. 첫 번째는 공간적으로 자료수가 많으면서 동시에 시간적으로도 이용 가능한 자료의 수가 많은 경우이다. 그러나 이는 이상적인 경우로 실질적인 자료 획득 측면을 고려한다면 극히 제한적이다. 두 번째는 첫 번째와 정반대의 경우로, 시공간적으로 이용 가능한 자료수가 모두 매우 부족한 경우이다. 이러한 자료들을 이용하여 작성한 공간 분포도의 신뢰도는 매우 낮을 수밖에 없으며, 대안적으로 고려하는 변수와 상관성이 높으면서 보다 상대적으로 샘플링 밀도가 높은 부가 자료를 이용할 수는 있다. 세 번째는 경우는 공간적으로 자료수가 많으면서, 반대로 시간적으로는 자료수가 부족한 경우이다. 시간을 고려하지 않거나, 시간적인 변이가 거의 없다는 전제하에 자료가 획득된 경우로 기존 공간 내삽법의 적용이 가능하다. 네 번째는 공간적으로 자료수가 부족하지만, 상대적으로 시간적으로는 가용 할 수 있는 자료수가 많은 경우이다. 기후관측 자료가 이에 해당되며, 보다 풍부한 시간 자료로부

터 시간적 자기상관성 패턴을 모델링 할 수 있다면, 공간적인 자료 수의 부족에 따른 불확실성을 완화할 수 있다.

공간적으로 산재한 자료로부터 관심 지역의 모든 위치에서 값을 유추하는 내삽 기법으로 지구통계학적 크리깅과 시뮬레이션은 유용한 방법론으로 인식되어 왔다(Goovaerts, 1997; Deutsch and Journel, 1998). 광상학에서 시작된 지구통계학 이론은 근원적으로 시간적인 변이가 적은 지질학적 타겟을 대상으로 하기 때문에, 초기에 시간적인 측면을 크게 고려하지는 않았다. 그러나 Journel and Huijbregts(1978)은 시공간자료 처리의 이론을 제시하였으며, 이러한 시공간 지구통계학 연구는 1990년대부터 본격적으로 시작되어 현재까지도 모델 개발과 사례연구가 진행되고 있는 최신 분야에 해당된다.

해외 연구사례를 살펴보면, Kyriakidis and Journel (1999)은 시공간 지구통계학의 관련 이론과 연구를 정리하면서 주요 이슈에 대해 논의하였다. 그리고 같은 저자들은 대기 오염 물질의 시공간적 시뮬레이션을 위한 이론적 배경(Kyriakidis and Journel, 2001a)과 유럽지역의 사례연구 결과(Kyriakidis and Journel, 2001b)를 제시하였다. 이 외에도 토양 염분 분포도 제작(Douaik *et al.*, 2005), 말라리아 환자 분포도 제작(Gething *et al.*, 2007), 대기 오염 물질 분포도 제작(De Cesare *et al.*, 2002; De Iaco *et al.*, 2002), 방사능 물질 분포도 제작(Heuvelink and Griffith, 2010) 등에 시공간 지구통계학이 적용되어 유용성이 확인되었다. 기후자료와 관련해서 Kyriakidis *et al.*(2004), Fernandez-Cortes *et al.*(2006), Ekstrom *et al.* (2007), Spadavecchia and Williams(2009) 등은 시공간 지구통계학을 적용하여 기온 혹은 강수 주제도를 제작하였다. 이러한 시공간 지구통계학의 높은 적용 가능성에도 불구하고, 국내에서는 기후자료 뿐만 아니라 일반 변수에 대해서도 시공간 지구통계학을 적용한 사례가 거의 없는 실정이다.

이 논문에서는 시공간 기온자료의 시공간적 자기상관성 정보를 베리오그램을 통해 모델링하여 시계열 기온 분포도 제작을 예시하고자 한다. 기본적인 지도 제작 방법론으로 지구통계학적 분석 기법 중에서 시공간 크리깅 기법을 적용하였다.

충청남도, 대전광역시, 충청북도 일부 지역을 포함하는 지역에서 2009년 2월 한 달 동안 매 시간단위로 관측된 기온자료를 대상으로 사례연구를 수행하였다. 사례연구를 통해 시공간 지구통계학 기법의 적용 과정과 적용 가능성을 예시하였다.

## 2. 연구지역 및 사용자료

사례연구 지역은 충청남도, 대전광역시, 충청북도 일부 지역을 포함하며(그림 1), 공간적으로는 대략  $1,825 \text{ km}^2$  영역을 차지한다. 연구지역은 금강을 중심으로 서쪽의 차령산지와 동쪽의 소백산지가 발달하였고, 그 사이에 충남·북의 내륙 분지지형이 발달되어 있다. 차령산맥의 주요 산지들은 구조선의 방향을 따라 북동-남서 방향으로 대상 형태로 발달되어 있으며, 구조선의 남쪽을 따라 대상으로 관입된 대보화강암지대에 분지들이 형성되어 있다(건설교통부, 2003). 또한 연구지역의 소백산지와 차령산지 사이에는 연속성을 보이는 낮은 구릉지대가 발달되어 있다. 이들 지역에는 과거부터 토지이용 변화가 많았으며, 대부분의 도시들이 분포한다. 그중 충주, 증평, 청주, 청원, 대전, 논산 일대에는 화강암의 심층 풍화로 토양이 잘 발달되어 과거부터 넓은 농경지가 발달할 수 있었다. 이밖에 금강의 본류와 지류를 따라서는 범람원이 발달하여 대규모의 평야를 형성할 수 있었다.

사례 연구를 위해 연구 지역에 위치하는 40개의 기상 관측소와 AWS(Automatic Weather System)에서 2009년 2월 1일부터 28일까지 매일 시간별로 측정된 총 26,880개의 기온자료를 분석에 사용

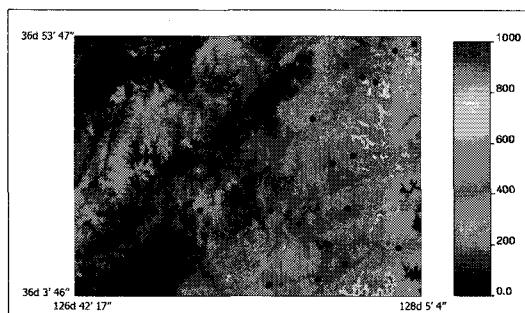


그림 1. 연구 대상 지역의 수치표고모델과 AWS 관측소 지점의 위치

하였다. 또한 지형 효과를 반영하기 위한 고도자료로는 SRTM DEM을 이용하였다.

## 3. 시공간 크리깅 이론

기존 2차원 혹은 3차원 공간자료에 대한 지구통계학적 분석은 다양한 분야에서의 사례연구를 통해 효용성을 입증 받아 왔다. 그러나 시간 개념을 도입하는 것은 2차원 혹은 3차원 자료에 차원 하나가 늘어나는 것을 의미하지는 않는다. 기본적으로 거리에 따른 공간적 자기상관성을 이용한 지구통계학적 분석에서 서로 값의 범위와 의미가 다른 시간을 유클리디언 거리를 계산하는 과정에 단순히 추가시킬 수 없기 때문이다. 따라서 공간적 자기상관성과 더불어 시간적 자기상관성, 그리고 이들 사이의 상호 연관성이 모두 분석에 고려되어야 한다.

공간 영역  $S$ 와 시간 간격  $T$ 에서 변수  $z = z(\mathbf{s}, t) | \mathbf{s} \in S, t \in T$ 를 고려할 때, 주제도 제작의 최종 목표는 시공간적으로 자료가 획득된 지점에서의 값  $z(\mathbf{s}_\alpha, t_\alpha)$ ;  $\alpha = 1, \dots, n$ 을 이용하여 자료가 없는 지점에서의  $z$ 값을 예측하는 것이다.

시공간적으로 상관된 확률변수들의 집합체로 간주할 수 있는 확률함수 모델  $Z(\mathbf{s}, t)$ 는 일반적으로 식(1)과 같이 경향 성분  $m(\mathbf{s}, t)$ 과 이 경향 성분 주변의 변동성을 모델링하는 잔차 성분  $R(\mathbf{s}, t)$ 으로 분해될 수 있다(Kyriakidis and Journel, 1999).

$$Z(\mathbf{s}, t) = m(\mathbf{s}, t) + R(\mathbf{s}, t), \quad \forall \mathbf{s} \in S, t \in T \quad (1)$$

경향 성분  $m(\mathbf{s}, t)$ 은 일반적으로 시공간 좌표계에 대해 결정론적 함수로, 잔차 성분  $R(\mathbf{s}, t)$ 은 평균 0인 정상성 확률 함수(stationary random function)로 간주된다. 만약 고려하고 있는 변수와 연관성이 있는 부가 자료가 존재할 경우, 경향 성분 모델링 과정에서 통합할 수 있다. 따라서 잔차 성분은 시공간적 경향성과 부가 자료의 영향이 제거된 성분을 의미한다.

이 연구에서 고려하는 시간별 기온자료는 일반적으로 하루 주기의 반복 패턴을 나타낸다. 이러한 주기성을 반영하기 위해 24시간 주기의 삼각함수로 fitting을 수행하여 경향 성분을 추출할 수 있

는데, 이 경우 관측 지점에서의 절편과 더불어 삼각함수의 진폭, 위상 계수들을 동시에 공간적으로 내삽해야 하는 번거로움이 있다. 그래서 이 연구에서는 Kyriakidis *et al.*(2004)에 의해 제안된 시기별로 기온값을 공간 평균한 시계열을 기본 함수로 설정하고, 관측소별 시계열과 기본 함수 사이의 선형회귀분석의 계수인 기울기와 절편을 계산한 후에 이 계수값들을 공간 내삽하여 경향 성분을 추출하였다. 기울기와 절편이 각각 1과 0에 가까울수록, 연구지역 내의 기본 함수와 유사함을 나타낸다.

일단 경향 성분을 모델링하면, 이후 분석의 주된 관심은 잔차 성분의 모델링에 있다. 경향성이 제거된 잔차 성분을 확률 변수로 간주하기 때문에, 이후 잔차 성분의 시공간 자기상관성 정보를 모델링해야 한다. 이러한 정보는 기존 공간 지구통계학 분석과 마찬가지로 베리오그램을 통해 모델링된다.

공간과 시간의 이격 간격  $(h_s, h_t)$ 에서의 실험적 시공간 베리오그램은 식(2)로 표현할 수 있다.

여기서  $n(h_s, h_t)$ 는 이격 간격  $(h_s, h_t)$ 에 포함되는 시공간자료 쌍의 개수를 나타낸다.

이후 과정에서 가장 중요한 부분은 계산된 실험적 베리오그램으로부터 모든 공간 및 시간의 이격 간격에서 시공간 자기상관성 구조를 잘 반영하는 모델을 추정하는 것인데, 시공간 베리오그램 모델링과 관련하여 많은 연구가 진행되어 왔다. 기존 연구를 통해 제시된 시공간 베리오그램 모델들로는 메트릭(metric) 모델(Dimitrakopoulos and Luo, 1994), 곱(product) 모델(Rodriguez-Iturbe and Mejia, 1974), 적분 곱(integrated product) 모델

(Cressie and huang, 1999), 곱-합 (product-sum) 모델(De Cesare *et al.*, 2002) 등이 있다. 이 중 곱-합 모델은 다른 모델들에 비해 기존 공간 베리오그램 모델링과 유사하게 시공간 베리오그램 모델링을 수행할 수 있는 장점이 있다(Gething *et al.*, 2007). 이러한 배경에서 이 연구에서는 시공간 베리오그램 모델로 곱-합 모델을 적용하였다.

곱-합 시공간 베리오그램 모델  $\gamma_{st}(h_s, h_t)$ 을 적용하기 위해서는 우선 공간만을 고려한 공간 베리오그램과 시간만을 고려한 시간 베리오그램을 모델링해야 한다. 이 때 실험적 공간 베리오그램 모델은  $h_t = 0$ , 즉 동일시기에 서로 다른 지점에 위치한 자료들을 고려하며, 실험적 시간 베리오그램 모델은  $h_s = 0$ , 즉 동일 지점에서의 서로 다른 시기의 자료를 이용한다. 적절한 모델과 파라미터들을 이용하여 개별적인 베리오그램 모델링을 수행한 후에, 실험적 시공간 베리오그램을 계산하고 이로부터 시공간 베리오그램의 문턱값(sill)을 찾아낸다. 이러한 과정을 거쳐서 최종적으로 시공간 베리오그램 모델은 식(3)가 같이 개별적인 공간 베리오그램 모델  $\gamma_s$ 와 시간 베리오그램  $\gamma_t$ 의 곱과 합의 결합으로 표현된다(De Cesare *et al.*, 2001).

여기서  $Sill_s(0)$ 과  $Sill_t(0)$ 는 공간 베리오그램과 시간 베리오그램의 문턱값을 각각 나타낸다.

식(3)에서 필요한 파라미터  $k_1$ ,  $k_2$ ,  $k_3$ 은 식(4)로 정의되며, 양수이거나 음수가 되지 않아야 하는 제한 조건들을 만족해야 한다.

여기서  $Sill_{st}(0,0)$ 는 시공간 베리오그램의 문턱값을 나타낸다.

이렇게 잔차의 시공간 베리오그램 모델이 결정되면, 시공간 크리깅을 통해 샘플링되지 않은 지

$$\hat{\gamma}_{st}(h_s, h_t) = \frac{1}{2n(h_s, h_t)} \sum_{\alpha=1}^{n(h_s, h_t)} [z(\mathbf{s}_\alpha, t_\alpha) - z(\mathbf{s}_\alpha + h_s, t_\alpha + h_t)]^2 \quad (2)$$

$$\gamma_{st}(h_s, h_t) = (k_1 Sill_s(0) + k_3) \gamma_t(h_t) + (k_1 Sill_t(0) + k_2) \gamma_s(h_s) - k_1 \gamma_s(h_s) \gamma_t(h_t) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} k_1 &= \frac{[Sill_s(0) + Sill_t(0) - Sill_{st}(0,0)]}{Sill_s(0) Sill_t(0)} > 0 \\ k_2 &= \frac{[Sill_{st}(0,0) - Sill_t(0)]}{Sill_t(0)} \geq 0 \\ k_3 &= \frac{[Sill_{st}(0,0) - Sill_s(0)]}{Sill_s(0)} \geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

$$z^*(s,t) = \sum_{\alpha=1}^{n(s,t)} \lambda_\alpha(s,t) z(s_\alpha, t_\alpha) \quad \text{with} \quad \sum_{\alpha=1}^{n(s,t)} \lambda_\alpha(s,t) = 1 \quad (5)$$

점에서의 잔차값을 예측하게 되고, 최종적인 주제도는 식(1)에 따라 앞서 모델링한 경향 성분과 잔차 성분을 합하여 작성된다. 이 연구에서는 잔차의 내삽에 시공간 정규 크리깅을 적용하였는데, 계산식은 식(5)와 같다.

여기서  $n(s,t)$ 는 미리 정해진 시공간 탐색 반경 안에 포함되는 시공간자료의 개수를 나타낸다.

크리깅 알고리즘의 예측 능력의 정량적 비교를 위해 leave-one-out 교차 검증을 수행하였다. 즉 전체 관측값들을 하나씩 제외한 후에 나머지 관측값만을 이용하여 제외된 지점에서의 관측값을 예측하는 방식을 차용하였다. 크리깅 수행시 사용하지 않은 원래 관측값과 크리깅 알고리즘에 의해 그 지점에서 예측된 값을 비교함으로써 정량적 성능 비교가 가능하다. 예측 능력의 정량적 비교를 위해 평균 절대 오차(mean absolute error: MAE)를 계산하였으며, 정규 크리깅과 회귀분석 크리깅에 대한 상대적 평균 절대 오차의 향상도(relative improvement index: RI)를 계산하여 비교하였다. 평균 절대 오차와 상대적 향상도는 식(6)을 이용하여 계산하였다.

$$\begin{aligned} \text{MAE} &= \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n |z(u_\alpha) - z^*(u_\alpha)| \\ \text{RI}_{ij} &= \frac{(\text{MAE}_i - \text{MAE}_j)}{\text{MAE}_i} * 100 \end{aligned} \quad (6)$$

여기서  $z^*(u_\alpha)$ 는 교차 검증을 통해 계산된 샘플링 위치에서의 크리깅 추정치를 의미한다.  $\text{RI}_{ij}$ 는 i 번째 크리깅 알고리즘의 평균 절대 오차에 대한 j 번째 크리깅 알고리즘의 평균 절대 오차의 상대적 향상도를 나타낸다.

<그림 2>는 이 연구에 적용된 자료 분석 절차를 나타낸다. 우선 관측 지점에서의 경향 성분을 추출한 후에 지형 효과를 반영할 수 있도록 고도 자료를 이용하여 연구지역 전체에 걸친 시간별 경향 성분을 유추하였다. 그리고 관측 지점에서의 기온 값에서 전단계에서 계산한 경향 성분을 빼서 잔차 성분을 추출하였다. 이렇게 추출된 잔차 성분에

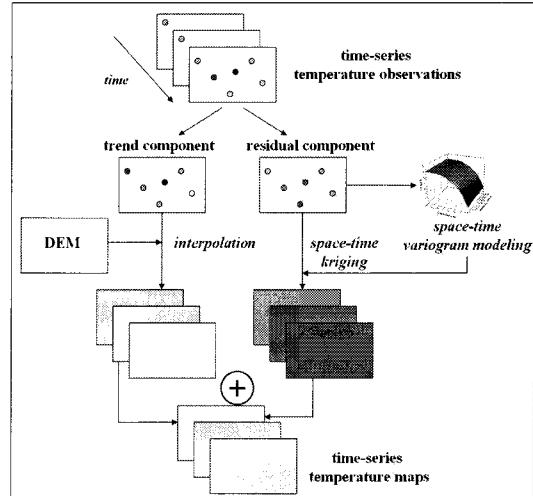


그림 2. 시공간 크리깅을 이용한 시계열 기온 분포도 작성 절차

대해 실험적 베리오그램을 작성한 후에 곱-합 베리오그램 모델을 이용하여 시공간 베리오그램을 모델링하였다. 시공간 베리오그램 모델에 기반을 두어 시공간 정규 크리깅을 수행하여 연구지역 전체와 고려한 시간에 대해 잔차 성분을 유추하였다. 최종적으로 연구지역의 시계열 기온 분포도는 유추된 경향 성분과 잔차 성분을 합하여 작성하였다.

## 4. 결과 및 고찰

### 1) 경향 성분 추출

<그림 3(a)>는 이러한 공간 평균 시계열 프로파일을 나타내고 있는데, 24시간 주기 패턴이 나타나고 있지만 진폭은 시간에 따라 차이가 남을 확인할 수 있다. 우선 관측소별 시계열과 <그림 3(a)>의 공간 평균 시계열 프로파일과의 선형회귀분석을 수행하여 관측소별로 기울기와 절편을 계산하였다. 이 연구에서는 기울기와 절편을 공간 내삽하는 과정에서 이 계수들과 관련이 있는 연구 지역내의 고도 자료를 이용하여 경향 성분에 지형 효과를 반영하였다. 고도 자료와 관측소별 기울기와 절편의 선형상관계수를 계산한 결과, 절편과

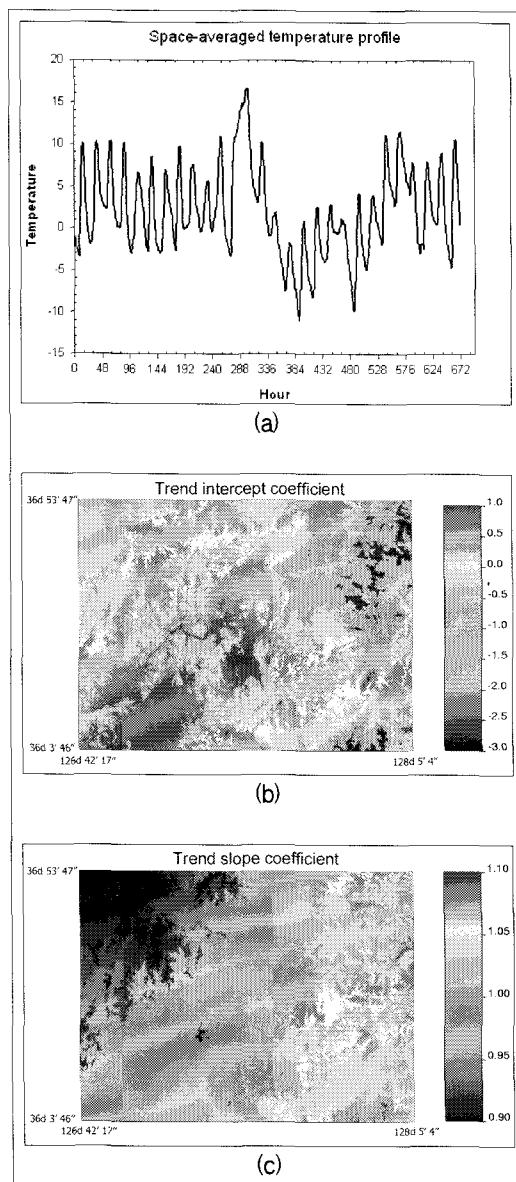


그림 3. (a) 연구지역내 공간 평균 기온 시계열 프로파일, (b) 공간 평균 기온 시계열 프로파일에 대한 절편 분포도, (c) 공간 평균 기온 시계열 프로파일에 대한 기울기 분포도

고도의 선형상관계수가  $-0.77$ 로 강한 음의 상관관계를 나타내었으며, 기울기는  $-0.26$ 으로 절편에 비해 선형상관성이 두드러지지 않지만 음의 상관관계가 있음을 확인할 수 있었다. 이러한 선형상관관계에 기반하여, 절편과 기울기의 공간 내삽 과정에 고도 자료를 이용하기 위해 다변량 크리깅

기법중 하나인 외부 추세 크리깅(kriging with an external drift)을 적용하였다. 이 기법은 부가 자료가 고려하고 있는 변수와 선형상관관계가 존재할 때 적용할 수 있으며, 추정 위치에서 이 두 변수 사이의 선형관계성을 재추정하는 방식을 차용한다 (Goovaerts, 1997).

<그림 3(b, c)>는 지형 효과를 반영한 기울기와 절편 계수의 공간 분포도를 나타내고 있다. 선형상관계수값에서 예상할 수 있듯이, 절편에서 지형효과가 두드러지게 나타나고 있는데, 고도가 높은 지역에서 절편값이 상대적으로 낮게 나타나고 있다. 반면 기울기에서는 상대적으로 이러한 관계성이 약화되었지만, 연구 지역의 우측에서 지형효과를 반영하는 양상을 보이고 있다. 이 계수값과 <그림 3(a)>의 공간 평균 기온 시계열 프로파일을 결합함으로써 매 시간별 연구지역내의 경향성분 분포도를 얻을 수 있다. <그림 4>는 시범적으로 작성한 2월 15일 오전 9시와 오후 2시의 경향성분 분포도를 나타내고 있다. 전반적으로 연구지역의

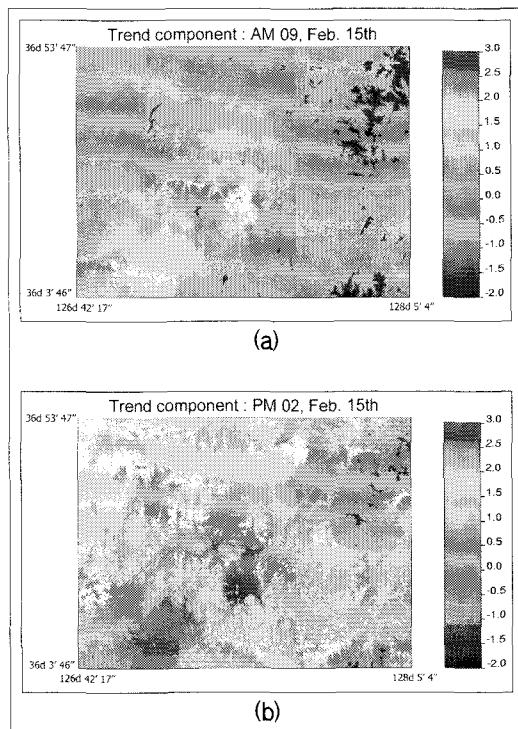


그림 4. 경향 성분 분포도  
(a) 2월 15일 오전 9시, (b) 2월 15일 오후 2시

## 시계열 기온 분포도 작성을 위한 시공간 자기상관성 정보의 결합

중앙에 위치하는 대전시와 남서쪽의 논산 지역에서 상대적으로 높은 기온 경향값을 나타내고 있으며, 우측의 산지지역에서 상대적으로 낮은 값을 나타내고 있다. 이 경향 성분들을 추후 잔차 성분의 모델링 결과와 합침으로써 최종 연구지역의 시간별 기온 분포도를 얻게 된다.

### 2) 잔차 성분의 시공간 베리오그램 모델링

연구 지역 내의 시간적 추이에 따른 변동성과 지형 효과를 반영하는 경향 성분을 추출한 후에, 확률 변수로 간주한 잔차 성분의 내삽 과정에 시공간 상관성 정보를 반영하였다. 우선 시간과 공간 실험적 베리오그램을 작성한 후에 모델링을 수행하였는데, 그 결과는 <표 1>에 제시하였다. 공간 이격거리를 0으로 놓고 계산한 시간 베리오그램은 12시간까지 상관성이 유지되었으며, 지수 모델로 모델링하였다. 시간 이격거리를 0으로 놓고 계산한 잔차의 공간 베리오그램은 시간 베리오그램과 달리 일종의 잡음 효과인 너겟 효과가 존재하고 대략 61km까지 공간적 자기상관성이 유지되

었는데, 이러한 양상은 구형 모델을 이용하여 모델링하였다.

시간 및 공간 베리오그램 모델링을 수행한 후에 곱-합 모델을 적용하여 시공간 베리오그램 모델을 얻게 된다. 식(3)과 (4)의 개별적인 성분들은 <표 1>의 개별적인 시간 및 공간 베리오그램 모델로부터 얻을 수 있으며, 시공간 문턱값은 자료 전체 분산의 95% 이상을 설명할 수 있도록 실험적 시공간 베리오그램의 시각적 판독과 식(4)의 제한조건을 고려하여 1.49로 설정하였다. 이러한 성분들로부터 얻어진 최종 시공간 베리오그램 모델은 <그림 5>에 제시하였으며, 이 모델은 시공간 정규 크리깅에 직접적으로 이용하였다.

### 3) 잔차 성분의 시공간 크리깅 적용 결과

시공간 베리오그램 모델링의 수행 후, 이를 기반으로 잔차에 대해 시공간 정규 크리깅을 적용하여 연구지역의 시계열 잔차 분포도를 작성하였다. 탐색창에 포함되는 시공간 자료의 개수는 베리오그램 모델의 상관거리를 고려하여 설정하였다. 공

표 1. 시간 및 공간 베리오그램 모델 파라미터

베리오그램	파라미터	모델	너겟 효과	부분 문턱값	상관거리
시간 베리오그램		지수 모델	0.00	1.30	12시간
공간 베리오그램		구형 모델	0.25	1.23	61 km

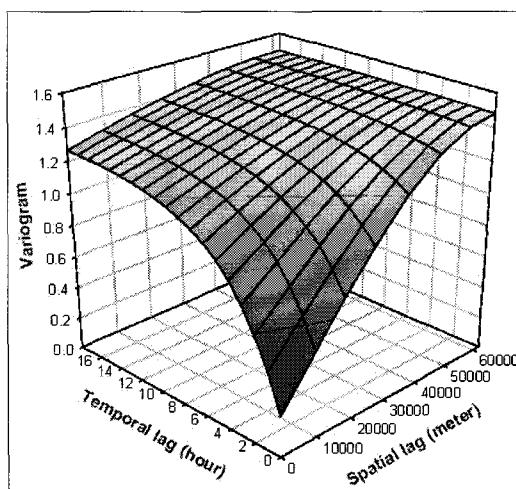


그림 5. 곱-합 모델 기반 시공간 베리오그램 모델

간적으로는 공간 상관거리와 관측소의 배치를 고려하여 최대 16개의 자료를, 시간적으로는 시간 상관거리를 고려하여 12시간 자료를 이용하였으며, 내삽의 공간 해상도는 분석에 사용한 수치표고모델의 해상도를 고려하여 100m로 하였다. 여기서 주의할 점은 탐색창에 포함되는 시공간 자료의 개수는 이용 가능한 샘플 자료의 개수, 공간 배치에 의존적이므로 이 연구에서 적용한 기준이 절대적인 기준이 될 수 없으며, 베리오그램 모델의 상관거리도 함께 고려해야 한다.

시공간 상관성 정보를 반영한 예측 결과의 성능 비교를 목적으로 공간적 자기상관성만을 고려하는 기준 정규 크리깅과 고도 자료를 부가 자료로 이용하는 회귀분석 크리깅(regression-kriging, Hengl

*et al.*, 2007)을 적용하였다. 정규 크리깅과 회귀분석 크리깅은 각각 지형효과와 시간적 상관성 정보 모두의 포함 여부와 시간적 상관성 정보만의 포함 여부에 따른 성능 비교를 위해 적용하였다. 정규 크리깅은 매 시기별 독립적으로 공간 베리오그램 모델링을 수행한 후에 적용하였다. 회귀분석 크리깅의 적용에는 지형 효과의 반영을 위해 매 시기별 독립적으로 고도와의 선형상관관계를 도출하고, 잔차에 대한 공간 베리오그램을 이용하였다.

평균 절대 오차는 전체 26,880개의 자료로부터 계산하였으며, 상대적 평균 절대 오차의 향상도는 시간단위별로 계산하여 총 672개의 값을 얻었으며 이로부터 평균을 비롯한 요약 통계치를 계산하였다. <표 2>의 교차 검증 결과를 살펴보면, 전체 자료에 대해 시공간 상관성 정보와 지형 효과를 모두 고려한 시공간 크리깅의 성능이 제일 우수하였으며, 그 다음으로 고도 자료를 이용한 회귀분석 크리깅의 성능이 우수하였다. 공간적 자기상관성만을 이용하는 정규 크리깅의 성능이 제일 나쁘게 나타났는데, 이는 분량의 제한으로 제시하지 않았지만 공간 베리오그램에서 잡음 효과가 크게 나타난 자료가 많았던 사실에 기인한 것으로 판단된다.

정규 크리깅에 대한 상대적 향상도를 살펴보면, 시공간 크리깅은 평균 약 30%와 최대 72%의 향상도를 나타내었으며, 회귀분석 크리깅은 평균 약 18%와 최대 약 53%의 향상도를 나타내었다. 전체 672시간 중에서 정규 크리깅의 평균 절대 오차가 회귀분석 크리깅과 시공간 크리깅의 평균 절대 오차에 비해 좋게 나타난 경우는 각각 전체의 약 12%와 5% 정도로 적게 나타났다. 또한 시공간 크리깅은 회귀분석 크리깅에 비해 평균 절대 오차에서 평균 약 15%, 최대 65%의 향상도를 나타내었으며, 전체 672시간 중에서 78%에서 회귀분석 크리깅의 성능보다 우수하게 나타났다. 이러한 결

과는 회귀분석 크리깅에 이용되는 고도 자료와 기온자료의 상관성의 시기별 변화에 기인한 것으로 판단된다. 전체 672시간별 고도 자료와 고도 자료의 선형상관계수를 계산해 보면, 평균 -0.50으로 음의 상관관계가 나타나지만, 일부 시기에서는 0에 가까운 값을 나타내거나 약한 선형상관관계를 나타내었다. 이러한 시기들에서 회귀분석 크리깅에 의해 시공간 크리깅의 예측 능력이 우수하게 나타났으며, 이는 시공간 자기상관성 정보의 포함에 기인한 것으로 판단된다.

결론적으로 이러한 교차검증을 통해 우선 기온 소수의 관측지점에서의 공간적 자기상관성만을 고려하는 공간 정규 크리깅에 비해 시간적 자기상관성 정보의 포함 여부와 상관없이 지형 효과를 고려할 경우 예측 능력이 향상됨을 확인할 수 있었다. 또한 이러한 지형 효과와 더불어 시공간 자기상관성 정보를 함께 고려할 경우, 가장 높은 예측 능력을 나타내어 본 연구에서 제안한 기법이 상대적으로 우수함을 정량적으로 확인할 수 있었다.

#### 4) 산출된 기온 분포도 사례

시공간 크리깅의 적용 결과는 지면상의 한계로 2월 15일과 28일의 오전 9시와 오후 2시의 기온 분포도만을 제시하였다(그림 6). 2월 15일의 기압 배치는 시베리아 고기압의 중심기압이 1월에 비해 낮아지고 한반도 주위에서 등압선 간격이 약간 넓어지지만 여전히 강한 고기압의 영향으로 찬 공기가 북서쪽에서 유입되는 기압패턴을 보였다. 2월 28일의 기압배치는 등압선 간격이 더욱 넓어지지만 기압패턴은 여전히 겨울 형태를 유지하였다.

시공간 크리깅의 적용결과, 대전, 청주, 천안, 아산을 중심으로 한 시가화지역 주변과 평지 및 구릉지에서의 기온이 높게 나타난 반면, 계룡산을

표 2. 교차 검증 결과

통계값 알고리즘	평균 절대 오차	정규 크리깅에 대한 상대적 향상도 (%)						회귀분석 크리깅에 대한 상대적 향상도 (%)					
		평균	최대값	75% 분위수	중앙값	25% 분위수	최소값	평균	최대값	75% 분위수	중앙값	25% 분위수	최소값
정규 크리깅	0.96	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
회귀분석 크리깅	0.79	17.91	53.17	30.06	16.88	6.34	-23.05	-	-	-	-	-	-
시공간 크리깅	0.66	29.39	72.18	41.54	29.62	18.55	-14.60	14.88	65.40	26.68	15.00	2.69	-14.88

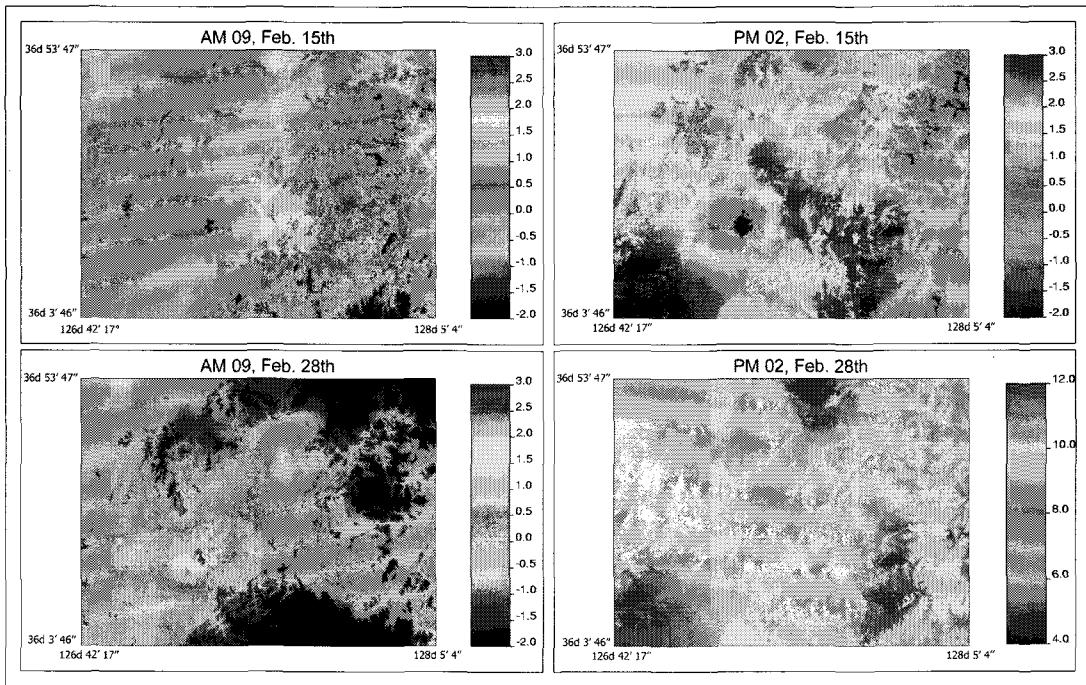


그림 6. 시공간 크리깅에 의해 작성된 2월 15일과 28일의 오전 9시 및 오후 2시 기온 분포도

포함한 차령산지 및 연구지역 동측의 소백산지에서는 낮게 나타나고 있다. 일반적으로 이러한 경향은 해발고도의 차이에서 오는 기온분포의 패턴과 동일하다고 간주할 수 있다. 2월 15일의 시공간 크리깅을 적용한 기온분포도를 살펴보면, 오전에서 오후로 가면서 기온이 상승하고, 기온 분포의 패턴은 변화가 없지만 도시 주변 및 분지에서의 기온 상승의 폭이 산지의 기온 상승의 폭보다 더 크게 나타나는 것으로 분석되었다. 이러한 결과는 도시의 열섬효과와 같은 사회적인 요인과 분지라는 지형적인 요인에 기인한 것으로 판단된다. 2월 15일과 2월 28일의 오전 9시의 기온분포도를 살펴보면, 최고기온은 모두 약 3°C로 이 기간 동안 기온 차이를 보이지 않지만, 오후 2시 기온분포도에서는 최고기온이 2월 15일에 약 3°C, 2월 28일에 약 12°C로 약 9°C의 큰 차이를 보이고 있다. 이러한 차이는 2월 중순에서 2월 말로 넘어가면서 즉 봄철에 가까워지면서 일교차가 커지고 있기 때문이다. 최고기온이 나타나는 지역들은 주로 시가화 주변지역으로, 이들 지역은 계절적인 변화에 따라 최고기온 변화가 상대적으로 산지지역에 비해 더 크게 나타났다.

## 5. 결 론

이 연구에서는 기온 관측 자료를 이용하여 시계열 기온 분포도를 작성할 때, 시간적 상관성 정보와 부가 자료인 고도 자료를 함께 결합할 수 있는 경향 및 잔차 성분 분해 기반 시공간 크리깅 기법을 적용하였다. 적용 기법은 경향 성분 모델링 과정에 고도 자료와 같은 부가 자료를 결합할 수 있으며, 잔차 성분 모델링 과정에 시공간 상관성 정보를 시공간 베리오그램 모델을 이용하여 반영할 수 있다.

이 기법의 적용성 평가를 위해 2009년 2월 한 달 동안 1시간 간격으로 측정된 기온자료를 대상으로 한 사례연구를 수행하였다. 수행 결과, 예측 능력 측면에서 제안 기법은 시간 차원을 고도 자료와 함께 추가함으로써 기존 공간적 자기상관성 만을 고려한 정규 크리깅 기법과 부가 자료를 이용하는 회귀분석 크리깅 기법에 비해 평균 절대 오차에서 평균적으로 약 30%와 15%의 향상도를 각각 나타내었다. 즉 공간적으로 수가 부족한 자료를 이용하여 미지의 지점에서의 값을 예측할 때, 연관성이 높은 부가 자료의 이용과 더불어 가용할

수 있는 자료의 수가 많은 시간 차원을 분석에 추가함으로써 지형 효과를 반영하는 기온 분포도 추정이 가능하며, 보다 예측 능력이 높은 추정이 가능함을 확인할 수 있었다.

이 연구는 방법론의 제시와 더불어 2월 한 달 자료에 대한 사례 연구 결과를 제시하였는데, 일별 종관 날씨 패턴의 종류에 따라 시공간 상관성이 달라지며 이에 기온 분포가 의존적이라는 점을 고려할 때 기온 분포의 해석과 관련하여 일반화에는 한계가 있다. 또한 계절별, 지역별 특성에 따라 기온의 시공간적 상관성 정보 혹은 고도 자료와의 연관성 정도가 바뀔 수 있다. 따라서 이러한 변이를 고려하기 위해 공간적으로는 우리나라 전역, 시간적으로는 장기간 관측 자료에 대한 사례 연구를 수행함으로써 이 연구에서 제시한 방법론의 적용 가능성에 대한 검증이 필요할 것으로 판단된다.

이 연구에서 적용한 시공간 지구통계학의 개념은 기온뿐만 아니라, 시계열로 자료가 측정될 수 있는 강수, 대기오염 물질 모니터링 자료 등에도 적용이 가능하다. 이 연구에서는 기온과 관련된 부가 자료로 고도 자료만을 이용하였는데, 방법론 상 경향 성분 모델링 과정에서 다양한 부가 자료의 이용이 가능하다. 예를 들어, 기온은 지형 이외에도 도시화율, 토지 피복/이용 등과 같은 자료와의 연관성이 존재하는데, 이러한 부가 자료들을 이용한 연구를 앞으로 수행할 계획이다.

## 문 헌

- 건설교통부, 2003, 한국지리지-충청편-, 건설교통부 국토지리정보원.
- 박노옥·장동호, 2008, 수치표고모델과 다변량 크리깅을 이용한 기온 및 강수 분포도 작성, 대한지리학회지, 43(6), 1002-1015.
- 박창용·최영은, 2011, 고품질의 기온자료를 이용한 연·계절평균기온의 변화에 관한 연구, 대한지리학회지, 46(1), 20-35.
- 이민아·이우균·송칠철·이준학·최현아·김태민, 2007, 기온 및 강수량의 시공간 변화예측 및 변이성, 한국GIS학회지, 15(3), 267-278.
- 홍기옥·서명석·나득균·장동호·김찬수·김맹기, 2007, GIS와 PRISM을 이용한 고해상도 격자형

- 기온자료 추정, 대기, 17(3), 255-268.
- 황연상·정영훈·임광섭·허준행, 2010, 강우-유출 모형 적용을 위한 강우 내삽법 비교 및 2단계 일강우 내삽법의 개발, 한국수자원학회논문집, 43(12), 1083-1091.
- Cressie, N. and Huang, H.C., 1999, Classes of nonseparable, spatio-temporal stationary covariance function, *Journal of the American Statistical Association*, 94, 1330-1340.
- De Cesare, L., Myers, D.E., and Posa, D., 2001, Estimating and modeling space-time correlation structures, *Statistics & Probability Letters*, 51, 9-14.
- De Cesare, L., Myers, D.E., and Posa, D., 2002, FORTRAN programs for space-time modeling, *Computers & Geosciences*, 28, 205-212.
- De Iaco, S., Myers, D.E., and Posa, D., 2002, Space-time variograms and a functional form for total air pollution measurements, *Computational Statistics and Data Analysis*, 41, 311-328.
- Deutsch, C.V. and Journel, A.G., 1998, *GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide*, Oxford University Press.
- Dimitrakopoulos, R. and Luo, X., 1994, Spatiotemporal modeling: covariances and ordinary kriging systems, in Dimitrakopoulos, R. (ed.), *Geostatistics for the Next Century*, Kluwer, 88-93.
- Douaik, A., Van Meirvenne, M., and Toth, T., 2005, Soil salinity mapping using spatio-temporal kriging and Bayesian maximum entropy with interval soft data, *Geoderma*, 128, 234-248.
- Ekstrom, M., Kyriakidis, P.C., Chappell, A., and Jones, P.D., 2007, Spatiotemporal stochastic simulation of monthly rainfall patterns in the United Kingdom (1980-87), *Journal of Climate*, 20, 4194-4210.
- Fernandez-Cortes, A., Calaforra, J.M., Jimenez-Espinosa, R., and Sanchez-Martos, F., 2006, Geostatistical spatiotemporal analysis of air

- temperature as an aid to delineating thermal stability zones in a potential show cave: implications for environment management, *Journal of Environmental Management*, 81, 371–383.
- Gething, P.W., Atkinson, P.M., Noor, A.M., Gikandi, P.W., Hay, S.I., and Nixon, M.S., 2007, A local space-time kriging approach applied to a national outpatient malaria data set, *Computers & Geosciences*, 33, 1337–1350.
- Goovaerts, P., 1997, *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*, Oxford University Press.
- Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., and Rossiter, D.G., 2007, About regression-kriging: from equations to case studies, *Computers & Geosciences*, 33, 1301–1315.
- Heuvelink, G.B.M. and Griffith, D.A., 2010, Space-time geostatistics for geography: a case study of radiation monitoring across parts of Germany, *Geographical Analysis*, 42, 161–179.
- Journel, A.G. and Huijbregts, C.J., 1978, *Mining Geostatistics*, Academic Press.
- Kyriakidis, P.C. and Journel, A.G., 1999, Geostatistical space-time models, *Mathematical Geology*, 31, 651–684.
- Kyriakidis, P.C. and Journel, A.G., 2001a, Stochastic modeling of atmospheric pollution: a spatial time-series framework. Part I: methodology, *Atmospheric Environment*, 35, 2331–2337.
- Kyriakidis, P.C. and Journel, A.G., 2001b, Stochastic modeling of atmospheric pollution: a spatial time-series framework. Part II: application to monitoring monthly sulfate deposition over Europe, *Atmospheric Environment*, 35, 2339–2348.
- Kyriakidis, P.C., Miller, N.L., and Kim, J., 2004, A spatial time series framework for simulating daily precipitation at regional scales, *Journal of Hydrology*, 297, 236–255.
- Park, S., 2009, Estimating air temperature over mountainous terrain by combining hypertemporal satellite LST data and multivariate geostatistical methods, *Journal of the Korean Geographical Society*, 44, 105–121.
- Rodriguez-Iturbe, I. and Mejia, J.M., 1974, Design of rainfall networks in time and space, *Water Resources Research*, 10, 713–728.
- Spadavecchia, L. and Williams, M., 2009, Can spatio-temporal geostatistical models improve high resolution regionalisation of meteorological variables?, *Agricultural and Forest Meteorology*, 149, 1105–1117.

• 교신 : 장동호(공주대학교 지리학과 부교수, gisrs@kongju.ac.kr)

Correspondence : Jang, Dong-Ho (Associate Professor, Department of Geography, Kongju National University, gisrs@kongju.ac.kr)

(접수: 2011.4.13, 수정: 2011.5.29, 채택: 2011.7.2)